

Titre: Développement d'une approche de modélisation mixte pour la
Title: représentation du traitement mécano-biologique

Auteur: Fabrice Tanguay-Rioux
Author:

Date: 2021

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Tanguay-Rioux, F. (2021). Développement d'une approche de modélisation mixte
Citation: pour la représentation du traitement mécano-biologique [Ph.D. thesis,
Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/9957/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/9957/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Robert Legros, Martin Héroux, & Laurent Spreutels
Advisors:

Programme: Génie chimique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Développement d'une approche de modélisation mixte pour la représentation
du traitement mécano-biologique**

FABRICE TANGUAY-RIOUX

Département de génie chimique

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*

Génie chimique

Décembre 2021

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Cette thèse intitulée :

Développement d'une approche de modélisation mixte pour la représentation du traitement mécano-biologique

présentée par **Fabrice TANGUAY-RIOUX**

en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

Jason Robert TAVARES, président

Robert LEGROS, membre et directeur de recherche

Martin HÉROUX, membre et codirecteur de recherche

Laurent SPREUTELS, membre et codirecteur de recherche

Guillaume MAJEAU-BETTEZ, membre

Céline VANECKHAUTE, membre externe

REMERCIEMENTS

J'aimerais tout d'abord remercier mon directeur de recherche, Robert Legros, pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce projet. Sa grande disponibilité et sa confiance m'ont permis de mener à bien ce projet. Je tiens également à remercier mes codirecteurs de recherche, Laurent Spreutels et Martin Héroux, pour leur support tout au long du projet et leurs nombreux commentaires constructifs qui m'ont permis d'en apprendre plus sur le monde des matières résiduelles et de continuellement m'améliorer.

Je remercie les différents partenaires de la CRMVR pour leur support financier et pour l'aide apportée dans les différentes phases du projet. Je tiens particulièrement à remercier Maxime Roberge, de la Ville de Montréal, pour son aide précieuse durant les caractérisations effectuées.

Je remercie mes nombreux collègues et amis qui ont passé par la CRVMR ou que j'ai côtoyés à Polytechnique au cours des dernières années. Je remercie particulièrement Mathieu qui m'a généreusement accueilli dans son bureau pendant plusieurs années.

Je tiens également à remercier ceux et celles qui ont pris de leur temps pour m'aider dans mes caractérisations de matières résiduelles. Je suis conscient que ce n'est pas toujours l'activité la plus agréable à faire. Vous m'avez permis de sauver un temps fou. Je remercie particulièrement Arianne pour les nombreuses heures passées au centre de tri.

Finalement, je remercie mes amis, ma famille, et surtout Kyela, pour leur support tout au long de mes études et durant la réalisation de ce projet.

RÉSUMÉ

Dans les dernières années, beaucoup d'efforts ont été investis par les différentes instances gouvernementales pour réduire l'impact environnemental associé au traitement des matières résiduelles, en misant principalement sur une amélioration du tri à la source. Ces efforts ont permis une réduction importante de la quantité de matières résiduelles enfouies chaque année, tout en contribuant également à une modification de la composition de ces matières. Par contre, malgré une amélioration continue du tri à la source par le citoyen, il est attendu qu'une quantité importante de matières résiduelles ayant un potentiel de valorisation élevé continue d'être enfouie chaque année, indiquant un besoin clair pour l'implémentation de solutions complémentaires. L'approche la plus souvent utilisée pour valoriser les ordures ménagères et réduire leur impact environnemental est le traitement mécano-biologique. Malgré son importance en Europe, le traitement mécano-biologique demeure largement méconnu en Amérique du Nord, principalement dû à des essais peu fructueux par le passé. Ainsi, les premières usines construites ont fermé, étant incapables de produire des matières ayant une qualité satisfaisante en suffisamment grande quantité. Une des raisons expliquant ce problème est que ce type de procédé est généralement conçu à partir de méthodes semi-empiriques qui ne sont pas nécessairement représentatives de la situation représentée.

Pour remédier à la situation, il est primordial d'être en mesure de prédire la composition et les principales propriétés physiques des matières produites par un traitement mécano-biologique. Ainsi, une modélisation rigoureuse de ce procédé est nécessaire afin de permettre de prendre en compte la variabilité de l'intrant et des différentes configurations possibles lors de la conception de ce type de procédé. Également, une meilleure compréhension des mécanismes physiques du procédé doit être atteinte. Pour ce faire, un nouvel outil de modélisation hybride et flexible est proposé dans cette thèse.

Une analyse des données disponibles portant sur l'opération d'équipements de tri de matières résiduelles a montré que peu de données sont disponibles dans la littérature quant à l'efficacité de ces équipements, dû à la complexité de déterminer ces valeurs. Afin de remédier à cette problématique, une méthodologie basée sur un algorithme d'optimisation linéaire a été proposée permettant la résolution des bilans de masse de ce type de procédé. La méthodologie a été validée à partir de caractérisations effectuées pour une centre de tri de matières recyclables situé au Québec,

indiquant qu'il est possible de résoudre la sous-détermination du bilan de masse à partir de caractérisations appropriées et ciblées.

L'analyse de la littérature a également permis d'identifier une grande variabilité des efficacités de séparation des différents équipements de tri selon les situations, menant à des lacunes lors de la prédiction de leurs rendements. Toutefois, pour la prédiction du rendement global d'un procédé de tri, l'importance de cette variabilité dépend de la famille de séparateur mécanique considérée. Ainsi, les séparateurs directs ciblant une propriété sont caractérisés par une sensibilité plus grande que les séparateurs indirects et les séparateurs directs ciblant un type de matière. Ce premier type de séparateur a une influence importante sur le calcul de la récupération de tous les produits d'un centre, faisant en sorte qu'une modélisation des mécanismes physiques est essentielle pour ce type de séparateur.

La modélisation des mécanismes physiques d'un séparateur mécanique requiert toutefois une connaissance approfondie des propriétés physiques des matières résiduelles. Par contre, peu de données sont disponibles dans la littérature quant aux principales propriétés, soit la taille des particules, la densité et le facteur de forme. Également, aucune approche statistique n'est présentement privilégiée pour exprimer la taille des particules ou la densité, alors qu'aucune méthode quantitative n'a été utilisée dans la littérature pour exprimer le facteur de forme des matières résiduelles.

Une première caractérisation de matières résiduelles mixtes a permis de montrer que la taille des particules des matières résiduelles peut adéquatement être représentée par une distribution de Rosin-Rammler. Également, il est possible de prédire la taille des particules d'un mélange de matières résiduelles comme la somme pondérée des tailles de particules de ses différentes fractions. Ceci permet donc de prédire cette propriété pour n'importe quel mélange de matières. La taille de particules de matières résiduelles mixtes est également représentée par deux modes, soit un pour les matières organiques et un pour les matières inorganiques. La taille de particules d'un mélange de matières peut donc être simplifiée par deux distributions de Rosin-Rammler lorsque la composition est inconnue.

Une deuxième caractérisation effectuée sur des matières recyclables a permis de proposer une première méthode dans la littérature pour quantifier le facteur de forme, soit en utilisant la fraction de vide des objets. Ainsi, les objets ayant une taille en trois dimensions ont une fraction de vide

supérieure à 0,95, alors que les objets ayant plutôt une forme en deux dimensions ont plutôt une fraction de vide inférieure à 0,91. Cette caractérisation a également permis de déterminer des paramètres statistiques importants pour représenter la densité et la taille des particules de plusieurs catégories de matières résiduelles et de démontrer l'influence de ces propriétés sur l'efficacité de séparation des opérations de tri.

Finalement, l'obtention de ces résultats a permis de développer un premier outil de modélisation prenant en compte les mécanismes physiques d'un procédé de tri mécanique de matières résiduelles. Le modèle développé se base sur une représentation rigoureuse des propriétés physiques des matières résiduelles et permet donc de prendre réellement en compte l'impact de la composition des matières entrantes sur l'efficacité de séparation du centre. Ainsi, la qualité des produits issus d'un centre de tri peut donc être prédite avec plus de confiance, menant à l'identification de pistes d'optimisation pour ces procédés. Cette modélisation permet également de prendre en compte l'impact de la configuration du centre et des principales conditions d'opération sur l'efficacité de tri des équipements.

Cette thèse propose donc des pistes pour améliorer la compréhension du traitement mécano-biologique et de ses produits. Ceci est d'ailleurs essentiel afin d'améliorer la qualité des produits et d'ainsi pouvoir atteindre de nouveaux débouchés pour les matières résiduelles. Ces améliorations pourraient s'avérer très importantes pour réduire les impacts environnementaux et sociaux associés au traitement des matières résiduelles, tout en permettant une meilleure valorisation des ressources.

ABSTRACT

During the past few years, a lot of effort has been made by the governments to reduce the environmental impacts associated to waste management treatment. To do so, a key aspect was to improve source separation collections. These efforts lead to an important reduction of the amount of waste landfilled each year. However, despite these improvements, an important quantity of solid waste, that could otherwise be valorized, is still eliminated every year. This makes it necessary to develop new alternatives to recover these wastes. The most common approach used to valorize mixed municipal solid waste and reduce the environmental impact associated to their treatment is the mechanical-biological treatment. Even though this process is largely used in Europe, it is still largely unknown in North America due to unsuccessful previous trials. Many of the first examples of mechanical-biological treatment facilities have closed due to an insufficient performance, leading to a poor recovery and a poor purity of the different products. One of the reasons leading to this problematic is that these processes are often designed based on semi-empirical methods that are not necessarily representative of the situation for which they are implemented.

To overcome this problematic, it is essential to adequately predict the composition and the physical properties of the products of mechanical-biological treatment processes. Therefore, a rigorous model is required to predict these parameters according to the input composition and the configuration of the facility. Also, a better understanding of the physical mechanisms occurring during the mechanical separation steps is needed. To do so, a new modeling tool is presented in this thesis. This modular tool is based on the integration of two modeling approaches that provide a high flexibility and a clear description of the sorting mechanisms.

First, an analysis of the literature showed that few sorting efficiencies of the main mechanical sorting unit operations are currently available, due to the high complexity of calculating these data for a facility. To overcome this difficulty, a new methodology based on an optimization algorithm has been presented, allowing to solve the mass balance of this type of process. The methodology has also been validated based on waste characterizations realized in a material recovery facility of commingled recyclable materials located in the province of Quebec. This demonstrates that it is possible to solve the under-determination of the mass balance for this type of problem based on appropriate characterizations.

The literature review also allowed to identify a large variability among the available sorting efficiencies data according to the situation, leading to potential inconsistent yield predictions. However, in order to predict the global yield of a material recovery facility, the impact of the variability depends on the type of sorting separator. The variability of direct separators targeting a waste property was shown to have a larger influence on the yield than the variability of indirect separators targeting a waste material. This larger variability makes it essential to consider the physical mechanisms of this type of separator while modeling material recovery facilities.

To model the physical mechanisms of a sorting unit operations, a thorough understanding of the physical properties of the waste materials is required. The literature review however showed that there is little data available on the main waste properties, such as the particle size, the density and the shape factor. Additionally, particle size and density have been calculated in previous works based on many different approaches, leading to important inconsistencies. As for the shape factor, it has never been quantified for municipal solid waste.

A first waste characterization of mixed municipal solid waste allowed to demonstrate that unprocessed waste particle size can adequately be predicted based on a Rosin-Rammler distribution. Also, the particle size distribution of a mix of solid waste can be predicted as the weighted sum of the particle size of its different fractions. This result makes it possible to predict the particle size distribution of any mix of solid waste. This characterization also showed that this property is defined by two distinct modes, one for the organic materials and one for the inorganic materials. The particle size distribution of a mix of solid waste can thus be simplified based on a bimodal distribution when the composition is unknown.

A second characterization performed on source-separated recyclable materials allowed to present the first methodology to quantify the shape factor, which is based on the void fraction of the waste items. It was shown that three dimensional waste categories have a void fraction larger than 0.95 while two dimensional waste categories have a void fraction smaller than 0.91. This second characterization also allowed to determine statistical parameters to model both the density and the particle size of several waste categories. The influence of these properties on the mechanical separation was also demonstrated.

Finally, based on the previous results, a new tool allowing to predict the material flows of a material recovery facility was developed. This tool allows to take into account the physical mechanisms of the main unit operations of the process. It is based on a rigorous modeling of the physical properties of the waste, and therefore allows to consider the influence of the sorting sequence and the main unit operations on the process outputs. This allows to increase the certainty on the results of the prediction of the quality of this type of facility, thus allowing to guide future improvements.

This thesis presents new alternatives to improve the understanding related to mechanical-biological treatment and its products, leading to a better identification of potential markets. This is essential to reduce the environmental impact associated to municipal solid waste treatment and to increase resource recovery.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	X
LISTE DES TABLEAUX.....	XVI
LISTE DES FIGURES.....	XVII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS.....	XX
LISTE DES ANNEXES.....	XXI
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Mise en contexte.....	1
1.2 Cadre de la thèse.....	5
1.3 Structure de la thèse	5
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	7
2.1 Fonctionnement du traitement mécano-biologique et applications futures.....	7
2.1.1 Le tri mécanique.....	8
2.1.2 Le traitement biologique	14
2.1.3 Les produits du TMB et leurs applications	17
2.2 Modélisation du traitement mécano-biologique.....	24
2.2.1 Modélisation générale des systèmes de gestion de matières résiduelles.....	24
2.2.2 Application de la MFA au tri mécanique	27
2.2.3 Application de l'ACV au tri mécanique.....	29
2.2.4 Modèles mécanistiques	30
2.2.5 Autres approches de modélisation.....	33

2.2.6	Détermination de coefficients de transferts.....	34
2.2.7	Les limites actuelles de la représentation numérique.....	38
2.3	Propriétés physiques des matières résiduelles.....	39
2.3.1	Taille des particules.....	40
2.3.2	Densité.....	41
2.3.3	Facteur de forme.....	41
2.3.4	Autres propriétés	42
2.4	Analyse critique de la littérature	43
CHAPITRE 3 OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE		46
3.1	Objectifs du projet.....	46
3.2	Méthodologie générale.....	47
3.2.1	Caractérisations des matières résiduelles	48
3.2.2	Description de l'outil de modélisation	51
3.2.3	Validation des modèles développés	54
3.3	Organisation de la thèse	55
CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : A METHOD FOR ASSESSING THE PERFORMANCE OF SORTING UNIT OPERATIONS IN A MATERIAL RECOVERY FACILITY BASED ON WASTE CHARACTERIZATIONS		58
4.1	Introduction	59
4.2	Materials and methods	61
4.2.1	System description	61
4.2.2	Material flow analysis of a complex system	62
4.2.3	Application of the methodology to a real case study	67
4.2.4	Calculation of transfer coefficients	70
4.2.5	Model validation	71

4.3	Results and discussion.....	72
4.3.1	Characterization results	72
4.3.2	Sensitivity analysis of the initial vector	73
4.3.3	Model validation	75
4.3.4	Separation efficiency of the unit operations of the process	76
4.3.5	Waste separation efficiency of the MRF	78
4.3.6	Scenario analyses	81
4.3.7	Limitations of the model	83
4.4	Conclusion.....	84
CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : ON THE LIMITS OF EMPIRICAL PARTITION COEFFICIENTS FOR MODELING MATERIAL RECOVERY FACILITY UNIT OPERATIONS IN MUNICIPAL SOLID WASTE MANAGEMENT		85
5.1	Introduction	85
5.2	Materials and methods	88
5.2.1	Process selection and analysis.....	88
5.2.2	<i>Valoris</i> MRF plant sorting efficiencies	89
5.2.3	Simulation of a typical MRF and sensitivity analysis	91
5.3	Results	95
5.3.1	Description of datasets retrieved in the literature.....	96
5.3.2	Description of unit operation datasets obtained from the <i>Valoris</i> plant.....	98
5.3.3	Yields comparison.....	98
5.3.4	Simulation and sensitivity analysis for unit operations datasets comparison	100
5.4	Discussion	108
5.5	Conclusion.....	111

CHAPITRE 6	ARTICLE 3 : PARTICLE SIZE ANALYSIS OF MUNICIPAL SOLID WASTE FOR TREATMENT PROCESS MODELING	112
6.1	Introduction	112
6.2	Materials and methods	115
6.2.1	MSW particle size data.....	115
6.2.2	Statistical analysis of PSD.....	117
6.2.3	Description of the selected PSD expressions	117
6.2.4	PSD model development.....	118
6.2.5	Goodness-of-fit tests	119
6.3	Results and discussion.....	119
6.3.1	Particle size data description and representativeness	119
6.3.2	Parameters influencing PSD of MSW.....	122
6.3.3	Model parameter identification for waste category PSD and goodness-of-fit measurement.....	123
6.3.4	Models for a mix of household waste	126
6.4	Conclusion.....	129
CHAPITRE 7	ARTICLE 4 : PHYSICAL PROPERTIES OF RECYCLABLE MATERIALS AND IMPLICATIONS FOR RESOURCE RECOVERY	131
7.1	Introduction	131
7.2	Material and method.....	134
7.2.1	Characterization of source-separated recyclable materials	134
7.2.2	Data analysis	136
7.3	Results and discussion.....	138
7.3.1	Composition of source-separated recyclable materials.....	138
7.3.2	Density analysis.....	139

7.3.3	Particle size analysis.....	142
7.3.4	Shape factor analysis.....	145
7.3.5	Outcomes for material sorting.....	147
7.4	Conclusion.....	151
CHAPITRE 8 ARTICLE 5 : MIXED MODELING APPROACH FOR MECHANICAL SORTING PROCESSES BASED ON PHYSICAL PROPERTIES OF MUNICIPAL SOLID WASTE.....		152
8.1	Introduction	152
8.2	Material and methods	156
8.2.1	Model description.....	156
8.2.2	Unit operation modules	158
8.2.3	Model validation	161
8.3	Results	165
8.3.1	Unit operation modeling.....	165
8.3.2	Model validation	168
8.3.3	Influence of the operating parameters on the separation efficiency predictions	169
8.4	Discussion	172
8.5	Conclusion.....	173
CHAPITRE 9 INFLUENCE DE LA CONFIGURATION DE LA CHAÎNE DE TRI ET DES CONDITIONS D'OPÉRATIONS SUR LA QUALITÉ DU TRI DES MATIÈRES RÉSIDUELLES MIXTES.....		175
9.1	Mise en contexte de l'étude de cas.....	175
9.2	Méthodologie utilisée pour la réalisation de l'étude de cas	175
9.2.1	Description des scénarios	176
9.2.2	Modèle de carbonisation hydrothermale	178

9.2.3	Critères de performance et analyse de qualité.....	179
9.3	Résultats et discussion.....	181
9.3.1	Analyse de la qualité des produits.....	181
9.3.2	Performance des scénarios	184
9.4	Conclusions de l'étude de cas	190
CHAPITRE 10	DISCUSSION GÉNÉRALE	191
CHAPITRE 11	CONCLUSION	194
11.1	Synthèse des travaux	194
11.2	Principales limitations et recommandations.....	196
11.3	Perspectives futures.....	197
RÉFÉRENCES.....		199
ANNEXES		219

LISTE DES TABLEAUX

Table 4-1 Transfer coefficients obtained for the case study	77
Table 5-1 Unit operations and their number of considered datasets (number in parenthesis indicates the number of datasets retrieved from the reference).....	96
Table 5-2 Comparison of the partition coefficients of different unit operations as a function of the targeted material	98
Table 6-1 Statistical description of particle sizes of the household waste categories	120
Table 6-2 Rosin-Rammler parameters obtained for the household waste.....	126
Table 7-1 Particle size of different categories of recyclables materials.....	144
Table 7-2 Density and shape and void fraction of different categories of recyclables materials.....	146
Table 8-1 Model parameters for the 3 size separation unit operations	163
Tableau 9-1 Description des conditions possibles pour l'étude de cas	177
Tableau 9-2 Hypothèses utilisées pour la modélisation du procédé de HTC.....	178
Tableau 9-3 Critères définis par le comité européen de standardisation pour classifier les CSR	179
Tableau 9-4 Meilleures configurations de TMB selon le critère de performance considéré	186
Tableau 9-5 Configuration des scénarios permettant d'obtenir les valeurs les plus élevées de C_c	189

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Composition des ordures ménagères au Québec pour la période 2015-2017	2
Figure 2.1 Schéma théorique d'un procédé de TMB pour une configuration de type pré-traitement (a) et une configuration de type stabilisation (b).....	7
Figure 2.2 Configuration théorique pour un système A) déterminé B) sous-déterminé	35
Figure 3.1 Schématisation des caractérisations effectuées et obtenues dans le cadre de ce projet	49
Figure 3.2 Schématisation de l'approche utilisée pour analyser la représentativité des échantillons	51
Figure 3.3 Description de l'outil de modélisation pour la représentation numérique d'un TMB ..	52
Figure 4.1 Simplified configuration of the MRF	62
Figure 4.2 Waste composition of the input stream and of the sum of the output streams	72
Figure 4.3 Comparison of the variation of the characterization results for the input/output streams and the internal streams.....	73
Figure 4.4 Analysis of the convergence of the modeling results for several iterations on the initial vector for three initial datasets	74
Figure 4.5 Model validation based on A) calculated purity and B) calculated recovery	76
Figure 4.6 Comparison of separation efficiencies with literature data.....	78
Figure 4.7 Comparison of the waste composition of the three streams (separated from the first ballistic separation, separated from the second ballistic separation and separated from the 3D line) sent to the mixed paper output stream (U6)	80
Figure 5.1 Block diagram of the typical MRF plant used for simulation	92
Figure 5.2 MRF outputs recovery and purity for every dataset combinations.....	100
Figure 5.3 Comparison of the dispersion and the center of mass (indicated by an X on the figure) of the organic output stream for the global data (a) and for different subsets (b) according to the choice of the trommel dataset.....	102

Figure 5.4 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the organic output stream (M1) according to the chosen datasets	103
Figure 5.5 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the RDF output stream (M8) according to the chosen datasets	104
Figure 5.6 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the PET output stream (M7) according to the chosen datasets	105
Figure 5.7 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the first ferrous output stream (M2) according to the chosen datasets	106
Figure 5.8 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the second ferrous output stream (M4) according to the chosen datasets	107
Figure 5.9 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the first non-ferrous output stream (M3) according to the chosen datasets	108
Figure 6.1 Percentage of variation in function of the mass of sample considered for a) “organic” waste categories and b) “inorganic” waste categories.....	121
Figure 6.2 a) RSS results and b) Vn results for the processed C&D wastes.....	125
Figure 6.3 Comparison of calculated and experimental particle size of MSW for a) the cumulative mass fraction of the fall, b) the cumulative mass fraction of the summer, c) the probability density function of the fall, d) the probability density function of the summer.....	127
Figure 6.4 Probability density function of various waste composition.....	128
Figure 7.1 Mean density (A) and coefficient of variation (B) of several recyclable materials....	140
Figure 7.2 Comparison of the bulk density measurements with literature data	141
Figure 7.3 Mode (A) and largest screen size (B) for each waste category.....	142

Figure 7.4 Particle size and density random data points for mixed papers, mixed plastics, broken glass and ferrous metals	148
Figure 7.5 Comparison of particle size and density for A) plastics and B) fibers	149
Figure 8.1 Graphical representation of the tool.....	156
Figure 8.2 General mathematical algorithm used to solve the mass balance.....	158
Figure 8.3 Process sequence and system boundaries of the MRF used for the case study	162
Figure 8.4 Experimental data and model results for ballistic separation	165
Figure 8.5 Comparison between predicted and measured separation efficiency in the overs output of the trommel for different materials	167
Figure 8.6 Results for the performance indicators, A) mass flows, B) purity, C) recovery.....	168
Figure 8.7 Separation efficiency for the unders output stream of a trommel for several waste materials according to the screen size	170
Figure 8.8 Comparison of the separation efficiency for the unders fraction of a trommel according to two scenarios, A) two trommels in series, B) only one trommel.....	171
Figure 9.1 Scénario de base pour la modélisation du TMB	176
Figure 9.2 Diagramme à moustaches de la qualité des produits combustibles selon trois les critères, A) contenu en chlore, B) pouvoir calorifique inférieur et C) contenu en mercure	181
Figure 9.3 Comparaison de scénarios pour la production d'un CDD	183
Figure 9.4 Variation des critères deux à deux pour A) la pureté (IPR) et la récupération (RMR) des matières recyclables, B) la pureté (IPV) et la récupération (RMV) des matières combustibles, C) la récupération des matières combustibles (RMV) et la récupération des matières recyclables (RMR) et D) la pureté des matières combustibles (IPV) et la pureté des matières recyclables (IPR)	184

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACV	Analyse de cycle de vie
CDD	Combustible dérivé de déchets
CF	Carbone fixe
CRD	Résidus de construction, rénovation et démolition
CSR	Combustible solide de récupération
GMR	Gestion des matières résiduelles
HTC	Hydrothermal carbonization
MFA	Material flow analysis
MRF	Material recovery facility
MSW	Municipal solid waste
MV	Matières volatiles
PCI	Pouvoir calorifique inférieur
PCV	Pouvoir calorifique supérieur
PSD	Particle size distribution
RDD	Résidus domestiques dangereux
RDF	Refuse derived fuel
TMB	Traitement mécano-biologique

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Annexe de l'article 2	219
Annexe B	Annexe de l'article 3	230
Annexe C	Annexe de l'article 4	236
Annexe D	Annexe de l'article 5	251

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Dans les dernières décennies, une prise de conscience graduelle s'est effectuée quant à l'impact important des ordures ménagères municipales sur notre environnement et nos sociétés. Un changement de perception par rapport aux ordures ménagères est également en cours, faisant en sorte que ces matières sont de moins en moins considérées comme un déchet à éliminer, mais plutôt comme une ressource potentielle à valoriser. Ces changements ont mené à plusieurs modifications importantes aux systèmes de gestion des matières résiduelles (GMR) permettant d'augmenter la circularité des matières.

Ainsi, vers la fin des années 1980, le tri à la source et le recyclage des matières recyclables ont été implantés au Québec et se sont rapidement étendus à l'ensemble du territoire. Cette filière s'est beaucoup développée dans les années suivantes, menant à une automatisation importante des centres destinés au tri de ces matières recyclables et à une diversification des filières de recyclage. Selon les dernières données disponibles, la filière du recyclage permet d'acheminer 564 000 tonnes par année de matières recyclables vers un centre de tri, ce qui représente une récupération d'environ 64% de ces matières générées par les citoyens (ÉEQ & RECYC-QUÉBEC, 2021).

Plus récemment, le tri à la source des ordures ménagères a été étendu afin d'inclure une nouvelle voie de collecte ciblant les matières putrescibles. Par le fait même, plusieurs usines de traitement ont été construites ou sont en voie de l'être, menant à une réduction importante de la quantité de matières éliminées. Ainsi, pour la période 2015-2017, c'étaient 200 000 tonnes par année, soit 16% des matières putrescibles générées au Québec qui ont été détournées de l'enfouissement par des collectes de résidus verts, des collectes de résidus alimentaires ou des collectes mixtes (ÉEQ & RECYC-QUÉBEC, 2021). Ces quantités s'ajoutent à celles des autres voies de collecte à la source également implantées au Québec incluant le système de consigne, la collecte en écocentre, la collecte des matières encombrantes et certaines autres initiatives de récupération.

Par contre, malgré l'importance de plus en plus grande de la séparation à la source des matières et un intérêt marqué pour la réduction à la source, des quantités importantes de matières résiduelles d'origine municipale sont encore éliminées chaque année au Québec. Parmi ces matières, plusieurs ont un potentiel intéressant de valorisation, et leur récupération pourrait permettre de non seulement

réduire les impacts environnementaux associés à l'élimination des ordures, mais également la création de nouveaux produits permettant de substituer des matières vierges. La Figure 1.1 présente une caractérisation des ordures ménagères pour le Québec pour les années 2015-2017 (ÉEQ & RECYC-QUÉBEC, 2021). À partir de cette figure, il est possible d'observer qu'aussi peu que 22% des matières présentement éliminées ne sont actuellement pas visées par une filière conventionnelle de recyclage. Une grande fraction de matière récupérable est donc perdue chaque année.

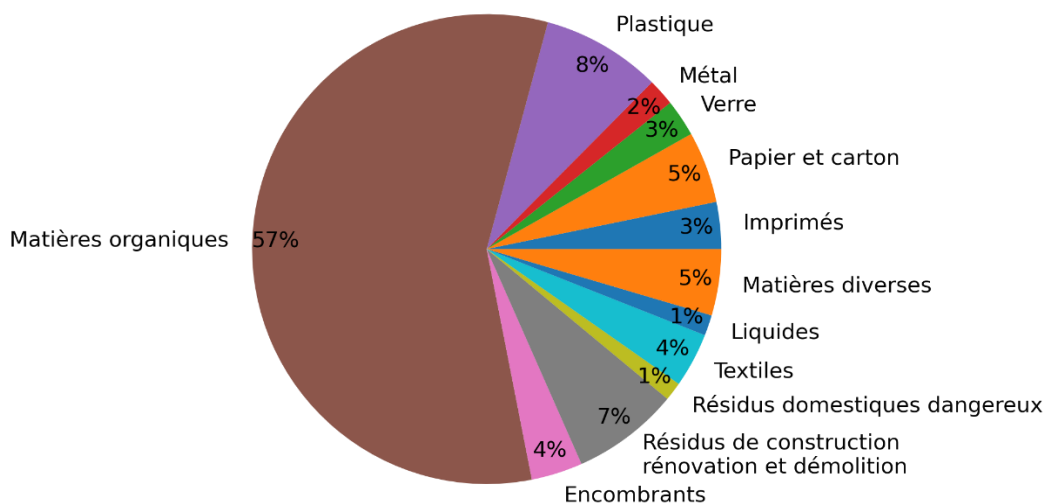


Figure 1.1 Composition des ordures ménagères au Québec pour la période 2015-2017

Afin de remédier à cette problématique, le traitement mécano-biologique (TMB) s'avère généralement être la solution privilégiée, car cette approche permet de séparer les différentes fractions de matières résiduelles et de les acheminer vers leurs filières de valorisation respectives. Ainsi, les différentes matières recyclables récupérées peuvent être envoyées vers les filières de recyclage conventionnelles, alors que les matières organiques et les matières combustibles peuvent être valorisées selon leur niveau de contamination. Les procédés de TMB permettent donc de s'inscrire dans le cadre de la hiérarchie des 3RV-E, tout en bénéficiant d'une structure flexible permettant de s'adapter aux différentes situations. Cette hiérarchie est issue de la Politique québécoise de gestion des matières résiduelles et permet de prioriser les approches de traitement, favorisant ainsi dans l'ordre la réduction à la source, la réutilisation, le recyclage et la valorisation avant l'élimination.

Le TMB est généralement utilisé comme option complémentaire aux collectes sélectives, mais peut également être utilisé comme remplacement à ces collectes dans certains cas, comme dans les milieux ruraux (Feil, Pretz, et al., 2016; Jansen et al., 2013).

Au cours des années 1970, quelques tentatives ont été mises de l'avant pour séparer différentes fractions des ordures ménagères à partir de technologies communément utilisées dans l'industrie minière (Cimpan et al., 2015). Par contre, ce n'est qu'au début des années 1990, que les usines de TMB ont réellement fait leur apparition, principalement en Europe et aux États-Unis (Bilitewski et al., 2010; Cimpan et al., 2015). Depuis, ce type d'usine a évolué et prend de plus en plus de place comme alternative pour la valorisation des ordures ménagères dans le monde et comme méthode pour réduire les impacts environnementaux associés à la gestion des matières résiduelles.

Par exemple, le Royaume-Uni compte présentement 22 centres de TMB permettant de traiter plus de 2,3 millions de tonnes d'ordures ménagères par année et une importante croissance est encore attendue dans les prochaines années (Cook et al., 2015). En France, 57 installations étaient en fonctionnement en 2015 (Beylot et al., 2015). Pour ce qui est du Québec, très peu d'installations de TMB ont vu le jour et n'ont généralement pas eu les succès escomptés.

Comme son nom l'indique, le traitement mécano-biologique inclut une succession de séparateurs mécaniques et un procédé biologique. Le procédé biologique consiste généralement en une digestion aérobie ou anaérobie et peut soit être situé au début de la chaîne de traitement mécanique, permettant de favoriser la séparation et la production d'un combustible dérivé de déchets (CDD), ou à la fin de celle-ci, favorisant alors la stabilisation de la matière organique afin de réduire l'impact environnemental associé à son élimination (Bilitewski et al., 2010). Dans certains cas, généralement situé en Amérique du Nord, aucun procédé biologique n'est utilisé, permettant ainsi une réduction importante du temps de traitement, sans toutefois permettre la stabilisation de la matière organique. Ce type de centre est généralement défini par le terme « Dirty MRF » ou « mixed MSW MRF » (*municipal solid waste material recovery facility*) (Cimpan et al., 2015).

Peu importe la configuration choisie, la séquence de traitement mécanique inclue généralement les mêmes types d'équipements avec un niveau de complexité variable, soit des tamiseurs, des séparateurs balistiques, des séparateurs par densité, des séparateurs de métaux, des trieurs optiques et du tri manuel (Di Lonardo et al., 2012; Rotter, 2011; Velis et al., 2010). L'ensemble de ces équipements a pour objectifs de séparer quatre principales fractions présentes dans les ordures, soit

un courant de matières recyclables relativement pur, un courant de matières combustibles, un courant de matières organiques partiellement biostabilisées et un courant de rejets destiné à l'élimination.

La séparation des matières s'effectue en exploitant les différences de propriétés entre les matières à séparer. Plusieurs propriétés peuvent donc jouer un rôle, incluant la forme, la taille des particules, la densité, le comportement électromagnétique, les propriétés optiques et les propriétés élastiques (Velis et al., 2010). Cependant, comme les propriétés des différentes catégories d'ordures ménagères s'entrecroisent, le tri de ces matières se traduit généralement par une importante contamination de plusieurs des fractions produites. Ainsi, les produits d'une usine de TMB sont généralement beaucoup plus contaminés que ceux produits par des usines de tri de matières séparées à la source, et les rejets sont généralement plus importants (Christensen & Bilitewski, 2010). En général, cette contamination plus importante restreint les débouchés des différentes fractions produites. De plus, la prédiction de la composition des différents produits est généralement difficile, puisqu'elle dépend fortement de la composition entrante et de la configuration de la chaîne de traitement (Caputo & Pelagagge, 2002; Di Lonardo et al., 2012; Pressley et al., 2015; Velis et al., 2012).

Ainsi, les usines de TMB n'ont pas toujours atteint les objectifs visés. Selon les choix technologiques, les usines conventionnelles produisent environ 3% de métaux pour les marchés de recyclage, 30-45% de CDD pour une valorisation énergétique et 30-35% de matières organiques stabilisées dédiées à l'enfouissement (Bilitewski et al., 2010). Par contre, l'application d'un tel scénario au contexte québécois semble peu réaliste dû au contexte énergétique actuel, à la faible acceptabilité sociale de la valorisation énergétique et à la volonté de bannir l'enfouissement de la matière organique. Ainsi, afin de favoriser l'intégration de ce procédé dans un contexte québécois, et d'ainsi réduire l'enfouissement des ordures ménagères, des améliorations au procédé et l'identification de nouveaux débouchés doivent être envisagées.

Plusieurs options de pré-traitement et de traitement des fractions issues d'un procédé de TMB pourraient être utilisées afin d'atteindre de nouveaux débouchés, tels que la carbonisation hydrothermale (Kim et al., 2012), la torréfaction (Białowiec et al., 2017), la pyrolyse (Adrados et al., 2012) et la gazéification (Vounatsos et al., 2016). Par exemple, la carbonisation hydrothermale (*hydrothermal carbonization*, HTC) pourrait s'avérer être un procédé particulièrement intéressant

pour augmenter la valeur de la fraction organique issue d'un TMB en vue d'une valorisation énergétique, puisque ce procédé permet d'augmenter la qualité de résidus de biomasse humide, tout en tolérant une certaine quantité de plastiques, de fibres, de métaux et de verre (Berge et al., 2011; Lin et al., 2017b).

Afin de favoriser l'intégration de ce type de procédés de traitement pour améliorer la valeur des produits d'une usine de TMB, il est toutefois nécessaire de s'assurer que la qualité des fractions séparées respecte certaines caractéristiques minimales, mais également que la configuration du TMB soit adaptée, afin de permettre de maximiser la récupération de l'ensemble des fractions selon ces critères de purification. Pour ce faire, une compréhension étendue du système doit être atteinte et peut être obtenue à partir d'une modélisation rigoureuse de la situation.

1.2 Cadre de la thèse

Cette thèse étudie la modélisation du traitement mécano-biologique pour la prédiction de la composition et les caractéristiques des fractions produites. Cette modélisation doit permettre d'analyser la qualité des produits afin de contribuer à l'atteinte de nouveaux débouchés pour les matières résiduelles mixtes n'étant présentement pas triées adéquatement par les citoyens. Les principaux aspects à considérer pour effectuer cette modélisation incluent les caractéristiques des différentes opérations unitaires du procédé et les principales propriétés physiques des matières résiduelles. Une nouvelle approche de modélisation basée sur l'agencement de modules indépendants est proposée et utilisée dans une étude de cas. Finalement, le procédé de carbonisation hydrothermale est brièvement étudié comme outil complémentaire au TMB pour l'atteinte de nouveaux débouchés pour la valorisation des ordures ménagères.

1.3 Structure de la thèse

Cette thèse est présentée sous la forme d'une thèse par article. Ainsi, une revue de la littérature permettant d'identifier la frontière des connaissances est d'abord présentée. Puis, la démarche générale de l'étude et le lien entre les sections suivantes sont décrits. Les cinq articles publiés ou soumis dans le cadre de ce projet de recherche sont ensuite présentés dans cinq chapitres distincts.

Une section supplémentaire sous la forme d'une étude de cas est ensuite présentée permettant d'intégrer tous les outils préalablement développés. Finalement, une discussion générale et une conclusion résument les principaux résultats obtenus et les perspectives associées.

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

La présente section trace la frontière des connaissances concernant l'utilisation du tri mécano-biologique pour la séparation de matières résiduelles, incluant leur fonctionnement, leurs produits, leur représentation numérique et les défis auxquels ils font face.

2.1 Fonctionnement du traitement mécano-biologique et applications futures

Un TMB inclut une séquence d'équipements mécaniques et un procédé biologique permettant la séparation des différentes fractions de matières résiduelles et la stabilisation de la matière organique (Bilitewski et al., 2010; Cimpan et al., 2015). Le procédé biologique peut soit être situé au début du procédé, permettant ainsi de sécher la matière en vue d'améliorer l'efficacité du tri (type stabilisation), ou être situé à la fin du procédé, permettant ainsi une digestion de la matière organique en vue de son utilisation ou son élimination (type pré-traitement) (Bilitewski et al., 2010). La Figure 2.1 permet de comparer ces deux situations à partir d'une configuration théorique pour ce type de procédé.

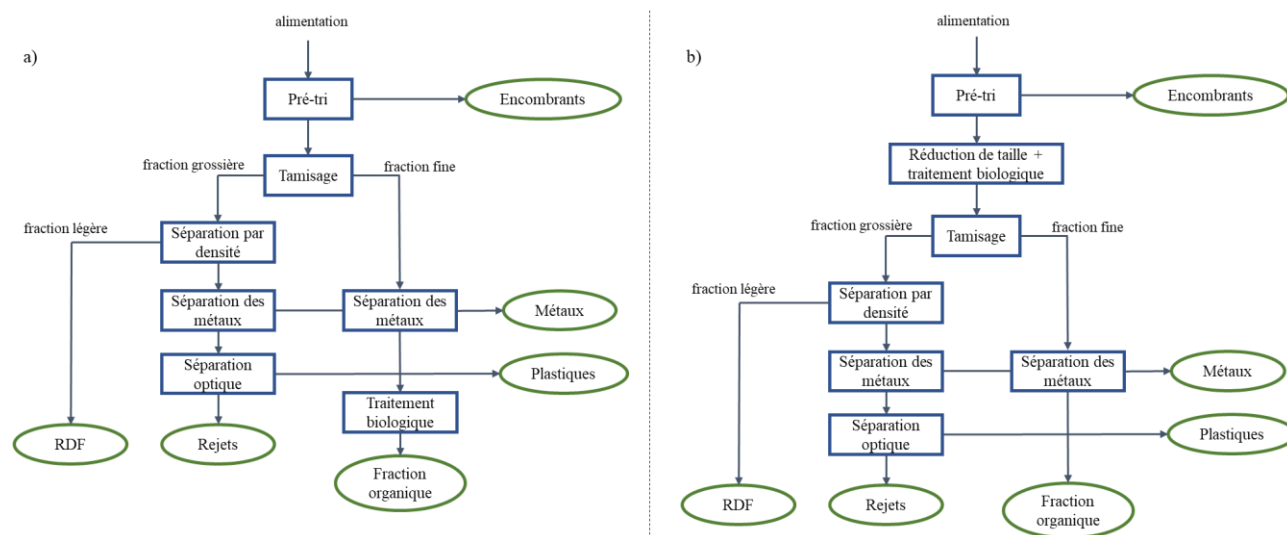


Figure 2.1 Schéma théorique d'un procédé de TMB pour une configuration de type pré-traitement (a) et une configuration de type stabilisation (b)

Dans les deux configurations présentées dans la Figure 2.1, une séquence d'équipements de tri mécanique similaire est présentée, puisque peu importe le type de TMB privilégié, les étapes de tri

mécanique sont généralement similaires. Cette configuration est également similaire aux MSW MRFs. La présente section présente une description du fonctionnement du TMB, ainsi qu'une description des principaux équipements utilisés, de leur fonctionnement et de leurs limites.

2.1.1 Le tri mécanique

Autant les procédés de tri mécanique de matières recyclables que les procédés de TMB sont caractérisés par un niveau de complexité et un niveau d'automatisation très variable d'une usine à l'autre (Chang & Pires, 2015). Cette grande variabilité des configurations se traduit également par une importante variation de l'efficacité globale de ces centres (Caputo & Pelagagge, 2002; Di Lonardo et al., 2012; Pressley et al., 2015). Cette variation des efficacités des centres se traduit également par une variation importante de leur impact environnemental (Montejo et al., 2013).

Une chaîne de tri de matières résiduelles est généralement composée de 5 sections, soit le pré-conditionnement, le conditionnement, la séparation, le raffinage et la manipulation des produits (Cimpan et al., 2016). L'étape de pré-conditionnement consiste à préparer la matière en vue de sa séparation subséquente et inclut une étape d'ouverture de sac, et dans certains cas une étape de broyage (Cimpan et al., 2016). Une étape de tri manuel est également généralement requise afin de retirer les matières encombrantes et dangereuses qui pourraient endommager la chaîne (Rotter et al., 2004; Vesilind et al., 2002). Ensuite, la séparation de la matière se fait durant les étapes de conditionnement, de séparation et de raffinage. Le conditionnement, qui utilise des opérations de tamisage, de classification et de séparation balistique, permet de préparer la matière pour sa séparation subséquente en concentrant les différentes fractions. La séparation et le raffinage, qui utilisent des équipements tels que des séparateurs magnétiques, des séparateurs par courant de Foucault, des trieurs optiques et du tri manuel, permettent de séparer les matières selon les produits voulus et de les purifier pour atteindre les requis nécessaires. Finalement, la manipulation des produits consiste principalement à les mettre en ballots pour la vente ou à effectuer un broyage et un briquetage des matières combustibles (Cimpan et al., 2016). Également, les séparateurs mécaniques peuvent être catégorisés en deux familles, soit les séparateurs indirects et les séparateurs directs. Les séparateurs directs permettent de séparer une matière en ciblant une propriété physique, alors que les séparateurs indirects utilisent une méthode indirecte, comme un jet d'air, pour séparer une matière identifiée par une propriété physique (Gundupalli et al., 2017).

La conception et l'opération de ce type d'usines sont souvent effectuées de façon semi-empirique puisque l'efficacité des principaux équipements de tri est souvent mal définie (Velis et al., 2013).

Les différents équipements de tri communément utilisés pour la séparation mécanique des matières résiduelles sont décrits ci-dessous afin de présenter leur rôle pour la séparation des matières et leurs principales limites.

2.1.1.1 Broyage

Plusieurs équipements peuvent être utilisés pour effectuer le broyage de matières résiduelles, selon l'objectif visé et les matières ciblées (Bilitewski, 2010; Tchobanoglous et al., 1993). Une étape de réduction de taille est généralement utilisée dans un TMB afin de faciliter l'étape de bio-séchage de la matière organique en augmentant la surface d'échange (Velis et al., 2009). Le broyage peut aussi avoir comme objectif d'homogénéiser certaines propriétés en vue de la production d'un combustible dérivé de déchets (Rotter, 2011). Finalement, ce procédé a également été identifié comme une façon d'améliorer la séparation de certaines matières, par exemple en diminuant la densité des livres et catalogues de fibres, menant ainsi à une séparation plus facile de ces matières dans la fraction légère lors d'une classification à air ou d'une séparation balistique (Rotter et al., 2004; Velis et al., 2013). L'utilisation d'une étape de broyage a par contre comme effet de libérer certains contaminants et d'en faciliter la répartition dans les différents produits (Di Lonardo et al., 2012; Rotter et al., 2004; Velis et al., 2013). Une étape de broyage peut également mener à l'augmentation de la contamination des ballots de métaux en les comprimant, ce qui peut avoir comme effet de piéger certaines matières dans les métaux (Cook et al., 2015). L'utilisation du broyage ne se solde donc pas toujours par une amélioration de l'efficacité du TMB.

Lorsqu'une étape de broyage est utilisée, elle devrait idéalement se situer après une première étape de tamisage, afin d'effectuer une première séparation du verre et des autres matières inertes fines comme le sable et le gravier (Rotter et al., 2004).

2.1.1.2 Tamisage

Le tamisage représente une opération unitaire très importante dans un TMB et permet d'exploiter la différence des tailles de particules des matières pour en effectuer la séparation. Trois équipements sont généralement utilisés pour effectuer cette opération, soit le crible rotatif, le tamis vibrant et le séparateur à disque (Bilitewski et al., 2010; Tchobanoglous et al., 1993; Vesilind et

al., 2002). Le crible rotatif est l'équipement le plus polyvalent des trois et est donc le plus utilisé dans les centres de tri de matières résiduelles (Tchobanoglous et al., 1993; Velis et al., 2010).

Le tamisage a généralement trois objectifs dans une chaîne de tri, soit d'effectuer une première séparation permettant de concentrer la matière en vue des prochaines étapes de séparation, de retirer les matières fines comme le verre et de récupérer la matière organique (Di Lonardo et al., 2012; Vesilind et al., 2002). Le tamisage peut également servir à séparer les fibres des autres matières en les concentrant dans la fraction grossière (Damgacioglu et al., 2020; Dubanowitz, 2000), et retirer les matières trop petites pour être récupérées par des trieurs optiques (Jansen et al., 2015). Ceci fait généralement en sorte que le tamisage concentre les plastiques dans les tailles moyennes (Jansen et al., 2015). Une étape de tamisage uniquement ne permet toutefois pas d'obtenir des matières de qualité suffisante les débouchés conventionnels faisant en sorte qu'une purification subséquente des différentes fractions produites est nécessaire (Damgacioglu et al., 2020).

En permettant de retirer les fines et les matières organiques des autres matières résiduelles, l'étape de tamisage permet de concentrer les matières ayant un pouvoir calorifique élevé pour la production d'un CDD. Le tamisage est d'ailleurs considéré comme l'équipement le plus approprié parmi les équipements de tri mécaniques pour effectuer une concentration des matières ayant un pouvoir calorifique inférieur (PCI) élevé (Rotter et al., 2004). Cette concentration du PCI se traduit toutefois généralement par une concentration de certains contaminants, comme le chlore et certains métaux lourds (Rotter et al., 2004).

La principale limite à l'utilisation de ce type d'équipement pour la séparation de matières résiduelles est le risque de colmatage des ouvertures par des matières humides, fibreuses et collantes (Bilitewski, 2010). Ce phénomène est amplifié dans un contexte nordique lorsque la température est proche du point de congélation (Ashkiki et al., 2019). Ceci a été démontré pour un crible rotatif situé à Edmonton où les conditions de dégel provoquent une agglomération des matières organiques dans les trous du crible rotatif, menant à un colmatage complet du crible sur une échelle de 2-3 heures, phénomène amplifié par un débit d'opération élevé (Ashkiki et al., 2019). Ce phénomène a également été observé par les opérateurs du centre de tri de matières résiduelles mixtes de Valoris, au Québec, menant à la nécessité d'arrêter la chaîne de tri fréquemment pour effectuer son entretien.

2.1.1.3 Séparation balistique

La séparation balistique permet d'exploiter la différence de forme, de taille et de fragilité entre les objets pour en effectuer la séparation (Bilitewski, 2010; Eule, 2013). Cette opération permet généralement de séparer les matières en 3 fractions, soit les matières de type 2D (c.-à-d., films plastiques, papiers et cartons), les matières de type 3D (c.-à-d. plastiques, métaux, contenants multicouches) et une fraction fine. Cette séparation s'effectue à partir d'une rangée d'éléments vibrants et inclinés permettant d'entraîner les objets légers et plats vers le haut, alors que les objets lourds et en 3D déboulent vers le bas de l'équipement, et que les matières fines passent à travers les ouvertures (Bilitewski, 2010). Une séparation des matières fines n'est toutefois pas toujours présente selon la configuration de l'équipement.

Lorsqu'utilisé dans un TMB, un séparateur balistique permet également de concentrer les matières combustibles dans la fraction 2D en retirant les principales matières inertes dans la fraction 3D et en retirant les matières organiques et les matières inertes de petite taille dans la fraction fine (Müller et al., 2003). La taille des ouvertures du séparateur peut généralement être ajustée afin d'optimiser l'opération de l'équipement selon la situation (Müller et al., 2003).

Le séparateur balistique permet généralement d'obtenir un bon rendement, puisqu'il permet de retirer les fibres malgré un pourcentage d'humidité élevé (Rotter et al., 2004). Il est également considéré comme l'équipement (lorsque comparé au tamisage et à la classification à air) le plus performant pour diminuer la concentration de déchets dangereux et des autres contaminants de la fraction combustible (Rotter et al., 2004).

2.1.1.4 Classification à air

La classification à air permet d'exploiter la différence de densité, de taille et de forme des matières en vue de les séparer en une fraction légère et une fraction lourde (Jansen et al., 2015). La séparation dépend de la vitesse de l'air injecté et de la vitesse de chute de l'objet (Bilitewski, 2010). La fraction légère ainsi produite contient généralement des fibres, des plastiques légers, des métaux non-ferreux et des matières fines (Tchobanoglous et al., 1993). Ainsi, ce procédé permet d'augmenter considérablement le PCI de la fraction récupérée, mais se traduit par un faible rendement (Rotter et al., 2004). En pratique, les fibres sont souvent faiblement récupérées dû à leur pourcentage d'humidité élevé, faisant en sorte que la fraction récupérée contient presque exclusivement des films plastiques, menant à une augmentation de la concentration des contaminants (Rotter et al.,

2004). Lorsqu'elle est utilisée en fin de chaîne sur un courant de plastiques relativement pur, cette opération permet de séparer les films plastiques, qui ont une valeur faible, des contenants rigides, qui ont une valeur élevée (Jansen et al., 2015).

La classification à air peut donc avoir plusieurs objectifs selon son emplacement dans la chaîne de tri. Son efficacité est fortement influencée par le débit d'air injecté, ce qui peut permettre de s'adapter à la situation. Également, la variation du débit d'air peut permettre d'obtenir un taux de récupération élevé avec une contamination élevée ou un taux de récupération plus faible avec une pureté plus élevée (Jansen et al., 2015).

2.1.1.5 Séparation des métaux

Deux types de séparateurs sont utilisés pour effectuer la séparation des métaux, soit le séparateur magnétique, permettant le retrait des métaux ferreux, et le séparateur par courant de Foucault, permettant le retrait des métaux non-ferreux. L'efficacité de ces équipements dépend principalement du type de matériel ciblé. Elle est également fonction de la taille des particules et de leur forme, puisque les matières plus petites ont un taux de capture moins élevé (Raymond, 2017; Savage et al., 1984). En plus de produire un courant de métaux dédié au recyclage, l'utilisation de ces équipements dans un TMB permet de réduire la contamination en métaux lourds (principalement en cadmium et en plomb) des autres produits (Rotter et al., 2004).

En général, l'efficacité de ces équipements est considérée comme très élevée, soit supérieure à 95% (Bilitewski, 2010; Tchobanoglous et al., 1993). La principale source de contamination vient de l'entraînement des matières légères lors de la récupération (Tchobanoglous et al., 1993). Toutefois, des efficacités plus faibles ont été rapportées dans la littérature, principalement pour les séparateurs par courant de Foucault, pour lesquels une efficacité généralement plus faible que pour les séparateurs magnétiques a été observée (Velis et al., 2010). Par exemple, Velis et al. (2013) ont montré dans leur analyse d'un TMB en opération que les métaux non-ferreux n'étaient pas adéquatement récupérés, menant à une contamination importante du CDD produit, ayant pour effet d'élever considérablement la fraction de cendres (Velis et al., 2013). Des résultats similaires ont été observés au centre de tri de *Valoris* au Québec, où le séparateur par courant de Foucault est caractérisé par une efficacité de séparation beaucoup plus faible que pour le séparateur magnétique. L'une des raisons pouvant expliquer la plus faible récupération des séparateurs par courant de Foucault est que l'aluminium dans les matières résiduelles est souvent mélangé avec d'autres

matières (Mastellone et al., 2017). Les métaux non-ferreux ont également des tailles de particules plus faibles que les métaux ferreux, ce qui pourrait également contribuer à expliquer la plus faible efficacité des séparateurs par courant de Foucault.

2.1.1.6 Séparation optique

Les séparateurs optiques permettent de séparer des matières résiduelles en deux étapes, soit en les identifiant à partir d'une méthode optique, puis en les séparant à partir d'un jet d'air. L'identification des matières peut se faire à partir de la couleur, par spectroscopie infrarouge, par rayons X ou par capteur UV (Bilitewski, 2010; Velis et al., 2010). Ils sont principalement utilisés dans les centres de tri de matières résiduelles en vue de séparer les différents plastiques. Ils peuvent par contre également servir pour la séparation de métaux, de verre et de fibres (Gundupalli et al., 2017). Les séparateurs optiques par spectroscopie infrarouge sont de loin les plus utilisés pour la séparation des plastiques (Hopewell et al., 2009). Leur avantage vient du fait qu'ils permettent d'effectuer une classification des différents plastiques, permettant ainsi leur séparation (Gundupalli et al., 2017).

Ces séparateurs sont reconnus pour avoir une efficacité théorique de séparation assez élevée pour certaines matières, soit 90% et plus (Velis et al., 2010). Par contre, les différents exemples dans la littérature montrent des résultats mitigés selon les matières. Ainsi, les séparateurs optiques ne permettent pas de récupérer les matières ayant des faibles tailles de particules (Jansen et al., 2015), ainsi que les plastiques noirs (Eriksen & Astrup, 2019; Ragaert et al., 2017). Également, les plastiques mélangés peuvent être mal triés selon l'angle du plastique sur le convoyeur, puisque le séparateur optique peut identifier le couvercle ou l'étiquette plutôt que le contenant (Eriksen & Astrup, 2019; Ragaert et al., 2017). Cette technologie est toutefois toujours en développement et il est attendu que son efficacité continue d'augmenter dans les prochaines années (Velis et al., 2010). Une autre raison pouvant expliquer les erreurs de tri des séparateurs optiques vient du fait qu'en vue d'identifier les matières à trier, celles-ci ne doivent pas être empilées, ce qui n'est pas toujours le cas. Également, le jet d'air utilisé n'est pas nécessairement suffisant pour propulser certaines matières selon leur densité.

Dans un TMB, en plus de contribuer à la séparation des différentes fractions de matières résiduelles, les séparateurs optiques peuvent jouer un rôle important pour la réduction du chlore dans le CDD produit en ciblant directement le PVC (Pieber et al., 2012; Velis et al., 2013).

2.1.1.7 Tri manuel

Malgré le fait que le tri manuel ne correspond pas à un équipement de tri mécanique en tant que tel, cette méthode de séparation est indispensable comme le démontre sa présence importante dans les centres de tri de matières résiduelles. L'intérêt du tri manuel vient du fait qu'il permet d'obtenir des puretés très élevées (Tchobanoglous et al., 1993). Le tri manuel requiert toutefois un faible débit d'opération et se traduit par des coûts d'opération élevés (Bilitewski, 2010). Le tri manuel doit donc être utilisé de façon limitée pour des applications précises.

Le tri peut être positif (sélection d'objets visés) ou négatif (retrait des contaminants). Le tri positif permet d'obtenir un flux ayant une meilleure qualité, mais de plus faible débit qu'un tri négatif (Bilitewski, 2010). Dans le cadre d'un TMB, le tri manuel est généralement utilisé comme appoint afin de purifier certains flux nécessitant une qualité élevée (Cimpan et al., 2016). Il est également utilisé pour retirer des objets encombrants ou dangereux en début de chaîne pouvant provoquer des bris dans le reste du procédé (Cimpan et al., 2016; Rotter et al., 2004; Vesilind et al., 2002). Finalement, le tri manuel peut être particulièrement utile pour séparer les flux de plastiques par couleur (Ragaert et al., 2017).

2.1.1.8 Autres méthodes de séparation

D'autres approches peuvent être potentiellement utilisées pour effectuer la séparation de matières résiduelles, telles que des méthodes par flottation ou l'utilisation d'hydrocyclones (Bilitewski, 2010; Tchobanoglous et al., 1993). Ces méthodes sont cependant très peu utilisées dans les TMB actuels et il a donc été décidé de les exclure de cette revue.

Finalement, certaines approches de tri robotisé sont présentement mises de l'avant par certaines compagnies. Cependant, ces approches sont peu utilisées et toujours en développement. Ainsi, elles n'ont pas été incluses dans la revue.

2.1.2 Le traitement biologique

Comme mentionné précédemment, le procédé biologique d'un TMB peut soit se situer au début du procédé ou à la fin. Lorsqu'il est situé en début de chaîne, le procédé consiste généralement en une digestion aérobie, communément appelé bio-séchage, alors que lorsqu'il est situé en fin de chaîne, le procédé consiste soit en une digestion aérobie ou une digestion anaérobie (Bilitewski et al., 2010;

Velis et al., 2010). L'objectif principal du traitement biologique, peu importe ses caractéristiques et son positionnement dans le centre, est de réduire la dégradabilité des matières afin de réduire leur impact lors de leur enfouissement (Di Lonardo et al., 2012).

Les trois principaux cas possibles sont décrits brièvement ci-dessous afin de présenter leur fonctionnement général.

2.1.2.1 Bio-séchage

Le bio-séchage consiste en une digestion aérobie partielle des matières résiduelles permettant d'effectuer un séchage partiel et une stabilisation de la matière organique contenue dans les matières résiduelles (Velis et al., 2009). Étant situé en début de chaîne, il permet également d'améliorer la séparation des matières, puisque les matières sèches sont plus facilement séparables (Christensen & Bilitewski, 2010; Velis et al., 2009). Par exemple, pour la séparation des fibres, une diminution de l'humidité et de la densité des matières permet de les récupérer plus facilement dans la fraction légère produite par un TMB (Velis et al., 2013). Également, le séchage permet de rendre la matière organique moins collante, menant à une meilleure pureté des fractions recyclables issues d'un TMB (Cook et al., 2015).

Deux mécanismes principaux opèrent lors du bio-séchage, soit le séchage et la stabilisation de la matière organique. La dégradation aérobie de la matière entraîne une stabilisation de celle-ci, ainsi qu'un dégagement d'énergie menant au séchage de la matière (Velis et al., 2009). Un procédé de bio-séchage compte généralement un temps de résidence variant entre 7 et 15 jours et permet d'abaisser le pourcentage d'humidité sous la barre des 20% (Velis et al., 2009).

Les deux principaux freins à l'utilisation du bio-séchage sont le temps de résidence élevé requis pour effectuer cette opération, nécessitant donc un volume d'opération important, et la consommation électrique élevée requise pour effectuer la ventilation (He et al., 2013).

2.1.2.2 Digestion aérobie

La digestion aérobie, ou compostage, utilisée dans les procédés de TMB fonctionnent généralement de la même façon que la digestion aérobie de matières organiques triées à la source. Cette digestion se fait généralement en deux étapes, soit une première phase de dégradation de 4-5 semaines, suivi d'une étape de maturation de 9-10 semaines (Bilitewski et al., 2010). La digestion aérobie dans un

TMB est généralement effectuée en milieu fermé avec différents types d'installation et de systèmes d'aération (Bilitewski et al., 2010; Montejo et al., 2010).

Cette étape peut toutefois avoir différents niveaux de complexité selon les installations et peut éventuellement combiner des installations de bio-séchage dans certains cas. Par exemple, dans leur analyse d'un TMB en France, Bayard et al. (2010) rapportent que les matières passent par une étape de bio-séchage par aération forcée d'une durée de 2 jours avant d'effectuer une séparation granulométrique, puis les matières récupérées sont envoyées vers une étape de dégradation avec une aération forcée pendant 6 semaines, pour finalement être envoyées vers une étape de maturation de 15 semaines avec une aération passive.

2.1.2.3 Digestion anaérobie

La digestion anaérobie, ou biométhanisation, utilisée dans les procédés de TMB fonctionnent également de la même façon que la digestion anaérobie de matières organiques triées à la source. Cette approche pour traiter les résidus organiques produits par un TMB pourrait potentiellement permettre de produire une quantité d'énergie suffisante pour remplir les requis énergétiques du centre (Cesaro & Belgiorno, 2021; Di Lonardo et al., 2012). À l'échelle laboratoire, il a été montré que la digestion anaérobie de la fraction organique triée mécaniquement par un TMB pourrait permettre de produire une quantité de méthane équivalente à une digestion anaérobie de matières organiques triées à la source (Carchesio et al., 2020).

La digestion peut se faire en milieu sec ou humide selon les choix de conception, avec un temps de rétention de 3-4 semaines (Bilitewski et al., 2010). Plusieurs usines opèrent toutefois avec des temps de résidence plus courts, soit d'environ 2 semaines (Montejo et al., 2010).

Une étape de compostage peut être utilisée suite à la digestion anaérobie afin de réduire les odeurs et d'augmenter la stabilisation de la matière (Bilitewski et al., 2010; Montejo et al., 2010). D'autres approches permettant la stabilisation de la fraction liquide peuvent également être utilisées comme un séchage suite à une séparation liquide/solide. Certaines usines utilisent également les deux configurations en simultanées, en envoyant la fraction plus fine (<40 mm) en digestion anaérobie et la fraction moyenne (40-80 mm) en digestion aérobie, puisque la fraction fine est généralement moins contaminée et que la digestion anaérobie est reconnue comme étant plus sensible à la contamination (Bernat et al., 2021; Montejo et al., 2010). Pantini et al. (2015) ont d'ailleurs observé

une inhibition importante causée par une concentration élevée en acides gras et en ammoniac lors de l'étape de digestion anaérobie d'un TMB en Italie.

2.1.3 Les produits du TMB et leurs applications

Les produits issus d'un TMB sont généralement caractérisés par une contamination élevée due à la grande hétérogénéité de la composition de l'intrant et de ses propriétés (Cimpan et al., 2015; Damgacioglu et al., 2020; Ip et al., 2018; Mastellone et al., 2017; Velis et al., 2010). Plusieurs exemples de TMB rencontrant des problèmes importants quant à la qualité de leurs produits ont ainsi été rapportés pour plusieurs de ceux-ci, incluant la fraction organique stabilisée (Montejo et al., 2010), le CDD (Montejo et al., 2011) et les matières recyclables (Mastellone et al., 2017). Ces problèmes ne sont par contre pas spécifiques au tri des matières résiduelles mixtes, puisque des problèmes de contamination importants ont également été identifiés pour des usines traitant des matières recyclables triées à la source (Damgacioglu et al., 2020; Feil, Thoden Van Velzen, et al., 2016). Les options disponibles pour la valorisation des produits varient donc selon la situation. L'identification d'un débouché pour un produit devrait donc s'appuyer sur des caractérisations fiables de celui-ci afin de s'assurer qu'il a une qualité suffisante (Di Lonardo et al., 2012).

2.1.3.1 Qualité des produits

Quatre fractions sont généralement séparées par un TMB, soit un ou plusieurs flux de matières recyclables, un flux de matières combustibles, un flux de matière organique et un flux de rejets.

Matières recyclables :

Les flux de matières recyclables récupérées par un procédé de TMB incluent généralement au moins les métaux ferreux et les métaux non-ferreux, et dans certaines usines plus automatisées, les principaux plastiques tels que le polytéréphtalate d'éthylène (PET), le polyéthylène haute densité (HDPE) et les plastiques mixtes. La qualité minimale à atteindre pour ces matières recyclables dépend généralement des marchés et peut donc varier en fonction du temps. Toutefois, il est possible de se référer aux normes de l'ISRI comme référence. Ces normes ne sont toutefois pas disponibles pour les métaux, tandis qu'aucune contamination de matières prohibées n'est généralement tolérée pour les matières plastiques (RECYC-QUÉBEC, 2020).

Les métaux récupérés comptent généralement pour 2-4% de la fraction massique des produits et sont destinés aux filières conventionnelles de recyclage (Bilitewski et al., 2010). Toutefois, les métaux récupérés peuvent faire face à une contamination importante (Cook et al., 2015; Mastellone et al., 2017). Cette contamination vient principalement des matières piégées dans ceux-ci et des déchets électroniques (Cook et al., 2015; Mastellone et al., 2017). L'ajout d'une étape de tri manuel et l'absence de procédé de réduction de taille pourraient cependant permettre d'atteindre des requis de qualité suffisants (Cook et al., 2015). Pour ce qui est des métaux non-ferreux, dû à leur faible concentration et au fait qu'ils sont souvent mélangés avec d'autres matières, il peut être difficile d'obtenir une bonne pureté et une bonne récupération de ces matières (Mastellone et al., 2017). Un tri manuel est donc souvent requis afin de s'assurer d'obtenir une qualité suffisante pour cette fraction.

Pour ce qui est de la récupération des plastiques à partir d'un TMB, il a été montré qu'il est possible de récupérer des quantités de plastiques similaires, voir supérieures, par rapport à un système de tri à la source, si un pré-traitement important, incluant du bio-séchage, du tamisage et de la séparation balistique, est utilisé (Feil, Pretz, et al., 2016; Jansen et al., 2013). Par contre, la qualité et la récupération ne sont pas équivalentes pour tous les plastiques. Ainsi, des tests en industrie ont montré qu'il est généralement plus facile d'obtenir un ballot de PET de bonne qualité que pour le HDPE, les films plastiques et les plastiques mixtes (Jansen et al., 2013). Entre autres, il a été montré que les ballots de HDPE sont souvent contaminés par une quantité importante de plastiques mixtes (Damgacioglu et al., 2020; Jansen et al., 2013). Également, les ballots de plastiques mixtes, même pour un flux trié à la source, sont caractérisés par une faible qualité rendant leur recyclage en boucle fermée particulièrement difficile (Eriksen et al., 2019). Il peut donc être questionnable de produire des ballots de plastiques mixtes et de HDPE pour des filières de recyclage dans le contexte d'un TMB et d'autres voies de valorisation pourraient potentiellement être considérées. Ceci est d'autant plus important que les plastiques, tels que le HDPE et le LDPE, sont les matières contenues dans les matières résiduelles ayant généralement le PCI le plus élevé (Montejo et al., 2011).

Une autre limite à la récupération des plastiques mixtes vient du fait que le plastique principalement inclus, soit le PP, est utilisé pour divers usages et a donc des formes très différentes selon les objets, rendant sa récupération difficile (Mastellone et al., 2017). Plus encore, la récupération des plastiques nécessite généralement des investissements importants en trieurs optiques et en trieurs manuels qui ne sont pas nécessairement récupérés complètement par la vente de ces plastiques

(Feil, Pretz, et al., 2016). Ces aspects doivent donc être considérés lors de la planification d'un TMB.

Finalement, il est important de préciser que l'augmentation de la pureté des ballots ne se traduit pas nécessairement par une augmentation des revenus, puisque le fait de surpasser les standards de qualité ne se traduit pas par une augmentation du prix de vente (Ip et al., 2018). Ainsi, une qualité minimale des ballots doit être atteinte, mais ne doit généralement pas être dépassée, car cela se traduit par une augmentation de la quantité de rejets, et donc des coûts associés à leur traitement.

Combustible dérivé de déchets :

Les combustibles produits à partir de matières résiduelles peuvent généralement être classés en deux catégories, soit le combustible dérivé de déchet (CDD) et le combustible solide de récupération (CSR). Un CSR peut être défini comme un CDD qui répond à des critères de qualité minimaux (Rotter, 2011; Velis et al., 2010), généralement en lien avec le contenu énergétique et le contenu en contaminants. Dans le cadre de cette revue, aucune distinction majeure n'est faite. Ainsi, le terme CDD sera utilisé pour faire référence aux deux possibilités.

Un combustible dérivé de déchets inclut généralement les matières sèches ayant un fort pouvoir calorifique, tel que le papier, le carton et les différents plastiques n'ayant pas été séparés pour les marchés de recyclage (Bilitewski et al., 2010; Di Lonardo et al., 2012). Il est produit en vue d'être valorisé comme combustible dans des fournaies industrielles, des fours de cimenterie ou des incinérateurs (Bilitewski et al., 2010; Gallardo et al., 2014). Une valorisation par pyrolyse ou par gazéification pourrait également être envisagée pour ce produit (Velis et al., 2010). Dans certains exemples industriels pour lesquels une configuration de TMB assez simple est privilégiée, la fraction combustible est toutefois simplement enfouie due à sa faible qualité (Gallardo et al., 2014; Montejo et al., 2011).

Un CDD peut compter pour 30-60% de la fraction massique des produits selon la configuration de la chaîne et la composition entrante (Bilitewski et al., 2010). Tel que mentionné précédemment, la composition d'un CDD peut grandement varier d'un procédé à l'autre. Un exemple typique de composition est donné par (Montejo et al., 2011) pour une configuration simple de TMB qui rapportent une composition de 24% de matières biodégradables, 34% de papiers et de cartons, 25% de plastiques, 8% de textiles, 2% de contenants multicouches et 7% d'autres matières inertes.

Afin de produire un CDD de qualité suffisante, la séquence du TMB doit permettre de réaliser quatre objectifs principaux, soit le retrait de l'eau et des inertes, le retrait des composés corrosifs comme le chlore, l'aluminium et le zinc, la réduction de la quantité de substances volatiles et la réduction de la quantité de substances pouvant avoir un impact négatif sur l'environnement (Rotter, 2011). La réalisation de ces quatre objectifs permet également d'augmenter le pouvoir calorifique des matières résiduelles. Les CDD ont un PCI environ deux fois plus grand que les matières mixtes alimentées au centre (Montejo et al., 2011).

Les différents exemples dans la littérature montrent cependant que ces objectifs ne sont pas toujours atteints. Ainsi, le tri mécanique n'est généralement pas suffisant pour produire un CDD de qualité suffisante, puisqu'il se traduit souvent par une augmentation de la concentration de certains contaminants, tels que les métaux lourds et le chlore, dans le produit (Rotter et al., 2004). Un résultat similaire a été démontré par Velis et al. (2013) qui ont observé une légère concentration du chlore dans le CDD, puisque 73% et 79% du contenu énergétique et du contenu en chlore étaient respectivement récoltés dans le produit. Le fait de diminuer le contenu en chlore se solde généralement par une baisse du rendement énergétique, faisant en sorte qu'il est nécessaire de trouver un juste milieu (Velis et al., 2013). Également, certains objectifs affectent grandement le rendement du procédé. Par exemple, les papiers ont une concentration élevée en cendres, tout en ayant un PCI relativement élevé (Gallardo et al., 2014; Montejo et al., 2011). Leur retrait se traduit donc par une diminution du contenu en cendres, mais également par une diminution du rendement énergétique. Le contenu élevé en cendres peut d'ailleurs être un frein à la valorisation du CDD (Gallardo et al., 2014).

Parmi tous les critères, le contenu en chlore est toutefois souvent vu comme la principale limite à prendre en compte pour la production d'un CDD dû aux impacts négatifs associés à sa combustion (European Committee for Standardisation, 2006; Rotter, 2011). Dans un contexte québécois, l'attractivité de ce type de produits peut également être limitée par une faible acceptabilité sociale associée à la valorisation énergétique des matières résiduelles et le contexte énergétique. En effet, la grande proportion d'énergie électrique incluse dans le mix énergétique québécois limite généralement l'intérêt pour la production d'énergie à partir de voies thermiques.

Matières organiques :

La fraction organique issue du TMB compte pour environ 30-40% de la fraction massique des produits (Bilitewski et al., 2010). Actuellement, la fraction organique issue d'un TMB est principalement éliminée par enfouissement ou utilisée comme matériel de recouvrement, en raison d'un manque de débouchés intéressants pour valoriser cette fraction et de considérations législatives (Di Lonardo et al., 2012). Le manque de débouchés est directement causé par le fait que le tri mécanique n'est pas suffisant pour produire une fraction organique de bonne qualité pour une utilisation comme compost, dû à la présence d'une grande quantité de contaminants mal triés (Montejo et al., 2010). Ces contaminants incluent des fibres, des plastiques, du verre, du métal et des résidus domestiques dangereux (RDD) (Bernat et al., 2021; Montejo et al., 2010). La présence de RDD, souvent observée sous forme de batteries, peut mener à une contamination élevée en métaux lourds de cette fraction (Montejo et al., 2010). Une concentration plus élevée en métaux lourds que celle permise par les standards a d'ailleurs été observée à plusieurs reprises dans la littérature (Di Lonardo et al., 2012). Un exemple de composition pour cette fraction est celle rapportée par Montejo et al. (2010) qui rapportent une composition de 78% de matières biodégradables, 6% de papiers et de cartons, 6% de plastiques, 6% de verre et 4% d'autres contaminants. Cette contamination est toutefois fortement corrélée à la taille des ouvertures choisie pour effectuer la séparation granulométrique, puisque la contamination est plus importante pour des tailles plus élevées (Bernat et al., 2021).

Également, plusieurs exemples dans la littérature ont montré que le traitement biologique effectué dans un TMB ne permettait pas toujours d'atteindre une stabilisation suffisante de la matière, menant à une production potentielle de méthane lors de l'enfouissement de cette fraction (Bayard et al., 2010; Carchesio et al., 2020; Di Lonardo et al., 2012; Pantini et al., 2015). En général, la qualité de la stabilisation effectuée varie grandement en fonction du temps, en raison de la variation importante de l'intrant (Trulli et al., 2018).

Finalement, en vue de réellement réduire l'impact environnemental associé au traitement des ordures ménagères, le TMB doit être conçu de façon à ce que la grande majorité de la matière organique soit adéquatement récupérée dans la bonne fraction, afin de s'assurer qu'elles subissent un traitement biologique avant leur élimination (Bayard et al., 2010). Bayard et al. (2010) ont par exemple montré qu'une succession de deux cribles rotatifs ayant des tailles d'ouvertures de respectivement 7 cm et 5 cm résultaient en une perte importante des matières organiques dans la fraction grossière n'étant pas stabilisée.

En vue d'augmenter la circularité des matières, il est toutefois impératif de trouver des débouchés pour la fraction organique issue d'un TMB. Ces débouchés potentiels doivent cependant nécessairement passer par un traitement supplémentaire des matières.

Matières encombrantes et rejets :

Trois flux de rejets sont généralement produits par un procédé de TMB, soit les matières encombrantes séparées en début de chaîne, les matières fines et les matières inertes séparées en fin de chaîne. Ces rejets comptent généralement pour 5 à 10% des produits d'un TMB (Bilitewski et al., 2010).

Autant les matières encombrantes collectées en début de procédé que les rejets de fin de ligne sont destinés à l'enfouissement. Pour ce qui est de la fraction fine, elle contient principalement du verre, du sable, de la céramique et des roches et est également souvent destinée à l'enfouissement. Cette fraction peut difficilement être purifiée par densité ou par une séparation optique, puisque ces équipements sont peu efficaces pour des faibles tailles de particules et ces matières ont des densités similaires (Cook et al., 2015). Cette fraction peut toutefois être utilisée comme agrégat suite à une stabilisation ou un séchage dû à sa faible concentration en matière organique (Cook et al., 2015).

2.1.3.2 Mise en valeur des produits

Face à la difficulté de trouver des débouchés conventionnels pour certaines des fractions produites par un TMB, des nouvelles approches doivent être considérées. Deux procédés thermiques pourraient s'avérer particulièrement intéressants pour augmenter la qualité de certaines fractions en vue d'un traitement subséquent, soit la carbonisation hydrothermale et la torréfaction.

Une revue de la littérature a été réalisée spécifiquement sur l'utilisation de la carbonisation hydrothermale pour le traitement des matières résiduelles dans le contexte d'une collaboration avec un partenaire industriel, soit CanmetENERGY (Report to CanmetENERGY Ottawa under the Agreement on Scientific and Technological Cooperation between Canmet ENERGY Ottawa and Polytechnique Montreal (No. 2017-129 CM-COL DIR-POLY)). Un bref résumé de cette revue est présenté dans cette section.

Carbonisation hydrothermale

La carbonisation hydrothermale consiste en un traitement thermochimique de la biomasse dans un milieu aqueux saturé à température élevée (180-280°C) et à pression élevée pour un temps de

résidence variant de quelques minutes à plusieurs heures (Funke & Ziegler, 2010). Le procédé permet de produire un combustible solide stabilisé ayant des propriétés de combustion similaires à celles du lignite (Escala et al., 2013; Funke & Ziegler, 2010).

La carbonisation hydrothermale est principalement caractérisée par des réactions d'hydrolyse, de déshydratation et de décarboxylation menant à une réduction du ratio H/C et du ratio O/C de l'intrant (Berge et al., 2011; Funke & Ziegler, 2010; Libra et al., 2011).

Ce procédé pourrait s'avérer particulièrement intéressant pour accroître la qualité de la fraction organique produite par un TMB, car il permet de traiter de la matière humide et peut accepter différents types de matières (Funke & Ziegler, 2010). Ainsi, les papiers, les cartons et les textiles sont tous carbonisés pendant le traitement, alors que les plastiques, le verre et les métaux ne prennent généralement pas part aux réactions de carbonisation hydrothermale (Berge et al., 2011). Ainsi, le procédé de HTC permet de traiter la matière organique malgré un taux de contamination élevé. Également, certains contaminants, comme les métaux, peuvent être séparés mécaniquement suite à la réaction (Lokahita et al., 2017).

Certains auteurs ont d'ailleurs rapporté l'intérêt d'utiliser la carbonisation hydrothermale pour valoriser des mélanges de matières résiduelles (Berge et al., 2011; Lin et al., 2017a; Peng et al., 2017; Prawisudha et al., 2012; Triyono et al., 2019), du compost bio-stabilisé de faible qualité (Basso et al., 2015) et de la matière organique issue d'un TMB (Kim et al., 2012).

Torréfaction

La torréfaction consiste quant à elle en un traitement thermochimique dans un environnement inerte à pression atmosphérique et à des températures équivalentes (200-300°C) à celles de la carbonisation hydrothermale (Basu, 2013; Medic et al., 2012; Stępień & Białowiec, 2018). Ce procédé est généralement utilisé pour augmenter la qualité d'un mélange de biomasses en vue d'une valorisation thermique (Basu, 2013).

Tout comme pour la carbonisation hydrothermale, la torréfaction est principalement caractérisée par des réactions de déshydratation et de décarboxylation, menant également à une réduction du ratio H/C et O/C de l'intrant (Libra et al., 2011; Woytiuk et al., 2017). La principale différence vient du fait que l'intrant se doit d'être sec (Kambo & Dutta, 2015).

Tout comme pour la carbonisation hydrothermale, ce procédé représente une avenue intéressante pour augmenter la qualité des produits d'un TMB. Ce procédé pourrait par exemple être utilisé pour augmenter la qualité du CDD produit. Plusieurs auteurs ont d'ailleurs appliqué ce procédé à un mélange de matières résiduelles triées mécaniquement en vue d'en augmenter la qualité (Białowiec et al., 2017; Edo et al., 2017; Stępień & Białowiec, 2018; Yuan et al., 2015).

2.2 Modélisation du traitement mécano-biologique

Malgré le fait que l'efficacité des opérations de tri mécanique est intrinsèquement liée aux phénomènes physiques s'y déroulant, la conception de ce type de procédé est régulièrement basée sur des méthodes semi-empiriques dues à un manque de données sur l'efficacité de ces opérations (Velis et al., 2013). Ces données sont en effet rarement disponibles dans la littérature, autant pour les efficacités globales des MRF que pour les différentes opérations unitaires (Cimpan et al., 2015). Les différentes méthodes communément utilisées pour modéliser un procédé de TMB sont présentées dans cette section, en plus d'une introduction sur la modélisation des systèmes de GMR en général.

2.2.1 Modélisation générale des systèmes de gestion de matières résiduelles

Plusieurs outils ont été utilisés dans la littérature pour modéliser un système de gestion de matières résiduelles, incluant principalement l'analyse de flux de matières et l'analyse de cycle de vie (Chang & Pires, 2015). Ces deux outils, ainsi que certains modèles spécifiques développés, sont présentés dans cette section.

2.2.1.1 Analyse de flux de matière

L'analyse de flux de matière (*material flow analysis*, MFA) est un outil d'aide à la décision se basant sur la loi de la conservation de la matière pour déterminer la variation des flux et des stocks d'un système complexe. Une MFA peut être réalisée autant au niveau des biens (marchandises ayant une valeur positive ou négative) que des substances (matière formée d'une unité uniforme, comme un élément ou une molécule chimique) (Brunner & Rechberger, 2016). Cet outil se base généralement sur des techniques de réconciliation de données et de propagation d'incertitudes pour résoudre les bilans de masse du système, permettant ainsi de calculer l'ensemble des coefficients

de transfert, des flux et des stocks. Un coefficient de transfert est un nombre entre 0 et 1, permettant de déterminer la répartition d'une matière dans les flux de sortie d'une opération unitaire en fonction des flux d'entrée (Brunner & Rechberger, 2016). Les coefficients de transfert, parfois également nommés coefficients de partition, sont généralement exprimés par la formule décrite par (Brunner & Rechberger, 2016) :

$$TC_j = \frac{m_{out,j}}{\sum_{i=1}^{n_I} m_{in,i}} \quad \forall i \in S_I \quad (2-1)$$

où TC_j est le coefficient de transfert vers le flux j , $m_{out,j}$ est le débit de matière du flux j sortant du procédé, $m_{in,i}$ est le débit de matière i entrant au procédé et S_I est l'ensemble de flux i entrant au procédé et de longueur n_I .

L'outil le plus utilisé dans la littérature pour réaliser une MFA est le logiciel STAN (Cencic & Rechberger, 2008 ; Cencic, 2016). Il s'agit d'un logiciel gratuit permettant de réaliser une MFA, autant au niveau des biens que des substances, et se basant sur une minimisation des moindres carrées et sur des techniques de propagation d'incertitudes pour effectuer une réconciliation de données (Cencic, 2016).

La MFA a été appliquée à plusieurs reprises pour la GMR, principalement pour représenter un système entier dans l'économie (Allesch & Brunner, 2015). Cet outil a également été appliqué dans une moindre mesure pour représenter une usine de traitement, tel qu'un incinérateur ou un gazéificateur (Allesch & Brunner, 2015). L'analyse de flux de matières a toutefois été peu utilisée pour analyser des centres de tri mécanique dans la littérature.

2.2.1.2 Analyse de cycle de vie

L'analyse de cycle de vie (ACV) est un outil d'aide à la décision permettant d'évaluer l'impact environnemental d'un produit ou d'un service sur l'ensemble de son cycle de vie. Elle est principalement utilisée pour effectuer la comparaison de l'impact environnemental de produits ou de services ayant une même fonction (Jolliet et al., 2010). Au cours des dernières années, l'ACV a grandement gagné en popularité pour la représentation de système de GMR puisqu'elle permet de comparer des options de traitement autant pour un produit spécifique, une matière générique ou un flux complexe (Ekvall et al., 2007). Des méthodologies ont d'ailleurs été développées pour faciliter l'application de l'ACV à la GMR (Clift et al., 2000; Laurent, Clavreul, et al., 2014).

L'ACV peut contribuer à améliorer les systèmes de GMR en contribuant à plusieurs niveaux. Par exemple, l'ACV peut permettre d'atteindre une meilleure compréhension d'un système, d'effectuer la comparaison de scénarios de traitement, de proposer des pistes d'amélioration à un système ou de faciliter le développement de nouvelles technologies (Christensen et al., 2020). Cet outil a été appliqué de façon relativement équivalente aux différentes voies de traitement des matières résiduelles incluant la collecte, les procédés thermiques, les procédés biologiques et les procédés mécaniques, principalement dans le contexte de pays ayant des politiques de GMR développées (Laurent, Bakas, et al., 2014).

La dépendance importante des résultats d'ACV à la situation pour laquelle elle est réalisée, incluant la composition des matières à traiter et la configuration spécifique du système de gestion, limite cependant la généralisation des résultats (Laurent, Bakas, et al., 2014). Ceci se traduit par une divergence importante des résultats des différentes études en lien avec la GMR (Laurent, Bakas, et al., 2014). Malgré ces différences, les résultats d'ACV de matières résiduelles concluent généralement sur le fait que le recyclage représente une meilleure alternative de traitement que l'incinération et l'enfouissement, puisque la création d'un produit à partir de matières recyclées est moins énergivore en termes de ressources qu'à partir de matières vierges (Björklund et al., 2010; Laurent, Bakas, et al., 2014). Ce bénéfice est toutefois fortement dépendant du débouché des matières recyclées (Björklund et al., 2010; Andreasi Bassi et al., 2017; Rigamonti et al., 2020).

2.2.1.3 Autres modèles

Plusieurs modèles combinant des notions d'ACV et de MFA ont été développés spécifiquement pour la GMR, menant au développement de bases de données en lien avec les procédés de traitement. Les principaux modèles développés incluent EPIC/CSR (Haight, 2004), MSW-DST (Thorneloe et al., 2007), SWOLF (Levis et al., 2013), EASETECH (Clavreul et al., 2014) et ORWARE (Eriksson et al., 2002). Parmi ces modèles, le plus commun est EASETECH, qui a été utilisé à plusieurs reprises par différents auteurs pour réaliser des ACV de systèmes de GMR. Les principales caractéristiques et différences de ces modèles ont été étudiées par le passé par différents auteurs (Blikra Veia et al., 2018; Gentil et al., 2010; Winkler & Bilitewski, 2007).

L'utilisation de ces différents modèles peut toutefois mener à des résultats très variables dus aux différences entre les hypothèses posées (Blikra Veia et al., 2018; Gentil et al., 2010; Winkler & Bilitewski, 2007). Également, ces modèles sont généralement spécifiques à leur pays d'origine

(Gentil et al., 2010). Le développement de ce type de modèle demande un effort important autant au niveau de la création des inventaires de cycle de vie qu'au niveau du développement mathématique. Ainsi, plusieurs de ces modèles n'ont jamais été réellement terminés et n'ont donc pas été utilisés fréquemment dans la littérature. Finalement, dû à l'évolution rapide des techniques de modélisation en ACV, certains modèles développés il y a plus longtemps ne sont plus réellement applicables (Gentil et al., 2010).

Une autre limitation importante pour ces modèles est que la prédiction des émissions et de la consommation énergétique des procédés doit généralement être redéfinie pour chaque cas d'étude puisqu'elle ne dépend pas d'une modélisation des interactions physiques et chimiques des procédés de traitement (Blikra Veia et al., 2018). Ceci limite ainsi la capacité de prédire les résultats de nouvelles configurations et de nouvelles options technologiques (Blikra Veia et al., 2018).

Un outil d'aide à la décision, nommé MaRCOT, présentement développé au sein du *Centre international de référence sur le cycle de vie des produits, procédés et services (CIRAIG)* pourrait permettre de régler certaines des limites présentées précédemment pour la modélisation de système de GMR. Cet outil permet l'intégration de différentes méthodes de la MFA et de l'ACV, dans un cadre d'optimisation linéaire. Le modèle présenté dans cette thèse est d'ailleurs développé dans le cadre de cet outil d'aide à la décision et permettra à terme de combler le module de tri mécanique.

2.2.2 Application de la MFA au tri mécanique

Trois approches de MFA sont généralement utilisées pour étudier un centre de tri mécanique de matières résiduelles selon la stratégie privilégiée pour décrire la chaîne et les matières résiduelles.

Dans le premier cas, il est possible de décrire la partition de différents biens ou des substances dans les différentes sorties d'un MRF pour un courant entrant sans considérer la séquence de tri. Cette approche est généralement utilisée pour modéliser l'intégration d'un procédé de tri de matières résiduelles dans un système de GMR global. Ainsi, la MFA peut permettre d'évaluer la possibilité d'intégrer de nouvelles unités à un système de GMR existant (Ardolino et al., 2017), d'évaluer l'efficacité d'un système de gestion selon certains scénarios (Arena & Di Gregorio, 2014; Eriksen et al., 2020; Eriksen & Astrup, 2019) ou de comparer l'efficacité de deux systèmes différents (Themelis & Todd, 2004). Cette approche de représentation peut également servir à prédire l'évolution des différentes propriétés physico-chimiques dans les sorties du procédé de tri

(Nasrullah et al., 2014, 2015). Cette approche pour représenter un MRF est donc intéressante pour prédire le comportement général de certains biens ou substances dans un procédé existant, mais ne permet toutefois pas de prendre en compte la configuration de la chaîne de traitement, ce qui limite grandement les capacités prédictives de la méthodologie.

Le deuxième cas consiste à effectuer une MFA sur le niveau des substances en considérant les coefficients de transfert de chaque opération unitaire. Par exemple, Rotter et al. (2004) ont appliqué cette méthodologie pour suivre la concentration de différents contaminants dans une séquence de tri de matières résiduelles mixtes pour la production d'un CDD. Giani et al. (2016) ont comparé l'effet de différentes configurations de tri sur la récupération d'un CDD et ses principales propriétés physiques à partir de matières résiduelles mixtes. Cette approche permet donc de prendre en considération l'impact de la séquence de tri. Toutefois, comme cette approche ne considère que le niveau des substances, elle ne permet pas de prendre en considération la composition entrante des matières.

Finalement, le dernier cas généralement utilisé consiste à combiner les deux premiers cas et d'ainsi représenter l'évolution des différentes catégories de matières pour chaque opération unitaire du procédé. Cette approche de modélisation peut ainsi être utilisée pour comparer l'efficacité de différentes chaînes de traitement pour un objectif ciblé (Caputo & Pelagagge, 2002), pour produire des inventaires de cycle de vie (Pressley et al., 2015), pour représenter l'évolution de certaines matières dans l'économie (Faraca & Astrup, 2019) ou pour identifier des stratégies d'optimisation d'un centre existant (Damgacioglu et al., 2020; Velis et al., 2013).

Cependant, comme les MFA se concentrent généralement sur une chaîne de traitement existante, elles ont certaines limites lors de l'extrapolation pour une composition entrante ou une séquence différente (Kleinhans et al., 2021). Ceci est particulièrement problématique pour la modélisation d'un système de GMR dû à la grande hétérogénéité de la composition des matières entrantes (Velis et al., 2012). Également, comme cette approche de modélisation repose sur l'utilisation de coefficients de transfert, qui sont fixes et constants, elle ne permet pas de prendre en considération la relation entre l'efficacité des équipements et ses principales variables. Cette limite est toutefois intrinsèquement liée à l'utilisation de coefficients de transfert et n'est pas spécifique au tri mécanique.

2.2.3 Application de l'ACV au tri mécanique

Plusieurs ACV ont été réalisées sur le TMB des matières résiduelles (Abeliotis et al., 2012; Ardolino et al., 2017; Beylot et al., 2015; Montejo et al., 2013). Ces analyses ont permis de démontrer que ce procédé peut jouer un rôle important pour la réduction des impacts environnementaux associés au traitement des matières résiduelles (Abeliotis et al., 2012). Cependant, les résultats sont caractérisés par une grande variabilité selon la configuration du centre à l'étude et des efficacités de séparation utilisées pour la modélisation des équipements (Montejo et al., 2013). Ainsi, les résultats dépendent fortement de l'efficacité de séparation des différents matériaux, ainsi que du potentiel de valorisation énergétique associé au CDD et potentiellement au biogaz lorsqu'une digestion anaérobie est réalisée (Abeliotis et al., 2012; Montejo et al., 2013). L'efficacité de séparation des matières recyclables et le rendement en biogaz d'une digestion anaérobie ont d'ailleurs été identifiés comme des facteurs cruciaux pour la modélisation d'un système de GMR par une ACV (Rigamonti et al., 2010). Au niveau de la valorisation énergétique du CDD, elle ne se traduit pas nécessairement pas des gains environnementaux et dépend principalement de la source d'énergie remplacée (Montejo et al., 2013). Son utilisation comme co-combustible en cimenterie (Abeliotis et al., 2012) ou comme matière première dans une unité de gazéification (Ardolino et al., 2017) pourrait s'avérer être des options intéressantes d'un point de vue environnemental.

Afin de maximiser les bénéfices environnementaux associés au TMB, une importante automatisation des équipements devrait être effectuée afin de permettre une séparation adéquate des matières recyclables, et une valorisation de la matière organique devrait être effectuée, par exemple à partir d'une digestion anaérobie (Montejo et al., 2013). Il faut toutefois préciser que cette conclusion dépend fortement du mix énergétique du pays dans lequel le procédé est implanté.

Ainsi, les résultats bénéfiques montrés par les différentes ACV de TMB dépendent fortement de l'efficacité du procédé, mais également de l'atteinte de débouchés intéressants pour les différents produits, ce qui n'est pas toujours le cas (Abeliotis et al., 2012). Dans une ACV, cette capacité d'un produit à en remplacer un autre dans l'économie est modélisée à partir du potentiel de substitution. Vadenbo et al. (2017) ont présenté une approche permettant de calculer ce potentiel en se basant sur le potentiel de ressource valorisable, l'efficacité de récupération, la substituabilité du produit et la réponse du marché. Toutefois, les différents paramètres affectant ce facteur de substitution sont

souvent mal caractérisés dans la littérature et font face à un manque de transparence (Viau et al., 2020).

Plusieurs recherches ont été réalisées spécifiquement sur la recyclabilité des plastiques et leur potentiel de substituabilité dans l'économie comme produits secondaires (Demets et al., 2021; Eriksen et al., 2020; Eriksen & Astrup, 2019; Faraca & Astrup, 2019). Ainsi, la recyclabilité des plastiques dans l'économie dépend fortement de la qualité des ballots produits dans les centres de tri (Eriksen et al., 2019; Eriksen & Astrup, 2019) et des propriétés de ces plastiques (Demets et al., 2021). Peu de recherches ont par contre été réalisées spécifiquement pour les plastiques issus d'un TMB, ainsi pour les autres matières recyclables. Plus d'études devraient donc être effectuées pour s'assurer que les différents produits peuvent adéquatement être réacheminés dans l'économie.

Également, une autre limitation de l'utilisation de l'ACV pour la GMR est que cet outil repose généralement sur une modélisation linéaire de la situation, alors que plusieurs phénomènes en lien avec la GMR ont plutôt des comportements non-linéaires (Haupt et al., 2018). Finalement, la variation de la composition ou des propriétés des matières résiduelles n'est souvent pas prise en considération dans les analyses, puisque des données génériques ou des moyennes de composition sont généralement utilisées pour la modélisation des impacts (Bisinella et al., 2017).

Ainsi, les impacts environnementaux associés à un TMB dépendent fortement de sa configuration, de la composition des matières entrantes et de la capacité réelle du système à produire des matières pouvant être adéquatement recyclées et/ou valorisées comme produits secondaires. Ces facteurs se doivent donc d'être adéquatement prédits à travers une modélisation rigoureuse des bilans de masse afin d'effectuer une analyse environnementale pertinente. Plus encore, la qualité des produits se doit d'être adéquatement prédite afin de s'assurer que les matières produites peuvent réellement être substituées dans l'économie.

2.2.4 Modèles mécanistiques

Les approches de modélisation présentées dans les sections précédentes se basent toutes sur l'utilisation de coefficients de transfert pour effectuer la représentation numérique des différents équipements de tri mécanique. Cependant, comme mentionné précédemment, les coefficients de transfert sont fixes et constants, et nécessitent donc d'être modifiés à chaque fois qu'une modification au système doit être apportée. Ceci demande donc une très bonne compréhension du

système à l'étude. Une autre approche également utilisée dans la littérature pour effectuer la modélisation des opérations de tri et permettant une meilleure flexibilité est l'utilisation de modèles mécanistiques. Cette approche de modélisation nécessite toutefois une connaissance approfondie des propriétés des matières, puisque ce sont ces propriétés qui sont ciblées par les équipements de tri.

Quelques approches ont été tentées pour effectuer une modélisation physique des opérations de tri des matières résiduelles. Zwisele et al. (2007) ont développé un outil de simulation permettant de modéliser des opérations de tri en fonction de la composition et des propriétés des matières résiduelles. Leur première version inclut la modélisation d'une étape de broyage, de classification à air et d'une séparation mécanique. Toutefois, seules les deux premières étapes (broyage et classification à air) se basent sur les tailles de particules des matières, alors que la simulation du séparateur magnétique se fait par coefficients de transfert. Les calculs se basent sur une modélisation semi-empirique calibrée avec des données de terrain (Zwisele et al., 2007). Leur approche ne prend toutefois pas en compte la forme des matières et n'a pas été validée avec des données de terrain.

De façon similaire, Beyer & Pretz (2004) ont développé un outil de simulation se basant sur une modélisation des mécanismes des équipements et sur les propriétés physiques des matières résiduelles, nommé *SimuRec*. La description des matières se fait à partir d'un vecteur de flux incluant 190 paramètres, tels que le contenu en eau, le contenu en cendres, la concentration des différents éléments chimiques et une description sommaire des tailles de particules (Beyer & Pretz, 2004). L'outil de simulation, les hypothèses posées et la méthodologie pour modéliser les opérations unitaires ne sont toutefois pas présentés, menant à un manque de transparence important de ce modèle. Également, la taille des particules est exprimée de façon discrète en cinq intervalles uniquement, menant à une représentativité limitée de la méthode.

Ainsi, malgré certains efforts pour simuler une chaîne de tri de matières résiduelles permettant de prendre en compte les mécanismes de séparation et les propriétés des matières, il n'y a présentement pas d'outil transparent et ayant été validé pour une chaîne de tri mécanique. Également, il semble que ces premiers efforts publiés n'ont pas été développés plus en détail depuis leur publication originelle.

En plus de ces deux approches, certains modèles ont également été développés pour représenter une opération unitaire spécifique. Le principal équipement de tri de matières résiduelles ayant été modélisé dans la littérature est le crible rotatif pour lequel plusieurs auteurs ont développé différentes approches ayant des niveaux de complexité différents (Alter et al., 1981; Glaub et al., 1982; Savage et al., 1984; Stessel & Cole, 1996). L'ensemble de ces modèles se base sur le calcul de la probabilité de passage d'une particule à travers les ouvertures de l'équipement. Par contre, ces modèles n'ont pas réellement eu les résultats escomptés en partie à cause des hypothèses posées négligeant la variation de la composition et du débit des matières tout au long du cycle de séparation (Ashkiki et al., 2019). Une autre limitation de ces modèles vient du fait qu'ils ne s'appuient pas sur une caractérisation suffisamment robuste des tailles de particules des différentes catégories de matières entrantes au procédé (Alter et al., 1981).

Pour ce qui est des autres équipements de tri généralement utilisés, il n'y avait pas d'exemple de modèle, en date de 2010, dans la littérature portant sur la séparation balistique des matières résiduelles (Velis et al., 2010). Depuis, il ne semble toujours pas y avoir eu de développement de ce type de modèle, possiblement dû à la difficulté de représenter le facteur de forme des matières. Pour ce qui est de la classification à air, certains modèles ont été développés pour représenter cet équipement, mais ceux-ci n'ont pas été développés pour des matières résiduelles et leur utilisation est donc difficilement extrapolable (Velis et al., 2010). Savage et al. (1984) ont développé un modèle basé sur le calcul d'un coefficient de traînée des matières selon le choix d'un facteur de forme qualitatif. Les résultats du modèle varient cependant de façon très importante selon le choix du facteur de forme et mènent donc à des résultats très variables et peu représentatifs.

Pour ce qui est du tri des métaux et du tri optique, peu de modèles ont également été développés pour le traitement des matières résiduelles. Savage et al. (1984) ont développé un modèle pour le tri magnétique des matières, mais celui-ci ne permet pas de prendre en compte la contamination potentielle et est très sensible au choix de la hauteur de l'aimant.

En plus de la prédiction des rendements des procédés, certains auteurs ont dérivé des équations pour prédire la consommation énergétique des équipements de tri. Ainsi, Tchobanoglous et al. (1993) ont rapporté plusieurs corrélations pour calculer les requis énergétiques de différents équipements de tri mécanique.

Certains modèles mécanistiques ont donc été développés pour la représentation du tri mécanique de matières résiduelles. Cependant, peu d'outils généraux intégrant ces modèles ont été développés et ceux-ci font face à un défi de transparence. En général, l'utilisation et le développement de ces modèles font face à quatre problèmes majeurs, soit : 1) il n'a pas été démontré dans la littérature que leur utilisation est bénéfique et dans quelle mesure; 2) ils nécessitent des caractérisations approfondies des propriétés physiques des matières résiduelles qui sont souvent manquantes ou incomplètes; 3) ils ont été sous-développés dû à leur complexité; 4) il n'existe pas d'outil de simulation transparent permettant leur intégration pour la représentation d'un centre de tri.

2.2.5 Autres approches de modélisation

Deux modèles ont été développés récemment spécifiquement pour la représentation de centres de tri mécanique de matières résiduelles (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021). Les deux se basent sur un modèle de flux de réseau développé à partir des travaux de Wolf (2011) et de Testa (2015). Cette approche de résolution se base sur la description de la séquence de tri comme un réseau et définit les opérations unitaires et leurs liens comme les nœuds et les arêtes du réseau. Les efficacités des opérations unitaires sont définies à partir de coefficients de transfert et le modèle est résolu à partir d'un système matriciel pour chaque matière (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021). Cette approche de modélisation permet de prendre en compte la composition entrante et la configuration du système. Elle permet également une résolution du système malgré la présence de recirculations. La principale différence entre les deux approches repose sur la méthode utilisée pour déterminer les coefficients de transfert. Ip et al. (2018) ont déterminé leurs coefficients de transfert à partir de caractérisations des entrées et des sorties d'une chaîne de tri existante, alors que Kleinhans et al. (2021) ont déterminé leurs coefficients principalement à partir de jugements d'experts. Également, le nombre de catégories de matières considérées est différent, puisque Ip et al. (2018) ont considéré une quinzaine de catégories, alors que Kleinhans et al. (2021) en ont considéré environ 120.

Une approche similaire a été utilisée par Caputo & Pelagagge, (2002), basée sur une méthode matricielle développée par Diaz et al. (1982). Cette approche, malgré une résolution un peu différente, permet également de prendre en compte une variation de la composition entrante et de la chaîne de traitement, et repose aussi sur l'utilisation de coefficients de transfert.

Malgré le fait que ces approches de modélisation permettent une plus grande flexibilité, une prise en compte de la composition et une prise en compte de la configuration de la chaîne, elles font face

aux mêmes limitations que celles soulevées dans la section 2.2.2 en lien avec l'utilisation de coefficients de transfert. Également, malgré le fait que ces approches permettent de modéliser différentes configurations de tri, elles ne permettent pas de prendre en compte l'effet de la configuration sur l'efficacité des différentes opérations de tri.

2.2.6 Détermination de coefficients de transferts

Comme vu dans les sections précédentes, les coefficients de transfert, aussi appelés coefficients de partition, sont largement utilisés pour exprimer l'efficacité de séparation des équipements de tri dans plusieurs approches de modélisation. Plusieurs approches peuvent être utilisées pour les déterminer, et celles-ci ne sont pas toutes équivalentes.

Kleinhans et al. (2021) ont d'ailleurs soulevé qu'une des principales limites à la modélisation d'un centre de tri de matières résiduelles est d'obtenir des coefficients de transfert représentatif de la situation. Pour les déterminer, quatre méthodes sont généralement utilisées, soit à partir d'une caractérisation des entrées et des sorties, à partir de valeurs provenant de manufacturiers, à partir d'une estimation provenant d'un jugement d'expert ou à partir d'une modélisation des phénomènes physiques se déroulant dans les équipements (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021).

Ces quatre approches sont comparées dans les sections suivantes.

2.2.6.1 Estimation à partir d'une caractérisation des entrées et sorties

Estimer des coefficients de transfert à partir de caractérisations permet d'obtenir une représentation moyenne des opérations pour la durée de temps pour laquelle les échantillons ont été collectés. Les résultats peuvent donc varier selon les conditions du centre lors de la prise des mesures, incluant les conditions d'opération, la composition entrante et d'autres facteurs externes (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021; Raymond, 2017). Raymond (2017) et Wolf (2011) ont d'ailleurs montré que l'efficacité des opérations de tri peut dépendre de la composition de l'intrant, des caractéristiques des matières résiduelles et de certaines conditions d'opération. Plusieurs échantillons devraient donc être pris à plusieurs moments afin de réduire l'impact de la variabilité.

Plusieurs exemples de cette approche ont été identifiés dans la littérature. Ainsi, Rotter et al. (2004) et Damgacioglu et al. (2020) ont réalisé une MFA respectivement sur un centre de tri de matières résiduelles mixtes et un centre de tri de matières recyclables en vue d'étudier l'efficacité de la

chaîne pour assurer une bonne qualité des produits. Dans les deux cas, les efficacités de séparation de toutes les opérations unitaires ont été calculées à partir d'un bilan de masse sur le système et d'une caractérisation des produits. Leur approche est toutefois limitée par le fait que le bilan de masse doit obligatoirement être déterminé, soit qu'il doit y avoir autant d'informations connues que d'informations inconnues pour la résolution du bilan. Dans un centre de tri, ceci se caractérise par le fait qu'un flux ne peut pas prendre deux chemins pour arriver au même endroit (Figure 2.2A). Ceci est toutefois très rarement le cas dans les centres de tri réels, qui ont plus souvent une configuration similaire à celle montrée dans la Figure 2.2B.

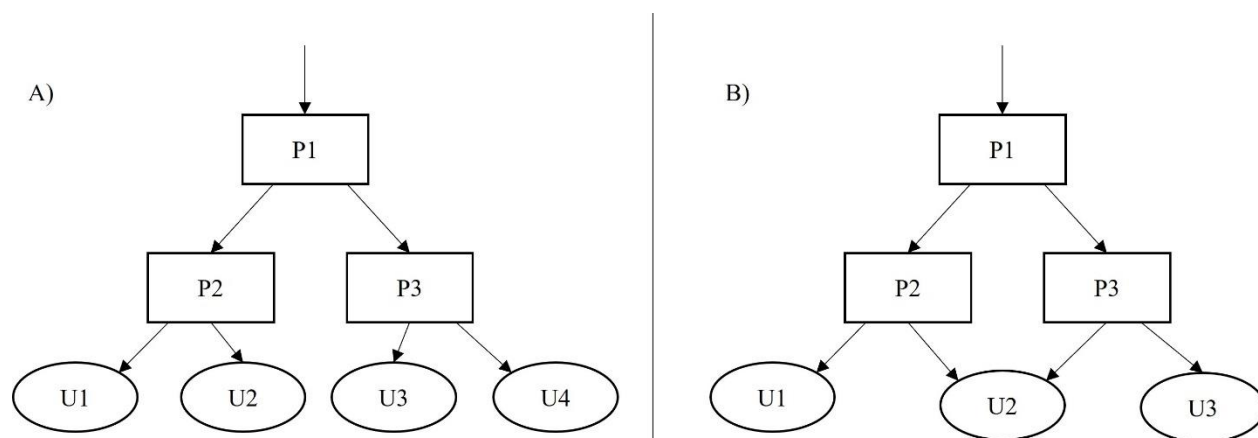


Figure 2.2 Configuration théorique pour un système A) déterminé B) sous-déterminé

Ainsi, dans les cas où le centre de tri à l'étude représente un système sous-déterminé, des hypothèses doivent être posées et/ou des caractérisations supplémentaires doivent être réalisées pour permettre la résolution du bilan de masse. Par exemple, Velis et al. (2013) ont utilisé le logiciel STAN pour réaliser une MFA sur un centre de TMB en effectuant une réconciliation des données issues de différentes caractérisations. Dans ce cas, le flux d'entrée, six flux internes et six flux de sorties ont été caractérisés, puis les informations manquantes ont été estimées à partir d'hypothèses et de données issues de la littérature (Velis et al., 2013). Les hypothèses ne sont par contre pas toutes clairement énoncées. Également, des limitations en lien avec l'utilisation de STAN ont été soulignées dans ces travaux.

Similairement, Jansen et al. (2015) ont caractérisé les entrées et les sorties de trois usines de tri de matières plastiques en Allemagne à partir de sept campagnes de caractérisation. Dans leur cas, afin de résoudre les points de mélange, ils ont estimé que la composition était la même pour tous les flux et ont estimé la répartition massique à partir de leurs connaissances du procédé (Jansen et al.,

2015). Ainsi, pour la Figure 2.2B, ils auraient estimé le ratio massique entre les flux P2-U2 et P3-U2, en plus d'assumer que leur composition est la même. Cette approche a l'avantage de permettre de résoudre facilement le bilan de masse, mais repose sur des simplifications importantes.

Finalement, une autre approche utilisée est celle de Feil et al. (2017), qui ont proposé une méthodologie se basant uniquement sur une caractérisation des flux de sortie, dû à la complexité de caractériser des flux internes. Afin de résoudre le bilan de masse, ils proposent de résoudre le bilan par itération en partant de la fin et de poser des hypothèses lorsque des informations sont manquantes pour la résolution. Des hypothèses au cas par cas sont ainsi définies pour plusieurs opérations en fonction de leurs connaissances du procédé et des matières. Par exemple, ils ont estimé que 5% des emballages de carton étaient récupérés dans la fraction fine d'un séparateur à disque en estimant la taille des particules de ces emballages et ils ont estimé que les trieurs manuels récupéraient 100% des matières ciblées (Feil et al., 2017).

Outre la variabilité des conditions d'opération et de la composition entrante lors de la prise d'échantillon, toutes ces approches font face à la difficulté de caractériser l'ensemble des flux du procédé, menant à une incapacité de résoudre le bilan de masse directement. Pour remédier à ce problème, plusieurs approches ont été proposées, toutes basées sur le fait de poser des hypothèses appropriées. Par contre, ces hypothèses ne sont pas toutes clairement énoncées. Également, il n'est pas clair si ces hypothèses se valent toutes. Également, aucune méthodologie claire n'a été proposée pour extrapoler les calculs à une autre situation similaire.

2.2.6.2 Estimation à partir des efficacités des manufacturiers

Les efficacités fournies par les manufacturiers sont peu utilisées, car elles incluent généralement uniquement les matières ciblées, négligeant ainsi la contamination. Également, ces efficacités ne sont pas nécessairement fiables. Kleinhans et al. (2021) rapportent que les efficacités de manufacturiers sont sous-estimées puisqu'elles doivent garantir un standard minimum. De leur côté, Ip et al. (2018) considèrent au contraire que les efficacités des manufacturiers représentent une situation idéale et sont donc surestimées. Cette conclusion est partagée par plusieurs opérateurs de centre rencontrés dans le cadre de ces travaux qui mentionnent que les efficacités promises par les manufacturiers ne sont souvent pas atteintes par les différents équipements de tri.

2.2.6.3 Estimation à partir de jugements d'experts :

Une autre approche pour la détermination de coefficients de transfert est de les estimer à partir de discussions avec un groupe d'experts en se basant sur leurs connaissances en lien avec l'opération des équipements et des caractéristiques des matières.

Ainsi, Caputo & Pelagagge (2002) ont estimé des coefficients de transfert pour différents équipements de tri, mais n'ont pas précisé quelle méthodologie avait été privilégiée pour y parvenir. Kleinhans et al. (2021) ont quant à eux déterminé les efficacités de tri en prenant en compte certains critères tels que les spécifications des équipements, les matières ciblées par celles-ci et les propriétés théoriques des matières, et en ayant plusieurs discussions itératives avec des experts dans le domaine. Finalement, Pressley et al. (2015) ont déterminé des efficacités pour différents équipements suite à des discussions avec des experts et à partir d'observations visuelles d'une chaîne de tri.

Malgré son apparente simplicité, cette approche est toutefois hautement subjective, indépendamment du niveau de détails choisi pour la modélisation, et est souvent faite de façon très peu transparente.

2.2.6.4 Détermination à partir des phénomènes physiques :

La détermination de coefficients basés sur les forces physiques est souvent considérée comme difficilement réalisable dû à la grande variation des propriétés et au nombre important d'équipements à considérer (Kleinhans et al., 2021). Par contre, certains exemples sont tout de même disponibles dans la littérature.

Ainsi, Faraca & Astrup (2019) ont effectué une MFA sur trois configurations de MRF pour la purification de plastiques. Dans ce cas, ils ont estimé les coefficients de transfert (soit 0, 0.5 ou 1) selon une description approfondie des matières résiduelles, incluant la couleur, le type de polymère et la présence de plusieurs polymères différents. Ainsi, une efficacité était choisie selon la capacité des différents équipements à différencier une matière selon ses caractéristiques. Cette approche nécessite toutefois une connaissance approfondie des matières et serait donc difficilement extrapolable pour un TMB complet. Également, le choix d'un coefficient de transfert dans un intervalle aussi restreint pourrait limiter grandement la représentativité de la modélisation. Finalement, cette approche, malgré une description plus importante des caractéristiques des

matières résiduelles, ressemble grandement à la méthode d'estimation par jugement d'expert, et est donc grandement subjective.

À partir d'une approche un peu différente, Kleinhans et al. (2021) ont utilisé les tailles de particules des matières résiduelles pour estimer un coefficient de transfert pour leur séparation dans un séparateur à disque. Ils n'ont toutefois pas précisé comment le choix des coefficients a été effectué, ni comment les tailles de particules étaient décrites dans ce cas précis.

Ainsi, malgré sa capacité prédictive potentiellement intéressante, cette approche a été très peu utilisée dans la littérature. Il est donc difficile de tirer des conclusions sur son efficacité réelle.

2.2.7 Les limites actuelles de la représentation numérique

Les principales limites en lien avec la représentation numérique du tri mécanique des matières résiduelles viennent principalement de l'utilisation de coefficients de transfert et de leur détermination, puisque comme présenté dans les sections précédentes, la très grande majorité des modèles reposent sur l'utilisation de ces coefficients. Ainsi, les limites soulevées dans les sections 2.2.2 et 2.2.5 quant à la difficulté de représenter les conditions réelles du tri s'appliquent. Les coefficients de transfert ne permettent généralement pas de s'adapter à une variation de la configuration d'un centre de tri, et dans certains cas à une variation de la composition entrante. Pourtant, plusieurs exemples ont montré que l'efficacité d'un équipement pouvait varier grandement selon la situation. Par exemple, Müller et al. (2003) ont montré que l'efficacité d'un séparateur balistique variait considérablement pour 5 compositions entrantes différentes, limitant grandement la capacité de prédire cette situation avec des coefficients fixes. Également, les modèles rapportés sont difficilement extrapolables, puisque leurs coefficients sont définis pour certaines matières dans certaines conditions, faisant en sorte que de nouveaux coefficients doivent toujours être définis pour de nouvelles situations. Plus encore, ces coefficients ne prennent pas en compte les propriétés physiques des matières, pourtant décrites comme essentielles pour expliquer le fonctionnement des équipements de tri mécanique.

L'utilisation de modèles mécanistiques, tels que ceux présentés à la section 2.2.4 pourrait permettre de remédier à cette problématique, mais il n'a jamais été démontré que ces modèles pouvaient réellement être utilisés pour la représentation numérique de centres de tri mécanique.

Une autre problématique en lien avec les modèles présents dans la littérature est qu'ils font souvent face à un défi de transparence. L'origine des données et la méthodologie pour déterminer les efficacités de tri ne sont pas toujours rapportées de manière transparente. Une des raisons expliquant ce problème vient du fait que plusieurs centres font face à des enjeux de confidentialité.

2.3 Propriétés physiques des matières résiduelles

En vue d'effectuer une modélisation des mécanismes physiques des opérations de tri mécanique des matières résiduelles, une compréhension approfondie des propriétés physiques des matières résiduelles est essentielle puisque celles-ci ont une influence directe sur l'efficacité des équipements de tri (Diaz et al., 1982; Feil, Thoden Van Velzen, et al., 2016; Ip et al., 2018; Velis et al., 2010). Parmi ces propriétés, la taille des particules est souvent identifiée comme l'une des propriétés les plus importantes, puisqu'elle a une influence directe ou indirecte sur la majorité des équipements de tri (Velis et al., 2010). Par exemple, même si la taille des particules n'est pas directement ciblée par un séparateur magnétique, il a été montré que la récupération des métaux ferreux est moins efficace pour des objets de petite taille (Raymond, 2017; Savage et al., 1984). Les autres propriétés physiques des matières résiduelles généralement identifiées comme importantes pour les opérations de tri incluent la densité, le facteur de forme, les propriétés magnétiques et les propriétés optiques (Feil, Thoden Van Velzen, et al., 2016; Ip et al., 2018; Velis et al., 2010).

Outre leur influence sur le rendement des opérations de tri, les propriétés physiques des matières résiduelles peuvent également influencer les stratégies d'échantillonnage (Feil, Thoden Van Velzen, et al., 2016) et les stratégies de collecte des matières résiduelles (Chang & Pires, 2015), en plus de s'influencer entre elles (p.ex., la taille des particules a une influence sur l'humidité) (Beyer & Pretz, 2004). Une connaissance approfondie des principales propriétés s'avère donc essentielle autant pour accroître la compréhension associée aux opérations de tri, que pour la gestion des matières résiduelles en général.

Par contre, en raison de la grande hétérogénéité des matières résiduelles, ces propriétés sont caractérisées par une grande variabilité (Kleinhans et al., 2021; Lagerkvist et al., 2010; Velis et al., 2010). Ainsi, elles ont généralement été peu étudiées par le passé menant à leur faible

représentation dans la littérature. Également, certaines limites ont été identifiées pour leur caractérisation. Ainsi, dû à la grande variabilité de la forme et la taille des matières résiduelles, il peut être difficile de mesurer la taille des particules des matières résiduelles (Velis et al., 2010; von Blottnitz et al., 2002). L'importante ductilité de certaines catégories de matières a également été identifiée comme un frein pour la mesure de propriétés physiques de celles-ci (von Blottnitz et al., 2002).

2.3.1 Taille des particules

La taille des particules d'objets hétérogènes est généralement représentée à partir d'une distribution de tailles de particules (*particle size distribution*, PSD) choisie selon le domaine d'application (Fieller et al., 1992). Pour représenter une PSD, le diamètre de tamisage est généralement utilisé, car il s'agit de la mesure la plus facile à effectuer (Merkus, 2009; Ruf, 1974). Dans le cas de matières résiduelles, il s'agit également de la mesure la plus adaptée, puisque plusieurs opérations de tamisage sont généralement utilisées pour en effectuer la séparation.

La taille des particules de matières résiduelles est généralement concentrée entre 1-2 cm et 30-50 cm (Stessel, 2012), ce qui représente une large plage d'application. Plusieurs distributions ont été utilisées pour représenter la taille de particules de matières résiduelles, incluant les distributions log-normale, normale, gamma, bêta et Rosin-Rammler (Alter et al., 1981; Ashkiki et al., 2019; Nakamura et al., 2006; Ruf, 1974). La distribution de Rosin-Rammler a été identifiée comme une méthode appropriée pour la représentation de matières résiduelles (Vesilind, 1980), principalement pour des matières résiduelles broyées (Savage & Trezek, 1980). Il s'agit d'ailleurs de la distribution recommandée pour représenter la taille de particules de RDF dans la norme ASTM E1037.

Par contre, aucune étude n'a été réalisée dans la littérature permettant de conclure qu'une distribution est plus appropriée qu'une autre pour la représentation de matières résiduelles non traitées. Également, très peu de données de distribution sont disponibles pour représenter les différentes catégories de matières résiduelles. La source de données la plus complète provient de la thèse réalisée par Ruf (1974). Cette source est cependant relativement vieille et il est très probable que les matières aient suffisamment évolué pour que les distributions rapportées ne soient plus aussi valides.

2.3.2 Densité

Deux types de densité sont généralement calculés pour représenter les matières résiduelles, soit la densité du matériel et la densité apparente (Lagerkvist et al., 2010). Dans ce dernier cas, la densité prend en compte le vide interne de l'objet ainsi que l'espace entre les objets lors de la prise de l'échantillon. La densité apparente est donc dépendante du niveau de compaction appliqué sur les matières lors de la prise de la mesure ou lors de la collecte, et de la contamination potentielle lors de la mesure (Feil, Thoden Van Velzen, et al., 2016; Tchobanoglous et al., 1993). La densité du matériel ne dépend quant à elle que du type de matière résiduelle. Pour la modélisation du tri des matières, la densité apparente est généralement la plus utile, car elle permet de prendre en compte la forme des objets.

Certains auteurs ont rapporté des intervalles de valeurs typiques pour la densité apparente des matières résiduelles pour différentes catégories de matière (Tchobanoglous et al., 1993; US EPA, 2016; Vesilind et al., 2002; WRAP, 2010). WRAP (2010) ont publié l'une des banques de données les plus complètes pour la densité apparente en présentant la valeur moyenne, l'écart-type, la plus grande valeur et l'intervalle de confiance pour plusieurs catégories de matières selon plusieurs méthodes de collecte. Par contre, cette caractérisation combine plusieurs méthodes différentes et plusieurs catégories de matières sont très agrégées, rendant la comparaison et l'utilisation de ces données difficiles. Ce problème est d'ailleurs généralisé puisque les données de densité provenant de la littérature sont caractérisées par une très faible uniformité (Tchobanoglous et al., 1993)

Pour ce qui est de la densité du matériel, elle a été peu étudiée par le passé. Lagerkvist et al. (2010) ont rapporté une valeur pour certaines matières. Par contre, les catégories rapportées ne correspondent pas exactement aux catégories de matières résiduelles généralement étudiées, ce qui mène encore une fois à une problématique pour l'utilisation des données. Également, lorsque ces données sont rapportées, elles n'ont pas nécessairement été mesurées pour des matières résiduelles, mais plutôt pour des matières vierges. Ainsi, il y a un manque de données disponibles et utilisables, autant pour la densité apparente que la densité du matériel.

2.3.3 Facteur de forme

Malgré sa grande importance pour la prédiction du rendement de plusieurs opérations de tri telles que la séparation balistique et la classification à air, le facteur de forme a été très peu étudié dans

la littérature. La seule approche recensée pour caractériser cette propriété provient des travaux de Savage et al. (1984) qui ont classé la forme des principales catégories de matières résiduelles de manière qualitative en quatre familles, soit les objets en forme de long éclat, en forme plate, en forme de cylindre ou en forme de cube. Ils ont ensuite défini un coefficient de traîné pour chacune de ces familles en assumant une taille d'objet typique (Savage et al., 1984). Cette approche permet une première approximation de la forme des matières résiduelles, mais est limitée à un nombre restreint de familles d'objet et ne permet pas de quantifier directement la propriété. Une nouvelle méthode permettant de quantifier directement le facteur de forme des matières résiduelles devrait donc être développée pour remédier à ces limites.

2.3.4 Autres propriétés

Parmi les autres propriétés des matières résiduelles, l'humidité a une influence importante sur le fonctionnement de plusieurs procédés de conversion (Lagerkvist et al., 2010). L'humidité peut également influencer les caractérisations des matières résiduelles, puisqu'elle peut grandement affecter la masse d'un échantillon (Lagerkvist et al., 2010). Ceci peut être problématique sachant que l'humidité varie beaucoup selon plusieurs facteurs tels que la saison, la composition des matières et les conditions météorologiques lors de la collecte (Tchobanoglous et al., 1993). Finalement, l'humidité a une influence sur la séparation des matières dans un centre de tri, puisque les matières sèches sont plus facilement séparables (Christensen & Bilitewski, 2010). L'humidité a été étudiée à plusieurs reprises et est souvent exprimée comme valeur moyenne pour une catégorie donnée de matière.

Les propriétés élastiques des matières résiduelles ont également été identifiées comme importantes puisqu'elles dictent le comportement des matières lors de leur broyage (Velis et al., 2010). Par contre, les connaissances actuelles portant sur le comportement des matières fragiles ne permettent pas de modéliser adéquatement les procédés de broyage (Velis et al., 2010).

Finalement, les propriétés électromagnétiques et optiques des matières résiduelles sont également importantes pour les opérations de tri mécanique (Velis et al., 2013). Pour les propriétés électromagnétiques, il est souvent simplement considéré que tous les métaux sont captés par un séparateur, alors que les autres matières ne le sont pas. Pour ce qui est des propriétés optiques, elles ne sont généralement pas rapportées dans les études sur le tri mécanique. Par contre, certains

auteurs ont caractérisé la couleur des différents plastiques afin de déterminer la proportion des flux qui ne seraient pas détectés par un trieur optique (Eriksen & Astrup, 2019; Faraca & Astrup, 2019).

2.4 Analyse critique de la littérature

La revue de la littérature a montré que la représentation numérique du tri mécanique des matières résiduelles, que ce soit pour la prédiction des impacts environnementaux ou des flux de matières, se fait dans la grande majorité des cas à partir de coefficients de transfert. La détermination de ces coefficients se fait généralement à partir de quatre méthodes distinctes, soit à partir d'efficacités prédites par les manufacturiers, à partir d'estimations réalisées par des experts, à partir de caractérisations des entrées et des sorties d'un centre ou à partir d'une modélisation des phénomènes physiques. Alors que les deux premières approches font face à un défi de transparence et de confidentialité, la troisième approche fait face à des défis méthodologiques et la quatrième approche a été très peu utilisée par le passé dû à la grande variabilité des propriétés des matières résiduelles. Ces défis ont mené à une faible représentation de l'efficacité de tri des différentes opérations unitaires dans la littérature. En effet, peu d'informations sont disponibles sur le fonctionnement des opérations et peu de données sont disponibles quant à leur efficacité pour différents contextes. Globalement, la performance du tri mécanique des matières résiduelles doit donc être améliorée. Accroître la compréhension associée à la performance du tri mécanique est particulièrement important dû à la sous-performance des différents centres de tri par rapport aux cibles visées. Ceci se traduit par une contamination importante des principaux produits issus du tri mécanique des matières résiduelles, faisant en sorte que peu de débouchés viables sont disponibles pour ceux-ci.

Les différents exemples dans la littérature s'étant attardés au calcul des efficacités de tri des matières résiduelles à partir d'usines existantes se basent sur des méthodologies de résolution différentes et sur des hypothèses souvent divergentes. Ainsi, il n'existe présentement pas de méthode systématique permettant de résoudre ce type de problème, menant à une disparité des solutions. En effet, ces différentes méthodologies peuvent mener à des résultats complètement différents selon les hypothèses posées, indiquant le besoin de développer une approche transparente et documentée permettant de résoudre ce type de problème.

Par contre, malgré l'importance des coefficients de transfert pour la représentation numérique des opérations de tri de matières résiduelles dans la littérature, la revue effectuée a également permis de montrer que ces coefficients sont limités dans leur capacité prédictive puisqu'ils ne permettent pas de prendre en compte la configuration de la chaîne de tri, les conditions d'opération des équipements et les propriétés physiques des matières. Pourtant, ces trois aspects ont été identifiés à plusieurs reprises comme des facteurs expliquant la variabilité importante de l'efficacité des centres de tri. Il faut donc s'attendre à ce que l'utilisation de ces coefficients de transfert mène à des limitations importantes pour la prédiction des flux de matières, et donc des impacts environnementaux associés. Toutefois, les limites associées à l'utilisation de ces coefficients dans ce contexte n'ont jamais été analysées dans la littérature. Également, leur variabilité et le contexte dans lequel ils sont déterminés n'ont pas été analysés en détail. Ainsi, il n'est pas possible de conclure sur l'applicabilité de ces coefficients pour la prédiction des caractéristiques des produits d'un TMB dans un contexte différent de celui pour lesquels ils ont été déterminés.

Afin de remédier aux limites associées à l'utilisation de coefficients de transfert, une modélisation mécanistique des opérations unitaires pourrait être appropriée. Toutefois, ce type de modèle a été très peu développé pour la représentation du tri mécanique des matières résiduelles, en partie parce qu'il repose sur une description détaillée des propriétés physiques des matières résiduelles, telles que la taille des particules, la densité et le facteur de forme. Pourtant, la revue de la littérature a montré que ces trois propriétés ont été très peu analysées par le passé.

Pour la taille des particules, malgré le fait que cette propriété ait été caractérisée à quelques reprises dans la littérature, aucune méthodologie n'est privilégiée pour la représentation de matières résiduelles non-traitées, menant à une disparité importante des méthodes. Également, il n'existe pas d'étude récente portant sur la détermination de distributions de tailles de particules pour les principales catégories de matières, menant à une incapacité de réellement prédire cette propriété. Pour ce qui est de la densité, elle a également été caractérisée à quelques reprises, mais elle a souvent été mesurée dans des conditions très variables. Ainsi, la densité est rarement rapportée pour des conditions similaires, faisant en sorte que les données sont peu utilisables dans un contexte de tri mécanique. Pour ce qui est du facteur de forme, il n'existe aucune méthode dans la littérature pour quantifier cette propriété. Ces différentes limitations dans la représentation des propriétés physiques font en sorte que la modélisation des phénomènes physiques des opérations de tri est fortement limitée.

Finally, the review of the literature has shown that there is currently no predictive transparent tool allowing the prediction of residual fluxes from mechanistic models and having been validated with field data. Some tools have been developed in preliminary versions, but the general resolution algorithm is never presented. Also, a lack of transparency is observed since not all operations are described and some aspects are not provided, not allowing the recreation of these models. Finally, none of these models has been really validated with field data in a recent framework, not allowing to conclude to a real validity of this approach as a replacement to the use of transfer coefficients.

CHAPITRE 3 OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

Cette section présente les objectifs découlant de la revue de la littérature effectuée, la méthodologie générale développée pour les atteindre et une description de l'organisation des résultats de la thèse.

3.1 Objectifs du projet

Pour donner suite à l'analyse critique de la littérature effectuée, l'objectif suivant a été défini :

Développer un outil prédictif basé sur une modélisation du procédé et des matières résiduelles permettant une implantation réussie du traitement mécano-biologique dans un contexte québécois.

Afin de répondre à cet objectif, il est possible de séparer cet objectif en cinq objectifs spécifiques en se basant sur la revue de la littérature effectuée. Ces cinq sous-objectifs sont les suivants :

1. Développer une méthodologie permettant de calculer les efficacités de séparation des opérations de tri mécanique d'un centre existant à partir de caractérisations de certains flux de matières;
2. Identifier les limites induites par l'utilisation de coefficients de transfert pour la modélisation des opérations de tri mécanique de matières résiduelles;
3. Développer une approche permettant de modéliser les principales propriétés physiques des matières résiduelles à partir de caractérisations;
4. Développer une approche de modélisation du traitement mécano-biologique des matières résiduelles se basant sur une intégration judicieuse de coefficients de transfert et de modèles mécanistiques;
5. Déterminer l'impact de la configuration de la chaîne d'un procédé de traitement mécano-biologique et des conditions d'opération des équipements de tri sur la qualité des produits et leurs débouchés.

Comme il a été montré que les coefficients de transfert jouent un rôle important pour la modélisation du TMB, mais que les méthodes utilisées font généralement face à un manque de cohérence et de transparence, le premier objectif spécifique proposé permet de répondre à ces deux

problématiques en fournissant une nouvelle méthodologie permettant de résoudre ce type de problèmes.

Ensuite, certaines limites théoriques à l'utilisation de coefficients de transfert pour effectuer la modélisation prédictive d'un procédé de TMB ont été identifiées dans la littérature, mais aucune démonstration réelle n'a été effectuée. Ainsi, le deuxième objectif spécifique vise à identifier plus clairement ces limites et à déterminer des balises pour leur application.

Étant donné qu'une modélisation mécanistique de certaines opérations unitaires est privilégiée, il a été montré dans la revue de la littérature qu'une bonne compréhension des propriétés physiques des matières résiduelles est nécessaire, ce qui n'est présentement pas le cas. Ainsi, le troisième objectif spécifique vise à améliorer cette compréhension pour les principales propriétés influençant le tri mécanique des matières en proposant des méthodes quantitatives pour les représenter.

Une fois que les limites associées à la modélisation par coefficients de transfert sont vérifiées, que les méthodes de modélisation à privilégier sont identifiées de façon judicieuse et que la modélisation des propriétés des matières est effectuée, il est possible de procéder au développement de l'outil de modélisation, ce qui correspond au quatrième objectif spécifique.

Finalement, une fois l'outil développé, il peut être utilisé pour identifier les meilleures configurations permettant l'intégration réussie du TMB dans un contexte québécois à travers une étude de cas, ce qui correspond au cinquième objectif spécifique.

3.2 Méthodologie générale

La description de la méthodologie générale inclut trois sections distinctes. Tout d'abord, pour toutes les caractérisations réalisées et obtenues auprès des partenaires, l'information ciblée, le type de matières analysées et la provenance des matières sont décrits. Cette section inclut également une description de la méthodologie utilisée pour analyser la représentativité des échantillons. Ensuite, l'outil de simulation développé dans le cadre de ce projet est décrit afin de présenter le cadre de modélisation. Finalement, la méthodologie utilisée pour valider les résultats de modélisation est décrite.

3.2.1 Caractérisations des matières résiduelles

Pour analyser le fonctionnement des équipements de tri, il est nécessaire d'obtenir des données de terrain fiables et représentatives. L'obtention de ces données passe inévitablement par la réalisation de caractérisations de différents flux de matières résiduelles. Toutefois, la réalisation de ces caractérisations requiert beaucoup de temps et de ressources. Il est donc nécessaire de restreindre le nombre de caractérisations réalisées et la quantité de matières collectées. Par contre, ces limitations ne doivent pas affecter la représentativité des échantillons collectés. Une méthode d'analyse est donc requise pour s'assurer que les caractérisations réalisées sont réellement représentatives de la situation.

Dans le cadre de cette thèse, les caractérisations effectuées ont principalement porté sur la détermination des propriétés physiques des matières résiduelles, puisque la faible quantité de données disponibles dans la littérature a été identifiée comme une des principales limites à la modélisation du tri mécanique. Ainsi, durant ce projet de recherche, quatre caractérisations distinctes ont été réalisées, dont trois portant sur les propriétés physiques des matières résiduelles et une sur la composition des flux internes d'un centre de tri. Les résultats de deux caractérisations effectuées par des partenaires ont aussi été obtenus. La Figure 3.1 présente un schéma de l'information ciblée, le type de matières analysées et la provenance des matières pour les six caractérisations utilisées dans le cadre de ce projet.

Les caractérisations C1 et C3 sont utilisées dans le cadre du Chapitre 6, la caractérisation C2 dans le Chapitre 7, les caractérisations C4 et C5 dans le Chapitre 4 et la caractérisation C6 dans le Chapitre 5 et dans le Chapitre 8.

<u>Caractérisations réalisées à l'interne</u>		<u>Caractérisations réalisées par des partenaires</u>
Propriétés physiques	Composition	
C1 Taille des particules Matières résiduelles mixtes non-traitées Montréal	C4 Composition Flux internes d'un centre de tri de matières recyclables Montréal	C5 Composition Flux sortants d'un centre de tri de matières recyclables Montréal
C2 Taille des particules et densité Matières recyclables non-traitées Montréal		C6 Composition Flux sortants d'un centre de tri de matières résiduelles mixtes Sherbrooke
C3 Taille des particules Résidus de construction et démolition traités par crible rotatif Ottawa		

Figure 3.1 Schématisation des caractérisations effectuées et obtenues dans le cadre de ce projet

Au niveau de la représentativité des caractérisations, plusieurs normes provenant de différents pays et pour différents contextes ont été définies pour baliser les caractérisations de matières résiduelles. Ainsi, dans un contexte nord-américain, la norme ASTM D5231 décrit la méthodologie à privilégier pour la caractérisation de la composition de matières résiduelles mixtes. Cette norme propose une méthode pour déterminer la quantité de matières à collecter pour obtenir des échantillons représentatifs. L'approche se base sur la détermination de moyennes et d'écart-types pour une matière cible. Malgré son utilité, cette norme ne donne pas d'indications pour la caractérisation des propriétés physiques des matières, telles que la densité et la taille des particules. Également, cette norme s'applique à des matières résiduelles collectées à la source pour une municipalité ou une région, et n'est donc pas directement applicable pour caractériser des flux de matières d'un centre de tri, dû à la différence d'hétérogénéité entre ces deux types de flux.

Pour effectuer la caractérisation de la densité de matières résiduelles, la norme ASTM E1109 indique qu'il est nécessaire de collecter des échantillons supérieurs à 250 kg pour des matières ayant une taille nominale supérieure à 90 mm. Cette norme peut être appliquée pour caractériser la densité d'un mélange de matières mixtes, mais est toutefois difficilement applicable pour caractériser la densité de différentes catégories de matières due à la nécessité de trier manuellement

ces catégories. En effet, trier plusieurs échantillons de matières résiduelles de plus de 250 kg représenterait un temps considérable.

Pour effectuer la caractérisation de la taille de particules de matières résiduelles, il n'existe présentement pas de norme ASTM directement en lien avec la détermination de cette propriété pour des matières non traitées. La norme ASTM E1037 permet de caractériser cette propriété pour un CDD ayant subi une réduction de taille et un briquetage, et ne peut donc pas être utilisée pour des matières non traitées, due à une importante différence de taille de particules. Également, la norme ASTM D5519 peut généralement être appliquée pour des matières ayant un diamètre supérieur à 75 mm. Cette norme ne fournit toutefois pas de quantité claire à caractériser.

Plusieurs normes européennes ont également été définies pour des applications similaires. Toutefois, comme pour les normes ASTM, ils ne permettent pas de déterminer une quantité de matières à échantillonner pour la densité ou la taille des particules de catégories de matières résiduelles non traitées.

En l'absence de normes applicables, l'approche utilisée pour s'assurer d'obtenir des données représentatives lors de la caractérisation de propriétés physiques comporte trois étapes, soit de :

- 1) effectuer une estimation de la quantité à échantillonner à partir d'exemples similaires dans la littérature;
- 2) effectuer la caractérisation des matières résiduelles;
- 3) analyser la représentativité des échantillons à partir d'une analyse statistique des sous-ensembles d'échantillons.

Afin d'effectuer l'analyse de la représentativité des échantillons, l'approche utilisée consiste à calculer s'il y a une différence statistique, à partir d'un test d'hypothèse, de la propriété pour différents sous-groupes d'échantillons (c.-à-d., un sous-groupe d'échantillon correspond au nombre d'échantillons considérés). La Figure 3.2 présente la méthodologie utilisée.

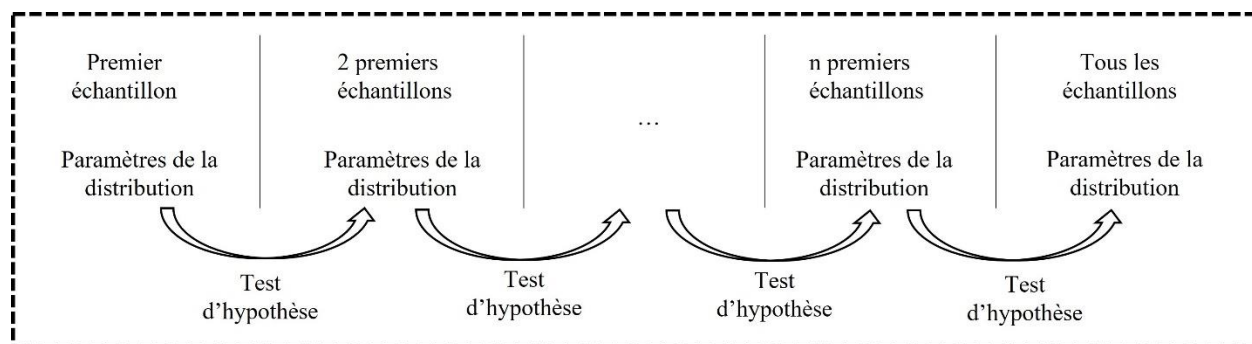


Figure 3.2 Schématisation de l'approche utilisée pour analyser la représentativité des échantillons

Ainsi, à partir d'un test d'hypothèse, il est possible de déterminer le nombre d'échantillons minimal pour que les paramètres de la distribution cessent d'évoluer par rapport au sous-ensemble précédent.

3.2.2 Description de l'outil de modélisation

Comme mentionné dans la section 2.2.1.3, l'outil de modélisation développé dans ce projet, nommé VMR-sys (valorisation des matières résiduelles - système), s'inscrit dans un cadre plus large, soit le développement d'un outil d'optimisation permettant de combiner l'ACV et la MFA, nommé MaRCOT. Ces deux outils sont développés à partir du langage de programmation orientée objet *Python*.

VMR-sys a été développé pour permettre d'effectuer un bilan de masse sur un système gestion de matières résiduelles en se basant sur une modélisation flexible des opérations. Dans le cadre de ce projet, les différentes opérations unitaires ont été développées sous forme de modules, incluant des équipements de tri mécanique et une unité de carbonisation hydrothermale. Ces modules sont développés de façon à être intégrés dans l'outil MaRCOT et doivent donc avoir un format spécifique.

Malgré le fait que VMR-sys a été principalement utilisé pour représenter un procédé de tri mécanique de matières résiduelles, sa structure est assez flexible pour intégrer d'autres types de traitement. Par exemple, cet outil a été utilisé pour modéliser l'intégration d'un modèle mécanistique de digestion anaérobie, *ADM1*, dans une MFA d'un système de traitement des matières organiques triées à la source (Urtnowski-Morin et al., 2021).

L'outil inclut plusieurs classes représentant les principaux modules nécessaires à la résolution. Chaque classe comporte plusieurs attributs, soit les informations qui définissent la classe, et plusieurs méthodes, soit ses fonctions. Les différentes classes développées ont des liens de dépendance leur permettant ainsi de partager des informations. La Figure 3.3 présente les classes développées spécifiquement dans le cadre de ce projet. Les prochaines sections décrivent le fonctionnement de ces classes, ainsi que leurs attributs et leurs méthodes. Dans le cas présent, les attributs et méthodes de la classe *Layers* ne sont pas présentés, puisqu'ils ont été développés dans le cadre du développement de l'outil MaRCOT et ne sont pas tous nécessaires. Par contre, il est à noter que certains éléments de la classe *Layers* sont utilisés dans la modélisation, incluant les attributs et les méthodes permettant de définir les niveaux de masse d'un flux.

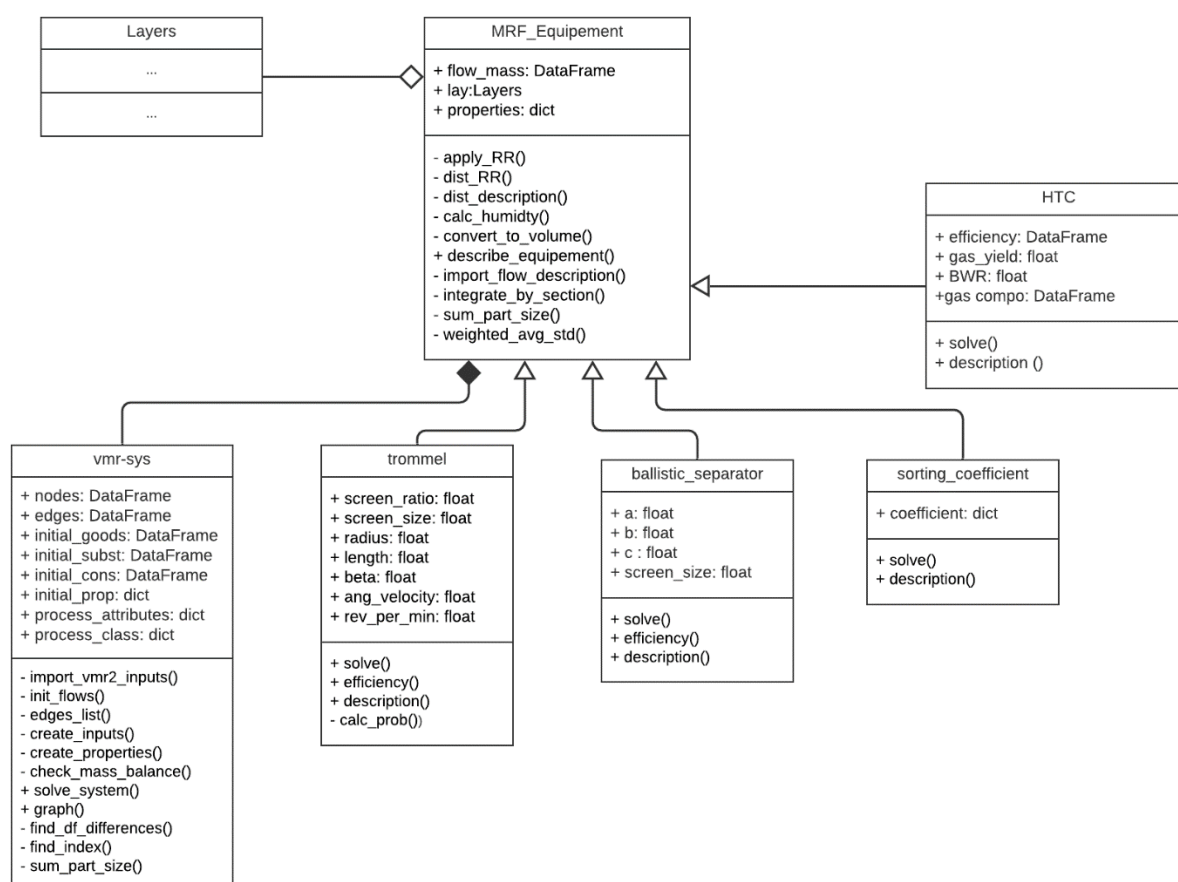


Figure 3.3 Description de l'outil de modélisation pour la représentation numérique d'un TMB

Dans la figure, chaque classe est représentée par un rectangle pour lequel son nom, ses attributs et ses méthodes sont présentés dans l'ordre. Lorsque le symbole + est utilisé, cet attribut ou cette méthode est disponible pour l'utilisateur, alors que lorsque le symbole – est utilisé, cet attribut ou

cette méthode est caché à l'utilisateur. Une flèche vide indique qu'une classe hérite des attributs et méthodes d'une autre classe (classe enfant et classe parent) et un losange vide indique que cette classe peut exister séparément tout en étant utilisée dans une autre classe.

3.2.2.1 Classe *MRF_Equipement*

Cette classe permet de définir les principaux attributs et méthodes utiles principalement pour la modélisation d'équipements de tri mécanique, mais également pour d'autres types de procédés.

Les attributs incluent un dictionnaire de propriétés des matières résiduelles, le débit de matière entrant à un procédé et une définition des niveaux massiques sous la forme d'un objet *Layers* défini dans MaRCOT. Cette façon de définir les niveaux de masse d'un flux de matière permet d'exprimer la matière sous trois différents niveaux, soit la composition en biens (objets matériels), en éléments non-conservés (p.ex., une molécule chimique) et en éléments conservés (éléments chimiques). Ceci permet de donner une flexibilité importante lors de la description des matières. Pour ce qui est de l'attribut permettant de décrire les propriétés, il permet de prendre en compte la densité, la taille des particules, le facteur de forme et le PCI des matières. L'humidité est quant à elle définie sous la forme d'un élément non-conservé dans l'objet *Layers*.

Au niveau des méthodes, elles incluent différentes fonctions utiles pour plusieurs classes et permettant principalement de mettre en forme et de manipuler les propriétés.

3.2.2.2 Classe *vmr_sys*

Cette classe permet de recenser les principaux attributs et méthodes permettant de résoudre le bilan de masse sur un système de gestion des matières résiduelles et représente donc le cœur de l'outil VMR-sys.

Les attributs de cette classe englobent toutes les informations requises pour définir le système incluant une liste d'opérations unitaires (*nodes*), une liste des liens entre ces opérations unitaires (*edges*), une liste de la classe utilisée pour représenter chaque opération unitaire dans le modèle, les attributs des opérations unitaires et une description initiale des flux de matières entrants au procédé. Ainsi, cette classe peut aussi bien permettre de modéliser un centre de tri mécanique de matières résiduelles, que n'importe quel autre système, dans la mesure où les classes spécifiques aux procédés de traitement sont définies.

Plusieurs méthodes sont définies permettant d'effectuer l'importation des données, la mise en forme des données et la résolution du système. La méthode *graph()* permet également d'effectuer une représentation graphique du système et d'y inclure les débits de matières calculés. Une description de l'algorithme de résolution de la méthode *solve()* est présentée dans le Chapitre 8.

3.2.2.3 Autres classes

Quatre autres classes ont été définies, incluant deux modèles spécifiques de tri mécanique (crible rotatif et séparateur balistique), un modèle de carbonisation hydrothermale et un modèle général prenant en compte des coefficients de transfert. Ces quatre classes sont définies comme des classes enfants de la classe *MRF_Equipement*, malgré le fait que la carbonisation hydrothermale n'est pas un procédé de tri mécanique, car ils requièrent tous les attributs de la classe parent.

Également, ces quatre classes ont sensiblement les mêmes attributs et les mêmes méthodes. Leurs attributs sont les variables prises en compte dans la modélisation spécifique à l'opération unitaire. Dans le cas de la classe *partition_coefficient*, le seul attribut correspond à un dictionnaire de coefficients permettant de décrire l'opération. Pour ce qui est des méthodes, ils incluent tous une méthode *solve()* permettant la résolution du système et dans certains cas une méthode *efficiency()* permettant de calculer l'efficacité de l'opération. Une description du fonctionnement de ces modules est présentée dans le Chapitre 8 pour le crible rotatif, le séparateur balistique et les équipements représentés par des coefficients de transfert, alors qu'une description du modèle de HTC est présentée dans le Chapitre 9.

3.2.3 Validation des modèles développés

Afin d'évaluer la performance d'un centre de tri mécanique et d'ainsi pouvoir valider les différents modèles développés, il est nécessaire de définir des critères clairs et précis. Ces critères sont nécessaires dû au nombre important de flux, de matières et de produits potentiels. Ainsi, il n'est pas possible de prendre en compte toutes ces informations pour la validation des modèles et des choix doivent être effectués.

L'approche privilégiée au cours de ce projet pour évaluer la performance des centres est l'utilisation de deux critères principaux, soit la pureté et la récupération. Ces critères ont également été utilisés dans la littérature pour la validation de modèles de centre de tri mécanique (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021). Les deux variables sont définies pour une matière ciblée dans un

produit donné. La pureté permet de donner une indication de la qualité du produit, alors que la récupération permet de quantifier la capacité du centre à orienter une matière vers le bon produit.

Deux principales étapes de validation sont nécessaires dans le cadre du projet. Dans un premier temps, afin de valider la méthodologie développée dans le premier objectif spécifique et permettant de calculer des coefficients de transfert pour un centre existant, la caractérisation C5 (voir Figure 3.1) sera utilisée. Ensuite, pour effectuer la validation de l'outil général développé dans le cinquième sous-objectif, la caractérisation C6 (voir Figure 3.1) sera utilisée. Dans les deux cas, il s'agit de caractérisations réalisées par des partenaires dans le but d'estimer la composition et la quantité de tous les produits du centre de tri.

3.3 Organisation de la thèse

Cinq objectifs spécifiques ont été définis dans le cadre de cette thèse. Les quatre premiers objectifs spécifiques ont mené à la rédaction d'articles scientifiques soumis dans des revues avec comité de révision, alors que le dernier a été approfondi dans une étude de cas non-publié. Ces cinq articles sont présentés dans leur version originale, puis l'étude de cas est présentée, suivie d'une discussion générale et d'une conclusion.

Le premier article présente la méthodologie développée pour calculer les flux de matières et les efficacités des opérations d'un centre de tri mécanique de matières résiduelles. Cette méthodologie est appliquée à un centre de tri de matières recyclables situé dans la province de Québec et pour lequel plusieurs caractérisations des flux entrants, sortants et internes ont été réalisées.

Le deuxième article compare les différents coefficients de transfert utilisés dans la littérature pour représenter les principaux équipements de tri mécanique communément utilisés sur la base de leur efficacité, la méthodologie utilisée pour les déterminer, les matières résiduelles considérées et la description des équipements. Ensuite, une analyse de sensibilité est réalisée afin d'identifier les principales limites à l'utilisation de ces coefficients et de conclure sur la stratégie à privilégier pour modéliser les différents équipements.

Le troisième article analyse la taille de particules de matières résiduelles mixtes et propose une approche unique pour représenter cette propriété. Une description des tailles de particules de matières résiduelles est également effectuée et leurs caractéristiques sont identifiées.

Le quatrième article propose une nouvelle méthodologie pour quantifier le facteur de forme des matières résiduelles, soit à partir de la fraction de vide. Une caractérisation de la densité et des tailles de particules de matières recyclables est également effectuée. Une analyse de ces propriétés permet d'identifier des pistes pour favoriser la séparation des matières par du tri mécanique.

Le cinquième et dernier article présente un outil de modélisation développé et intégrant des modèles mécanistiques et des modèles de coefficients de transfert pour la représentation d'un procédé de tri mécanique de matières résiduelles. Une validation est réalisée à partir de données de caractérisations obtenues pour un centre de tri de matières résiduelles mixtes dans un contexte québécois. Des analyses de scénarios sont également réalisées pour démontrer l'intérêt de cette approche de modélisation.

L'étude de cas présente la performance de plusieurs scénarios d'un procédé de tri mécanique combiné à un procédé de carbonisation hydrothermale pour la valorisation des ordures ménagères. Les résultats des différents scénarios sont comparés aux normes de qualité disponibles dans la littérature. Ils sont également comparés entre eux à partir de quatre critères de performance. Ces critères permettent d'évaluer globalement la récupération et de la pureté des matières destinées aux filières de recyclage et aux filières de valorisation énergétique.

La discussion générale présente un résumé du fil conducteur des différentes sections de la thèse et comment les différentes sections permettent de répondre aux principales limitations soulevées par la revue de la littérature et d'atteindre les objectifs de la thèse. Une brève description des principaux défis rencontrés lors de la réalisation du projet est également présentée.

Finalement, la conclusion présente les principaux résultats et les retombées de cette thèse, ainsi que les limitations et les perspectives futures.

Toutefois, afin de faciliter la compréhension de la lecture du présent document, il est pertinent de préciser que les articles n'ont pas été rédigés dans l'ordre présenté. Ainsi, les deux premiers articles réalisés portaient sur la détermination de tailles de particule des matières résiduelles (Chapitre 6) et l'identification des limites des coefficients de transfert (Chapitre 5). Une fois ces deux premiers articles réalisés, le développement de l'outil général a été commencé. Toutefois, il n'était pas possible à ce stade de valider l'outil, puisque le nombre de matières résiduelles pour lesquelles des propriétés physiques étaient définies était trop restreint. Ainsi, afin d'améliorer la modélisation, une nouvelle caractérisation a été réalisée afin d'agrandir la banque de données disponibles

(Chapitre 7). Finalement, dû à des contraintes externes au projet, les essais expérimentaux reliés à la carbonisation hydrothermale de matières résiduelles qui étaient initialement prévus ont été annulés. Il a donc été décidé de raffiner l'outil de modélisation. Pour ce faire, comme il a été identifié à plusieurs reprises que peu de données d'efficacités étaient disponibles dans la littérature, ce qui limite la capacité de modéliser les différentes opérations, il a été décidé d'améliorer les méthodes disponibles pour déterminer ces efficacités (Chapitre 4). Ces différentes étapes ont permis de terminer le développement de l'outil (Chapitre 8) et d'ainsi effectuer l'étude de cas (Chapitre 9).

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : A METHOD FOR ASSESSING THE PERFORMANCE OF SORTING UNIT OPERATIONS IN A MATERIAL RECOVERY FACILITY BASED ON WASTE CHARACTERIZATIONS

Auteurs : Fabrice Tanguay-Rioux, Arianne Provost-Savard, Laurent Spreutels, Martin Héroux, Robert Legros

Cet article a été soumis dans *Journal of Cleaner Production* en date du 19 octobre 2021.

Abstract

The determination of separation efficiencies of mechanical sorting equipment is essential to improve the performance of material recovery facilities (MRFs). However, it is a quite a challenge to obtain these efficiencies due to the high complexity of MRFs, which often comprise several recirculation streams. In this paper, a methodology to determine the equipment separation efficiencies of a complex MRF is described and applied to an actual sorting center located in the province of Quebec, Canada. Transfer coefficients for every unit operation and several material types, together with all material flows within the facility, have been determined for a complex MRF processing a stream of commingled recyclable materials. This work also provides a rare dataset of separation efficiencies for several mechanical sorting unit operations. The methodology is validated by comparing experimental data and model predictions for the recovery and the purity of all main output streams. The results are helpful to identify several avenues for process performance improvement, such as adding a magnetic separation at the beginning of the sorting sequence, or improving the separation of the 2D-type materials collected from the second ballistic separator by changing the operation conditions or adding a quality control step. Moreover, results also provide valuable information about recovery performance and material purity to help managers make proper decisions regarding process improvement. Finally, a scenario analysis demonstrates that the performance of a second ballistic separator has an important impact on the sorting process global efficiency and that recirculating a fraction of the rejects output stream has a negligible impact on the global performance.

4.1 Introduction

Mechanical separation plays a pivotal role in municipal solid waste (MSW) management systems, throughout its application in material recovery facilities (MRFs) and mechanical-biological treatments (MBTs). Despite its large-scale use, several authors have reported in recent years multiple challenges related to this type of unit operation for handling MSW.

For example, Eule (2013) analyzed the sorting performance of three MRFs of comingled recyclable materials in the UK and observed important weaknesses related to the purity and the recovery of several waste materials. Damgacioglu et al. (2020) found similar results while studying MRFs of comingled recyclable materials in Florida, USA, where important issues regarding non-compliance with industry standards for several waste materials were observed. Even for less heterogeneous input streams, issues were reported as Feil et al. (2016) concluded to an important optimization potential of the recovery of beverage cartons in three lightweight packaging MRFs. These studies highlight the need to improve the knowledge about separation efficiencies of MSW mechanical separation units. Moreover, it has been shown in previous work that the separation efficiencies reported in the literature strongly vary according to the source of the data (Tanguay-Rioux et al., 2021a), again highlighting the need for further work on this subject.

It can be quite a challenge to determine the separation efficiencies of the different sorting equipment present in a MRF, due to its high complexity and to the presence of multiple recirculation streams. In this case, making appropriate assumptions can help to identify bottlenecks and guide future improvements (Feil et al., 2017).

Another approach to guide the implementation of improvement measures is to simulate the MRF operations. To do so, it is necessary to determine the performance of the sorting equipment. This is generally done by calculating the MRF's internal mass flows, thus allowing for the calculation of the separation efficiencies of every unit operation. Material flow analysis (MFA) is a powerful tool in this context, assuming that enough information is available on the process. MFA is a decision-support tool based on the mass conservation law that is used to track variations in flows and stocks for a complex system on the level of goods or substances (Brunner & Rechberger, 2016). This tool enables the calculation of transfer coefficients (TCs), which are numbers between 0 and 1, that represent the partitioning of input material flows into output flows for a given unit operation (Brunner & Rechberger, 2016).

MFA has been applied often in the context of waste management, mainly to represent the waste management system as a part of the global economy (Allesch & Brunner, 2015). It has been applied also several times to model waste treatment plants, generally on both good and substance levels (Allesch & Brunner, 2015). However, it has seldom be applied to analyze specifically a MRF. Rotter et al. (2004) performed an MFA on a mechanical treatment sequence on the level of substances to determine how the operation affects the chemical characteristics of an RDF produced. More recently, Nasrullah et al. (2014) performed an MFA on the levels of goods and substances of a construction and demolition waste sorting facility, while Velis et al. (2013) performed a similar analysis for a MBT plant. In this latter case, to overcome the complexity of the plant, they used a combination of assumptions, literature data and characterizations to create initial estimates for every stream and then performed a data reconciliation and uncertainty propagation based on the MFA freeware STAN (Velis et al., 2013). Similarly, Jansen et al. (2015) solve the mass balance of MRFs following waste characterizations by making general assumptions on the internal flows composition and splits to calculate the unit operations efficiencies of the processes.

However, in these previous studies, the actual MRFs had a limited number of unit operations and recirculating streams. Moreover, limitations in the use of STAN for this purpose were identified, requiring manual modifications (Velis et al., 2013), which raises the need for a more robust approach for larger systems. Also, no guidelines are provided to apply this type of resolution to a similar context.

The objective of this study is to develop a general and systematic methodology allowing to perform a material flow analysis on a complex MRF in order to determine the transfer coefficients of the unit operations. This methodology is applied in a case study based on an actual MRF processing commingled recyclable materials. The results are validated by using the calculated transfer coefficients for the prediction of the MRF outputs. Results are also compared to performance data for similar unit operations found in the literature. Finally, scenario analyses are performed to identify process bottlenecks, as well as potential improvement solutions.

4.2 Materials and methods

4.2.1 System description

The studied MRF is located in the province of Quebec (Canada) and is designed to accept a commingled stream of recyclable materials. It has 26 unit operations, including disc screens (DS), ballistic separators (BS), optical sorters (OS), magnetic separators (MS), eddy-current separators (ECS), film separators (FS) and manual sorting stations. It also has 57 internal streams (edge between two unit operations or between a unit operation and an output stream), one input stream and 15 output streams.

As for most MRFs, the first step of the process is a manual pre-sorting, followed by a separation of the corrugated cardboards based on the size. Then, the remaining wastes are sorted into 3 main groups, namely the 2D-type materials, the 3D-type materials and the fines based on a sequence of size sorting unit operations and ballistic separators. The fines fraction, mostly composed of glass, is then sent to a purification step that was not considered in this study. The 2D-type materials are purified with optical sorters and a film separator prior to baling. The 3D-type materials are also sorted in multiple fractions, namely PET, HDPE, mixed plastics, and multilayered packaging, based on optical separation and negative manual sorting. The complete sequence diagram is presented in Figure 4.1. However, some unit operations are aggregated due to confidentiality reasons (P17 and P18 on the diagram).

Because the MRF contains several recirculation streams, the number of streams is much higher than the number of unit operations resulting in an under-determined mass balance.

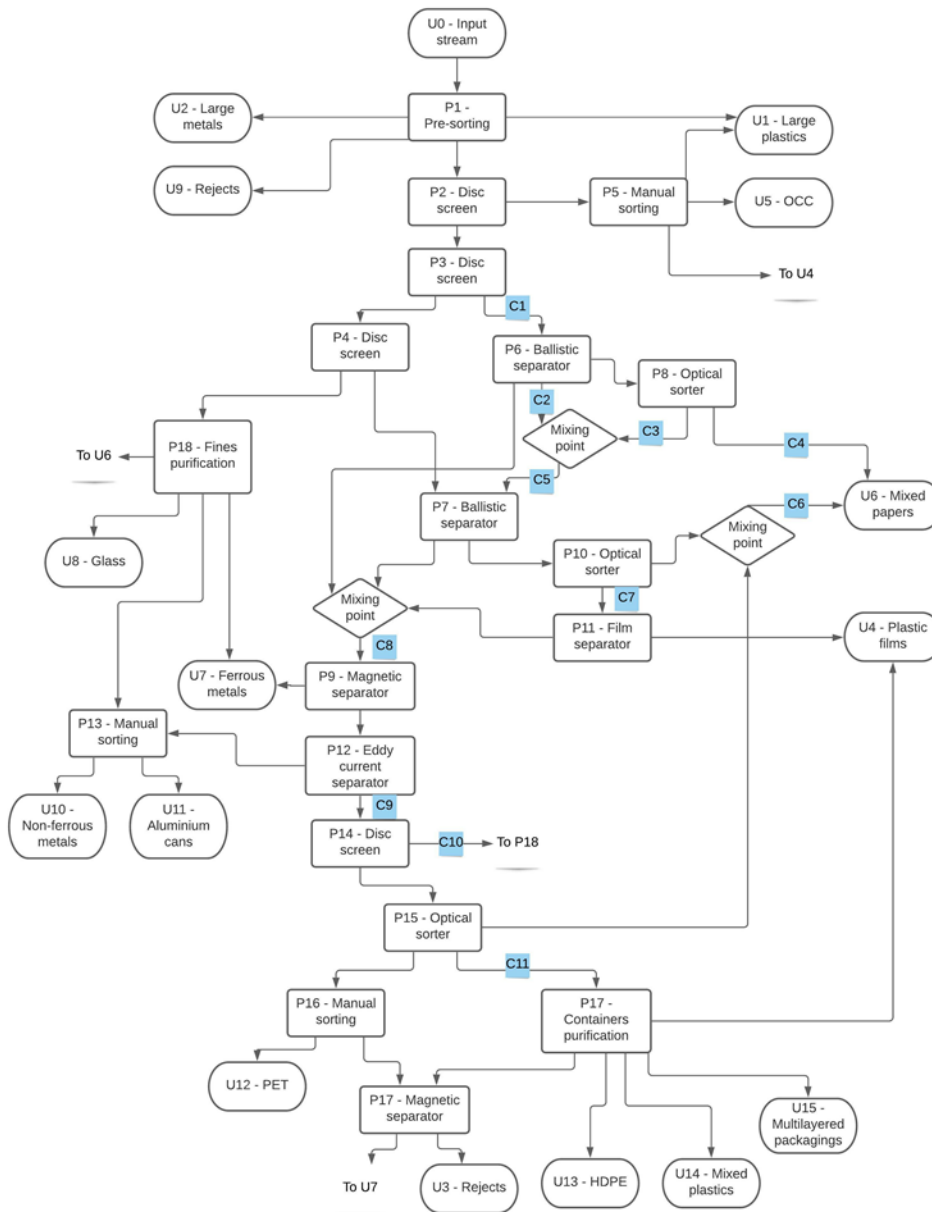


Figure 4.1 Simplified configuration of the MRF

4.2.2 Material flow analysis of a complex system

The approach proposed to solve the mass balance of the previously described system, which is an under-determined problem, is described in this section. The approach is based on solving an optimization system and determining appropriate constraints to obtain an over-determination of the system. The mathematical algorithm could also be applied to determined or over-determined systems but would not require the determination of constraints.

4.2.2.1 Optimization system

The objective function described by Friedlander (1961) to estimate a contingency table and commonly used for updating input-output matrices (Huang et al., 2008) is adapted to solve the system previously described. The following optimization system is solved:

$$\min \sum_{i=1}^{n_I} \sum_{j=1}^{n_J} \left(\frac{X_{i,j} - X_{i,j}^0}{X_{i,j}^0} \right)^2 \quad (4-1)$$

s.t.

$$X_{i,j} \geq 0 \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_J \quad (4-2)$$

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = 0 \quad (4-3)$$

Where $X_{i,j}$ is the material flow vector (tons/yr) for every material i in the set of material S_I and of length n_I and every stream j in the set of streams S_J and of length n_J , $X_{i,j}^0$ is an initial estimate vector for every combination of i and j and $\mathbf{A}$ is the mass balance matrix of shape $n_I n_K \times n_I n_J$ for all the unit operations k in the set of unit operations S_K and of length n_K .

Each element in the matrix $\mathbf{A}$ matches a material i in a stream j for a unit operation k . It takes the value +1 if it is an output stream, the value -1 if it is an input stream and the value 0 if the stream is not linked to the unit operation.

This optimization system was selected since it allows to introduce two essential features for this type of system. First, the division by $X_{i,j}^0$ makes it possible to add a weighting factor to the resolution according to the size of the mass flows. Second, the subtraction by $X_{i,j}^0$ allows to introduce a penalty factor that limits the variation from the initial estimate, thus making it possible to limit deviations from the characterization results.

4.2.2.2 Definition of constraints

We define 5 types of constraints that can be used in the context of a sequence of sorting unit operations of solid waste to reduce the level of under-determination of the mass balance. For the first three constraints, ponderation factors are defined to relax the constraints according to the

confidence level of the practitioner towards their variability. These parameters must be estimated according to the situation.

Flowrate constraints (type A):

Flowrate constraints are defined for streams for which both the composition and total mass flow are known. This type of constraint can generally be calculated for input and output streams of the process following waste characterizations. Type A constraints are defined with the following equation in the optimization system:

$$\bar{X}_{i,j}^* - f_A U_{i,j} \leq X_{i,j} \leq \bar{X}_{i,j}^* + f_A U_{i,j} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_A \quad (4-4)$$

where $\bar{X}_{i,j}^*$ is the mean mass flow of the material i in the stream j , $U_{i,j}$ is the uncertainty of the mass flow of the material i in the stream j , f_A is the ponderation factor and S_A is the set of streams for which type A constraints have been defined. Both the mean mass flow and the uncertainty for a given stream can be calculated through characterization work or can be estimated.

If the uncertainty is estimated rather than calculated, it is not necessary to set a value for the ponderation factor since it would already be integrated in the uncertainty.

Composition constraints (type B):

Composition constraints are defined for streams for which composition is known, but not the mass flow. This type of constraint can generally be calculated for internal streams following a characterization. Type B constraints are defined with the following equation in the optimization problem:

$$\bar{x}_{i,j}^* - f_B u_{i,j} \leq \frac{X_{i,j}}{\sum_{i=1}^{n_I} X_{i,j}} \leq \bar{x}_{i,j}^* + f_B u_{i,j} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_B \quad (4-5)$$

where $\bar{x}_{i,j}^*$ is the mean composition of the material i in the stream j , $u_{i,j}$ the uncertainty of the composition of the material i in the stream j , f_B is the ponderation factor and S_B is the set of streams for which type B constraints have been defined. As for the type A, the composition and its uncertainty can be calculated through characterization work or can be estimated.

Total flowrate constraints (type C):

Total flowrate constraints are defined for streams for which the mass flow is known but the composition is unknown. This type of constraint can be calculated by taking samples at different points of the process, on a specific conveyor section, and by measuring the time for this sample to cross the conveyor section when operating the MRF. This type of constraint, however, can only be applied to express the ratio between two streams in similar operating conditions, as MRF operation vary strongly and the extrapolation of the measured mass flow to determine a flow per year would be poorly representative. Type C constraints are defined with the following equation in the optimization system:

$$(1 - f_c) \frac{M_{j1}}{M_{j2}} \leq \text{abs} \left(\frac{\sum_{i=1}^{n_I} X_{i,j1}}{\sum_{i=1}^{n_I} X_{i,j2}} \right) \leq (1 + f_c) \frac{M_{j1}}{M_{j2}} \quad \forall i \in S_I, \forall (j1, j2) \in S_C \quad (4-6)$$

where M_{j1} is the mass flow measured for the stream $j1$, M_{j2} is the mass flow measured for a reference stream $j2$, f_c is the ponderation factor and S_C is the set of streams for which type C constraints have been defined.

Unlike the ponderation factor defined for the type A and B, f_c is not used to calibrate the uncertainty of a stream but is rather used to create an interval for the measured ratio.

Separation efficiency constraints (type D):

Separation efficiency constraints are defined for unit operations for which transfer coefficients can be independently estimated. These constraints are useful to add boundaries to an under-determined part of the system. Separation efficiency constraints should be defined as lower or upper boundaries rather than equality, to limit the solution without imposing it. They can be determined based on expert judgement, literature data or mechanistic modeling. Type D constraints are defined with the following equation in the optimization system:

$$q_{i,j,k,\min} \leq \frac{X_{i,j}^{\text{out}}}{\sum_{j=1}^{n_{in,k}} X_{i,j}^{\text{in}}} \leq q_{i,j,k,\max} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_{D,k} \quad (4-7)$$

where $q_{i,j,k,\max}$ is a theoretical upper boundary of the transfer coefficient of the material i in stream j exiting the unit operation k , $q_{i,j,k,\min}$ is a theoretical lower boundary, $S_{D,k}$ is the set of streams j for which type D constraints have been defined for a given unit operation k , $X_{i,j}^{\text{out}}$ is the mass flow

of the material i in the stream j exiting a unit operation k and $X_{i,j}^{\text{in}}$ is the mass flow of the stream j entering a unit operation k for every stream of the set $S_{in,k}$.

Type D constraints can also be defined as equality constraints in the specific case for which the exact efficiency is known or to simplify the system. For example, these constraints can be used to neglect a given unit operation.

Zero flow constraints (type E):

Zero flow constraints are defined for streams for which material flows are negligible in comparison to other mass flows of the process. These approximations are realized by observations or discussions with the operator of the facility. These constraints can be expressed with the following equation:

$$X_{i,j} = 0 \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_E \quad (4-8)$$

where S_E the set of streams j for which type E constraints have been defined.

4.2.2.3 Definition of an initial vector

The following 3-steps procedure is used to define an appropriate initial vector.

- 1- Define expected transfer coefficients for every unit operation based on literature data or estimation from expert judgement.
- 2- Solve the mass balance for the input stream of the process with the following equation based on the work of Testa (2015):

$$X' = (I - (Q)^T)^{-1} \beta \quad (4-9)$$

where X' is the vector of the mass flow entering every unit operation k in the set of unit operation S_K for every material i in the set of material S_I , I is the identity matrix, Q is the transfer coefficients matrix for every material i in stream j exiting unit operation k and β is the vector of the process input of length $n_I \times n_J$. β contains only 0, except for the stream entering the process.

For unit operations with only one input stream, X' is equal to X for the stream j entering the unit operation k . For unit operations with more than one input stream, X need to be

calculated from X' since this last variable is the sum of all the input streams of the unit operations k . Therefore, it can be derived from the transfer coefficients.

- 3- Replace the mass flow data calculated by the mean value calculated for every stream j in the set S_A and recalculate the mass flow to match the mass composition for every stream j in the set S_B .

4.2.3 Application of the methodology to a real case study

The methodology proposed in the previous section was applied to the MRF described in section 4.2.1. The calculations were performed with Python. The optimization system described in section 4.2.2.1 was solved with the module CVXPY (Agrawal et al., 2018; Diamond & Boyd, 2016).

4.2.3.1 Specific constraints description

For this case study, the 5 types of constraints described above were used.

4.2.3.1.1 Waste sampling and characterization

Two different waste characterizations were performed to provide valuable data for constraints calculation. In both cases, waste materials were sorted in 16 categories, namely newspapers, mixed papers, paperboards, old corrugated cardboards (OCC), multilayered packaging, PET, HDPE, mixed plastics, PS, plastic films, ferrous metals, non-ferrous metals, aluminium cans, glass, rejects and fines (< 6 mm). The rejects include mainly materials as non-recyclable plastics, non-targeted metals (kitchen housewares), kitchen towels, dirty papers, toys, textiles and other non-recyclable objects.

First, 14 samples of 50 kg were collected for the input stream. Also, 3 to 11 samples of 25 kg were manually sorted for 13 out of the 15 output streams, for a total of 87 samples. These samples were collected directly by opening the output stream bales and taking sufficient wastes in the middle of the bale. For the 2 remaining output streams, one was characterized only once due to sampling difficulties, and one was estimated based on expert judgement. These characterizations allowed to define 16 type A constraints for each material category. They are identified in Figure 4.1 by indexes U0 to U15.

Characterizations of internal streams were also performed. 11 internal streams (identified C1-C11 in Figure 4.1) were characterized by sorting 3-5 samples of 1 to 17 kg. The mass collected per

sample was defined according to the stream's total mass flow, hence larger samples were collected for more substantial mass flows. These samples were all taken directly from the conveyors on their entire width. This approach was selected to minimize sampling errors in comparison to sampling wastes gathered on the reception floor or in bales (Bessi et al. 2016; Petersen et al., 2005). These samples allowed to define 11 type B constraints for each material category.

Finally, the time needed for a given sample to cross the conveyor was measured for 6 conveyors (C1, C2, C3, C8, C10, C11) to define 5 type C constraints.

4.2.3.1.2 *Fines separator maximal efficiency*

A type D constraint was defined for the first fines separator (P4 in Figure 4.1) of the process to reduce the uncertainty of this section of the process. To do so, the maximal theoretical efficiency of separation, expressed as a transfer coefficient, was calculated with the particle size distribution of each material based on previous work (Tanguay-Rioux et al., 2021b). Since this equipment is located directly after a disc screen of 12.7 cm and separate material smaller than 5.1 cm, the maximal separation efficiency was calculated with the following equation:

$$q_{i,j,k,max} = \frac{F_i(5.1)}{F_i(12.7)} \quad (4-10)$$

where $F_i(x)$ is the cumulative distribution function of a material i for a particle size x (cm).

4.2.3.1.3 *Other hypotheses*

Following visual inspection and discussion with the operator of the MRF, the magnetic and the eddy-current separators used for the fines separation (P18), and the magnetic separator preceding the rejects baling (P23) were assumed to sort 50% of their targeted material and 0% of the other materials in the targeted output stream. This assumption is considered acceptable since most of the metals recovered in the facility comes from the 3D line. This corresponds to 3 type D constraints.

Also, except for the pre-sorting step and the manual sorting of the non-ferrous metals, every other manual sorting step (i.e., cardboard and plastics purification) was considered to have a negligible impact on the global mass flows and were thus neglected. This assumption, based on observations, is considered acceptable since negative manual sorting generally recover small quantities of waste

and target only 1 or 2 waste categories. This hypothesis allowed to add 5 type E constraints to the system.

Finally, the density separation on the glass line was neglected since an analysis of the light fraction showed a recovery of approximately 0.01 kg per 30 s, corresponding to 12 kg on a 12h-day and the bag aspirator was also neglected following discussions with the operator. These hypotheses allowed to add 2 type E constraints to the system for every material.

4.2.3.2 Data analysis

Waste characterization results are compositional data and other approaches need to be used than classical statistics to analyze them (Edjabou et al., 2017). The total variance described by Pawlowsky-Glahn et al. (2007) can be used to determine and compare the variability of the characterization results (Edjabou et al., 2017).

However, this approach does not allow to calculate a measure of dispersion for the waste characterizations. Therefore, even though classical statistics are not considered fully applicable to compositional data, classical weighted standard deviations were still calculated to estimate the uncertainty required for type A and type B constraints with the following equation, due to lack of alternatives:

$$u_{i,j} = \sqrt{\frac{\sum_{e=1}^{n_e} w_e (x_{i,j,e} - \bar{x}_{i,j}^*)^2}{\frac{n_e - 1}{n_e} \sum_{e=1}^{n_e} w_e}} \quad \forall i \in n_I, \forall j \in S_A \cup S_B \quad (4-11)$$

where $u_{i,j}$ is the uncertainty expressed as the standard deviation of the composition for the material i in the stream j , $x_{i,j,e}$ is the composition of the material i in the sample e , $\bar{x}_{i,j}^*$ is the average composition of the material i for every sample e , w_e is the weight of the sample and n_e is the number of samples.

As for the mean composition of each waste characterization, it was calculated by adding the collected mass of each sample, therefore allowing the calculation of a weighted mean composition with the following equation:

$$\bar{x}_{i,j}^* = \frac{\sum_{e=1}^{n_e} X_{i,j,e}}{\sum_{i=1}^{n_I} \sum_{e=1}^{n_e} X_{i,j,e}} \quad \forall i \in n_I, \forall j \in S_A \cup S_B \quad (4-12)$$

where $\bar{x}_{i,j}^*$ is the mean composition of the material i in the stream j and $X_{i,j,e}$ is the mass sampled for the material i in the stream j for the sample e .

4.2.3.3 Definition of the initial vector

The 3-steps procedure described in section 4.2.2.3 to define the initial vector was applied. In this case, the TCs of the magnetic separator, the eddy current separator and the four optical sorters were adapted from the work of Ip et al. (2018), while the TCs for both ballistic separators were estimated based on the work of Raymond (2017). For the 4 size separations, TCs were estimated based on the cumulative distribution function calculated from the Rosin-Rammler parameters determined in Tanguay-Rioux et al. (2021b). For the optical sorters targeting papers and cardboards, TCs of 0.7 were estimated for paper and cardboard materials and TCs of 0.02 were assumed for other materials. Finally, for the film separators, a TC of 0.7 was estimated for the plastic films and TCs of 0.3 were estimated for the rejects.

4.2.4 Calculation of transfer coefficients

To reduce the impacts of the initial vector's estimation on the results, a Monte Carlo analysis was performed by varying the initial transfer coefficients by creating 3 sets of TCs for the calculation of the initial vector: the TCs described in section 4.2.3.3, the TCs described in section 4.2.3.3 minus 15% for the targeted outputs and the TCs described in section 4.2.3.3 plus 15% for the targeted outputs. Then, for 200 independent repetitions, the calculations were performed by randomly selecting one of the three available TCs for each unit operation and each material. To do so, a vector of 0, 1 or 2 of length $n_K \times n_I$ was randomly created with the module Random of Python with the seed corresponding to the iteration number. Then, by iterating through the matrix $\mathbf{Q}$, the TC of every material was selected based on the random vector, a 0 for the set of TCs minus 15%, a 1 for the mean TCs and a 2 for the TCs plus 15%.

The mean of the 200 iterations was then computed to define every stream of the process and transfer coefficients were calculated based on these streams with the following equation:

$$q_{i,j,k} = \frac{X_{i,j}^{\text{out}}}{\sum_{j=1}^{n_{in,k}} X_{i,j}^{\text{in}}} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_J, \forall k \in S_K \quad (4-13)$$

where S_K is the set of unit operations of the process.

4.2.5 Model validation

The results were validated by comparing performance indicators calculated for the results obtained with the model and the results of the characterization.

4.2.5.1 Mass balance calculation

The TCs calculated while solving the case study as described in section 4.2.3 were used with the input mass flow to calculate every material flow of every stream of the global process by mean of equation 4-9. This allowed to calculate a simulated output that can be compared to the characterization results.

4.2.5.2 Performance indicators

Two performance indicators were calculated to compare the characterization results and the results of the mass balance from section 4.2.5.1. First, the purity was calculated for every material i in every output stream j .

$$p_{i,j} = \frac{X_{i,j}}{\sum_{i=1}^{n_{S_I}} X_{i,j}} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_O \quad (4-14)$$

where $p_{i,j}$ is the purity of the material i in the stream j and S_O is the set of output streams.

The recovery was also calculated for every material i in every output stream j .

$$r_{i,j} = \frac{X_{i,j}}{X_{i,in}} \quad \forall i \in S_I, \forall j \in S_O \quad (4-15)$$

where $r_{i,j}$ is the recovery of the material i in stream j and $X_{i,in}$ is the mass flow of the material i in the process input. In the case for which there are multiple input streams, $X_{i,in}$ corresponds to the summation of all these input streams.

4.3 Results and discussion

4.3.1 Characterization results

Input and output waste compositions, based on the characterization results for the input stream and for the sum of all output streams, are compared in Figure 4.2 to assess the potential discrepancies between the characterizations of waste streams entering and exiting the process.

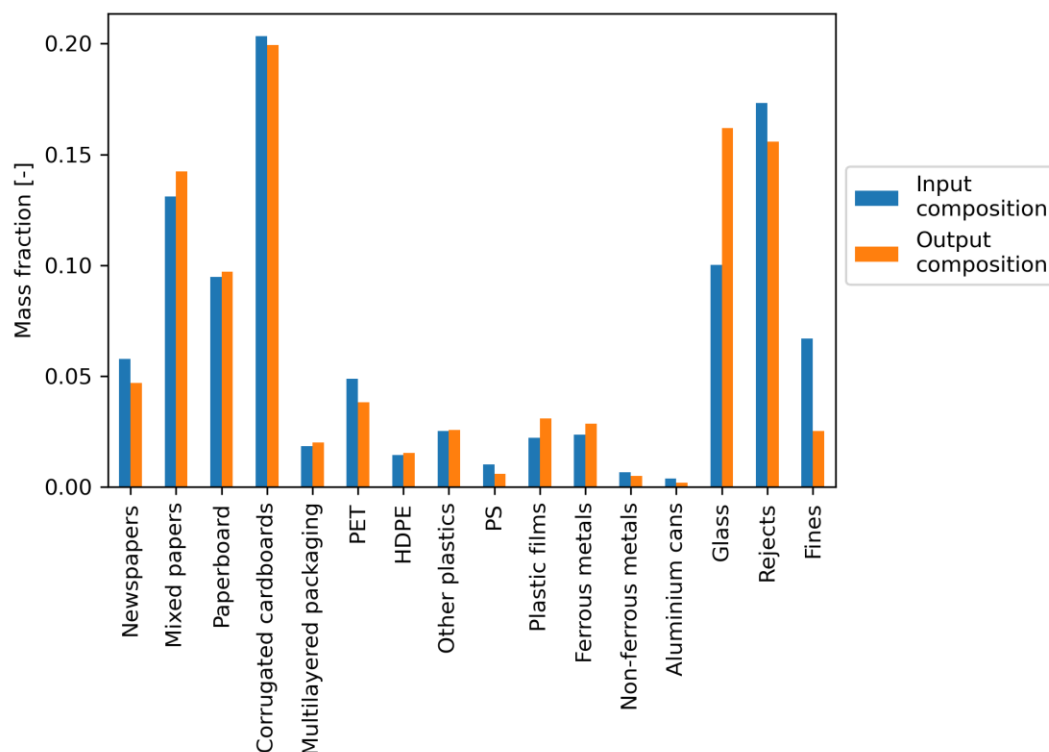


Figure 4.2 Waste composition of the input stream and of the sum of the output streams

Results show a relatively good agreement of both characterization results for most of the waste materials, except for the glass and the fines categories. For most materials, it is therefore expected that the constraints on the input and output streams are compatible.

However, the differences for the glass and the fines categories highlight the difficulties in separating these categories from each other during the characterization work. A significant portion of the glass was sorted into fines when characterizing the input. Moreover, the fine materials are often caught in other materials increasing the difficulty to characterize this waste component. This should thus be taken into consideration while dealing with these materials during the optimization process.

The total variance of every characterization sample was calculated and is presented in Figure 4.3.

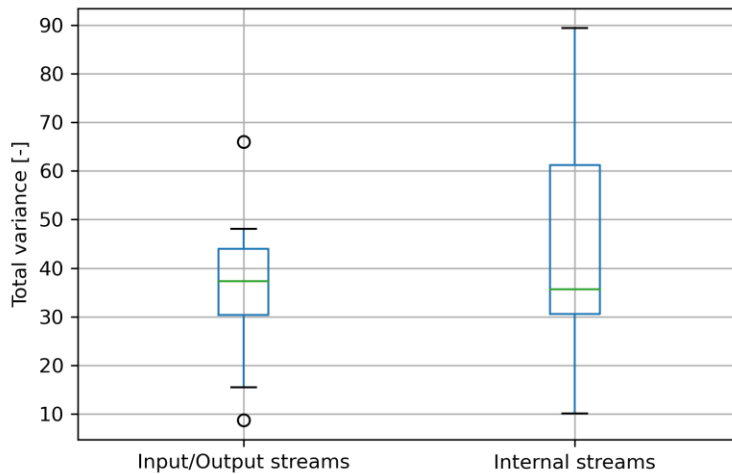


Figure 4.3 Comparison of the variation of the characterization results for the input/output streams and the internal streams

As seen in Figure 4.3, a smaller dispersion of the total variance is observed for the input/output streams than for the internal streams. This was expected since larger waste quantities were collected for these streams, and they tend to be more homogeneous than the internal streams. However, a similar median is observed for both types of characterization, as well as a similar mean since a total variance of 42 is obtained for the internal streams and a value of 35 is obtained for the input/output streams. Therefore, both characterization types have a similar tendency, but internal streams results should be used with more care. This should also be reflected in the choice of the ponderation factor for the determination of the constraints.

4.3.2 Sensitivity analysis of the initial vector

Since the solution of the optimization problem is directly related to the choice of the initial vector, two analyses were performed to measure the sensitivity of the results regarding this parameter and guide the resolution.

To do the calculations, the following ponderation factors for equations 4-4, 4-5 and 4-6 were used: $f_A = 1.5$, $f_B = 2.2$, $f_C = 0.1$. f_C was fixed in order to obtain a variation of the ratio of the mass flow (type C constraints) smaller than 10%. As for f_A and f_B , they were fixed iteratively to obtain the

smaller value allowing to solve the optimization system. As seen in section 4.3.1, the dispersion of the total variance of the internal streams (type B constraints) was higher than the dispersion of the input/output streams (type A constraints). Therefore, it was chosen to fix a larger ponderation factor for f_A than f_B . This approach provides a larger confidence interval for the characterization of the internal streams, allowing to compensate for its greater uncertainty.

4.3.2.1 Convergence of optimization system

The mass flow vector resulting from the optimization was reused as an initial vector for 14 iterations to study the convergence of the results for 3 datasets of initial TCs. The three datasets are: the one described in section 4.2.3.3 (Q1), the original dataset with a reduction of 15% of every TC for the targeted output (Q2) and the original dataset with an increase of 15% of every TC for the targeted output (Q3). For each iteration, the absolute sum of the differences of the mass flows between an iteration result and its previous one is presented in Figure 4.4.

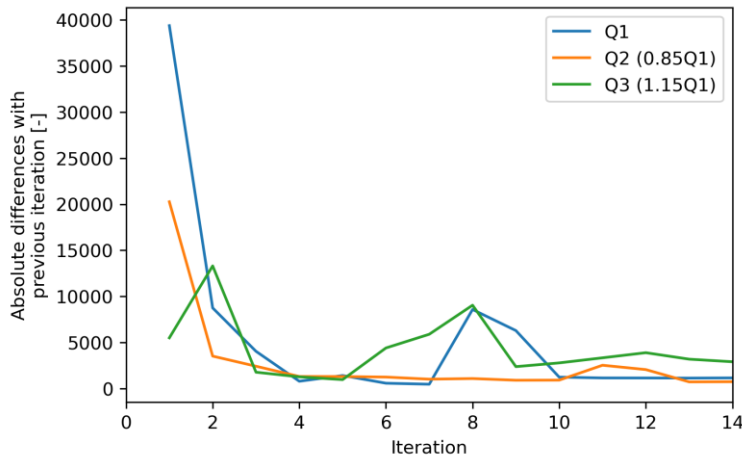


Figure 4.4 Analysis of the convergence of the modeling results for several iterations on the initial vector for three initial datasets

Results from Figure 4.4 show that the variation of mass flows after each iteration strongly decreases after the 2nd and 3rd iterations and tend to stabilize at a near constant value for the last 11 iterations. As for the value of the objective function, it decreases rapidly after the 1st iteration to reach a near constant value. It is important to note that a value of 0 cannot be reached due to the need to avoid division by 0s.

An important aspect related to the optimization function is the attribution of composition values in the initial vector (step 3 of section 4.2.2.3), which provides a penalty when diverging from the measured characterization results. However, when using a previous iteration as the initial vector, this step is bypassed, leading to a gradual reduction of the effect of this penalty, bringing the results closer to the boundaries of the constraints than expected for some streams. The impacts of these iterations on the results are further discussed in section 4.3.3.

4.3.2.2 Choice of the initial transfer coefficients

The absolute sum of the differences of the mass flows for the two modified datasets (Q2 and Q3) in comparison to the mean dataset (Q1) varies from 67 000 – 93 000 tons/yr for the datasets Q1-Q2 and from 115 000 – 122 000 tons/yr for the datasets Q1-Q3 according to the number of iterations realized. The difference decreases for the dataset Q2 with the number of iterations, while it stays the same for the dataset Q3, showing no global tendency.

The absolute differences can be considered minor since they account for respectively 9% and 15% of the total mass balance of the process. Moreover, when comparing the TCs obtained for the datasets Q1 and Q2, only 40 TCs out of 256 had a difference larger than 0.05. When comparing the TCs obtained for the datasets Q1 and Q3, this amount decreases to 24 TCs out of 256. These results indicate that varying the initial vector of more or less 15% definitely has an impact on the results, but the differences are acceptable since they do not change the conclusions of the analysis as shown by the relatively small variations of the TCs calculated. This impact can however be further decreased by applying Monte Carlo analysis as described in section 4.2.4.

4.3.3 Model validation

Results in Figure 4.5 show that purity and recovery predictions using the calculated TCs are in good agreement with the characterization results. On average, there is an absolute difference of 6.3% for the purity predictions and an absolute difference of 2.4% for the recovery predictions when no iterations are performed, while these number increase to respectively 7.7% and 2.7% when 3 iterations are performed.

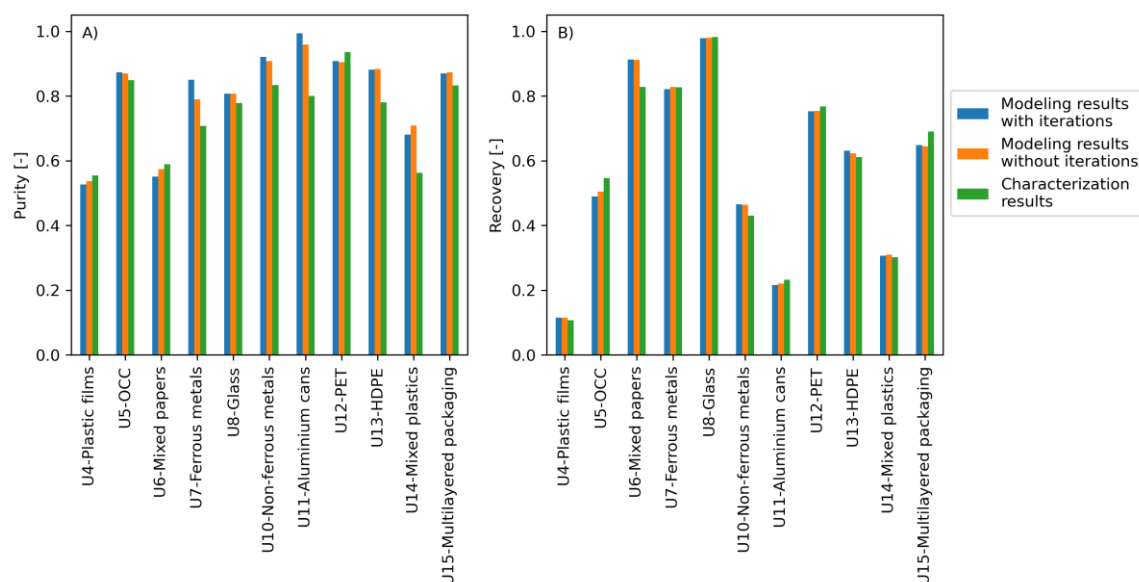


Figure 4.5 Model validation based on A) calculated purity and B) calculated recovery

Results show very good recovery predictions, while larger differences were observed for the purity predictions for several output streams, namely those of aluminium cans, mixed plastics and HDPE. Differences are mainly due to the intrinsic variability of characterization measurements, and inevitably occur when there are contradictions between two or more characterization results in a section of the facility. However, these differences are relatively limited. Globally, the validity of the prediction results confirm that the proposed methodology allows a proper estimation of TCs, which may then be used to simulate an MRF operation. Moreover, as discussed in section 4.3.2, a better prediction is obtained when no iteration is performed, since the penalty imposed by the objective function on the characterization results is not affected.

4.3.4 Separation efficiency of the unit operations of the process

TCs calculated by averaging the mass flows obtained for the 200 iterations are presented in Table 4-1 for the main unit operations. For the results presented here, no iteration on the initial vector was performed since more coherent results are obtained in this case as seen in section 4.3.3 and since iterations decrease the impact of the penalty on the characterizations.

Table 4-1 Transfer coefficients obtained for the case study

Unit index	P2 (DS)		P3 (DS)		P4 (DS)		P14 (DS)		P6 (BS)			P7 (BS)		P8 (OS – Pap)		P10 (OS – Pap)		P9 (MS)		P12 (ECS)		P11 (FS)		P15 (OS – PET/Pap) ¹			P17 (OS – HDPE) ²		P17 (OS – Mix) ²		P17 (OS – MP) ²	
Output index ³	<24 cm	>24 cm	<13 cm	>13 cm	<5 cm	>5 cm	<5 cm	>5 cm	<13 cm	3D	2D	3D	2D	T	R	T	R	T	R	T	R	T	R	Pap	R	PET	T	R	T	R	T	R
Newspapers	0.965	0.035	0.21	0.79	0.013	0.987	0.001	0.999	0.009	0.113	0.878	0.016	0.984	0.821	0.179	0.883	0.117	0.007	0.993	0	1	0.071	0.929	0.997	0.003	0	0.047	0.953	0.275	0.725	0.452	0.548
Mixed papers	0.982	0.018	0.355	0.645	0.071	0.929	0.032	0.968	0.033	0.146	0.821	0	1	0.873	0.127	0.946	0.054	0.002	0.998	0	1	0.214	0.786	0.889	0.101	0.01	0.001	0.999	0.044	0.956	0.025	0.975
Paperboards	0.968	0.032	0.359	0.641	0.057	0.943	0.011	0.989	0.049	0.228	0.723	0.001	0.999	0.805	0.195	0.921	0.079	0.001	0.999	0.001	0.999	0.059	0.941	0.811	0.188	0.001	0	1	0.014	0.986	0.065	0.935
Corrugated cardboards	0.476	0.524	0.094	0.906	0	1	0.001	0.999	0.009	0.205	0.786	0.008	0.992	0.94	0.06	0.942	0.058	0	1	0	1	0.257	0.743	0.969	0.031	0	0.002	0.998	0.014	0.986	0.018	0.982
Multilayered packaging	1	0	0.667	0.333	0	1	0	1	0.204	0.536	0.26	0.407	0.593	0.001	0.999	0.604	0.396	0	1	0.001	0.999	0.004	0.996	0.016	0.975	0.009	0.001	0.999	0.002	0.998	0.969	0.031
PET	1	0	0.386	0.614	0.012	0.988	0	1	0.054	0.908	0.038	0.327	0.673	0.041	0.959	0.524	0.476	0.002	0.998	0	1	0.05	0.95	0.007	0.054	0.939	0.003	0.997	0.165	0.835	0.004	0.996
HDPE	0.967	0.033	0.05	0.95	0.05	0.95	0.006	0.994	0.02	0.915	0.065	0.428	0.572	0.552	0.448	0.998	0.002	0.001	0.999	0	1	0.5	0.5	0.02	0.955	0.025	0.855	0.145	0.011	0.989	0.013	0.987
Mixed plastics	0.994	0.006	0.261	0.739	0.197	0.803	0.074	0.926	0.122	0.739	0.139	0.115	0.885	0.141	0.859	0.76	0.24	0.001	0.999	0.001	0.999	0.103	0.897	0.015	0.905	0.08	0.043	0.957	0.649	0.351	0.044	0.956
PS	0.979	0.021	0.276	0.724	0.023	0.977	0.155	0.845	0.332	0.465	0.203	0.016	0.984	0.173	0.827	0.96	0.04	0.007	0.993	0.009	0.991	0.796	0.204	0.14	0.837	0.023	0.02	0.98	0.106	0.894	0.037	0.963
Plastic films	0.958	0.042	0.541	0.459	0.01	0.99	0.031	0.969	0.055	0.268	0.677	0.008	0.992	0.294	0.706	0.664	0.336	0.041	0.959	0	1	0.682	0.318	0.052	0.886	0.062	0.069	0.931	0.032	0.968	0.025	0.975
Ferrous metals	1	0	0.495	0.505	0.002	0.998	0.102	0.898	0.127	0.865	0.008	0.878	0.122	0.012	0.988	0.621	0.379	0.94	0.06	0.001	0.999	0.009	0.991	0.123	0.867	0.01	0.001	0.999	0.038	0.962	0.001	0.999
Non-ferrous metals	1	0	0.999	0.001	0.117	0.883	0.543	0.457	0.179	0.179	0.642	0.621	0.379	0.784	0.216	0.961	0.039	0	1	0.999	0.001	0.885	0.115	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Aluminium cans	1	0	0.448	0.552	0.001	0.999	0.001	0.999	0.309	0.688	0.003	0.966	0.034	0.172	0.828	0.445	0.555	0.027	0.973	0.55	0.45	0.808	0.192	0.515	0.463	0.022	0.035	0.965	0.092	0.908	0.002	0.998
Glass	1	0	0.941	0.059	0.941	0.059	0.982	0.018	0.178	0.815	0.007	0.766	0.234	0.167	0.833	0.86	0.14	0	1	0	1	0.08	0.92	0.015	0.952	0.033	0.005	0.995	0.051	0.949	0.005	0.995
Rejects	0.95	0.05	0.582	0.418	0.13	0.87	0.103	0.897	0.107	0.517	0.376	0.024	0.976	0.227	0.773	0.826	0.174	0.144	0.856	0.004	0.996	0.085	0.915	0.007	0.963	0.03	0.015	0.985	0.087	0.913	0.034	0.966
Fines	1	0	0.981	0.019	0.838	0.162	0.876	0.124	0.059	0.924	0.017	0.983	0.017	0.314	0.686	0.049	0.951	0.003	0.997	0.02	0.98	0.164	0.836	0.269	0.499	0.232	0.013	0.987	0.974	0.026	0.014	0.986

¹The optical sorter targets the PET and the paper and cardboard materials in two different streams.

²Three optical sorters targeting the HDPE, the mixed plastics and the multilayer packaging are in the containers purification sequence (P17)

³T: Targeted output, R: Refused output, Pap: Paper and cardboard output, PET: PET output, 2D: 2D type material output, 3D: 3D type material output

4.3.5 Waste separation efficiency of the MRF

As mentioned above, since the methodology has been validated, results may now be used to assess the performance of an MRF.

4.3.5.1 Comparison with literature data

Minimum and maximum separation efficiencies were reported for several mechanical sorting equipment in previous work (Tanguay-Rioux et al., 2021a). These identified boundaries are compared to the separation efficiencies calculated in this work in Figure 4.6 for several unit operations. These separation efficiencies correspond to the unit operation's TC for its targeted material.

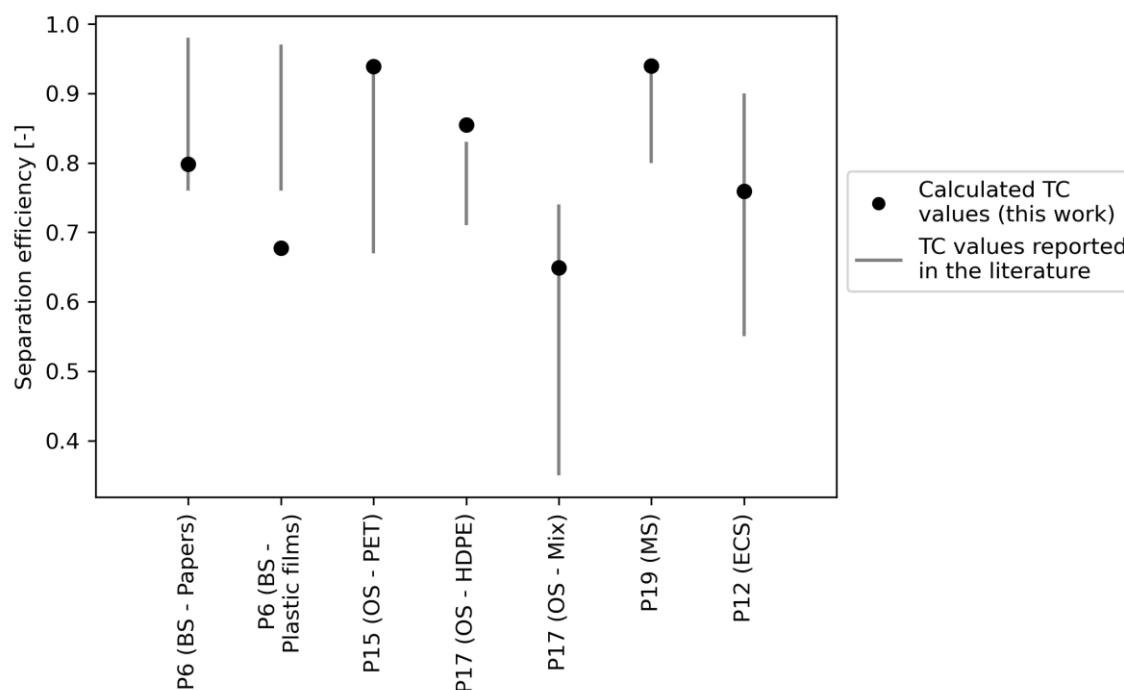


Figure 4.6 Comparison of separation efficiencies with literature data

For the eddy-current separator and the optical sorter of mixed plastics, results show a separation efficiency between the interval reported in literature. For the optical sorters of PET and HDPE, and the magnetic separator, somewhat greater separation efficiencies than those reported in the literature have been observed, probably because those reported from the literature were obtained for MRFs accepting MSW rather than source-separated recyclable materials, thus subject to a higher potential contamination. Finally, the opposite result was observed for the ballistic separator

with observed efficiencies even below the smallest reported values. Here, the separation efficiency of the first ballistic is reported since the second ballistic targets only materials smaller than 12.7 cm, thus skewing the results in comparison to literature values. A possible reason explaining that the relatively poor recovery of paper and cardboard materials from the ballistic separator compared to literature values, as shown in Figure 4.6, is the fact that the present equipment was designed to recover materials smaller than 12.7 cm as fines. However, ballistic separators encountered in other facilities have often been reported to have a screen size around 4-5 cm (Eule, 2013; Müller et al., 2003; Rotter et al., 2004).

4.3.5.2 Separation sequence analysis

Recovery of paper and cardboards materials

The paper and cardboard materials are recovered into two streams, the OCC (old corrugated cardboards) output stream and the mixed paper stream. About 55% of the OCC is recovered in the OCC output stream with a purity of merely 85%, while about 85% of the other paper and paperboard materials are recovered in the mixed paper output stream with a purity smaller than 60%. However, the purity of the latter stream increases to 75% when OCC is considered as a targeted material, and a global recovery of 95% is achieved for the 4 paper and cardboard categories used in this study for the characterization measurements. These results indicate a high recovery of paper and cardboard materials. However, considering that the maximum contamination generally accepted for these streams is 5% (RECYC-QUÉBEC, 2020), the source of the high contamination should be investigated. The composition of the main 3 streams (i.e., 2D-type materials from the first ballistic separation and optical sorting, 2D-type materials from the second ballistic separation and optical sorting, and optical sorting from the 3D-type material line) sent to the mixed paper output stream (U6) is presented in Figure 4.7.

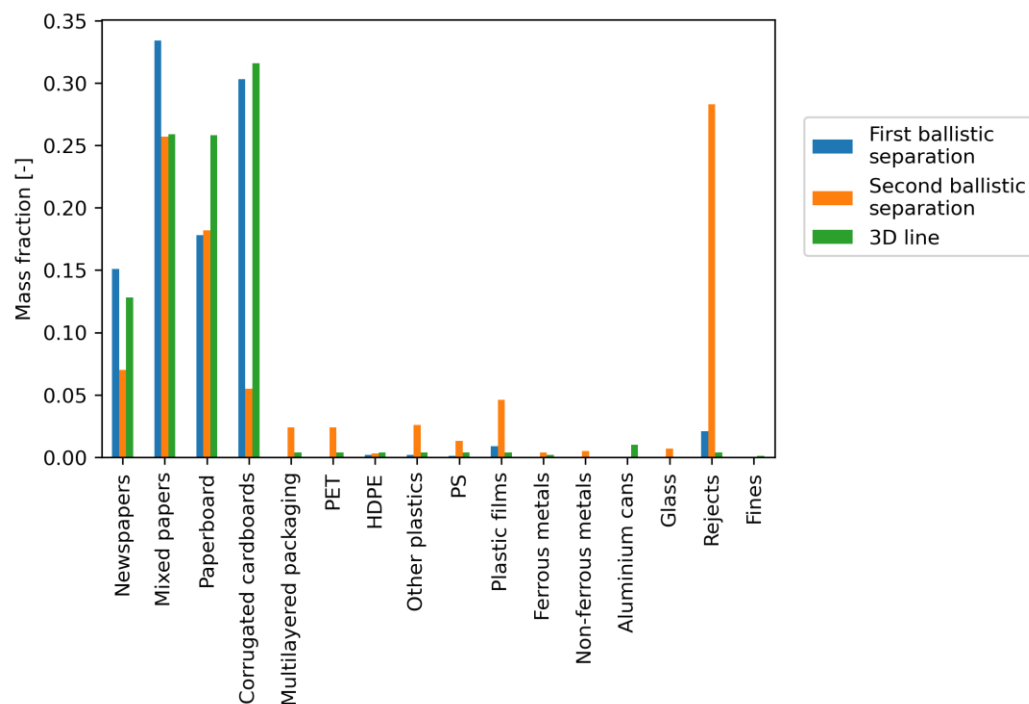


Figure 4.7 Comparison of the waste composition of the three streams (separated from the first ballistic separation, separated from the second ballistic separation and separated from the 3D line) sent to the mixed paper output stream (U6)

Results demonstrate that an important part of the contamination of the mixed paper bales comes from the imperfect separation occurring in the second ballistic separator and the subsequent optical sorter. Separation based on the shape of the wastes appears to be much less effective for smaller items (< 12.7 cm) than for larger items (> 12.7 cm). This is probably due to lesser differences in shape and density being observed for smaller items.

Therefore, if the operator of the facility wishes to improve the quality of the mixed paper bales, a subsequent separation of the stream coming from the second ballistic separator should be envisioned to reduce the contamination by removing plastics and some rejects.

Recovery of plastic materials

The recovery of plastics could certainly be improved for almost all relevant output streams as it is between 31% and 75% for rigid plastics and is even lower for plastic films (11%). For the purity, results are relatively better, mainly for the PET and the HDPE bales. The main reason explaining the low recovery results is the poor efficiency of the ballistic separation sequence, leading to an

important loss of plastic materials to the paper and cardboard bales. Again, this poor separation efficiency is mainly observed for the second ballistic separator, indicating that the unrecovered plastic materials are mostly items smaller than 12.7 cm. The purification step proposed on the 2D-type materials coming from this equipment should not only focus on purifying the stream, but also on recovering the plastics. The stream could therefore be returned to the process at the beginning of the 3D line following the metal separation or directly to the manual sorting stations according to the choice of technology. Due to their relatively high efficiency (Figure 4.6), a sequence of 3 optical sorters targeting PET, HDPE and mixed plastics could be used. However, this addition would require important investments for the facility.

Recovery of glass and metal materials

A very good recovery of the glass material is observed in the facility. It is important to note that the fines separator located at the beginning of the 3D line is responsible for achieving this high recovery, as it allows to recover about 10% of the glass that would otherwise be lost. The addition of a fines separation on the 3D line is therefore recommended in processes that do not have one. The purity of the glass bale has not been studied furthermore since its purification sequence was not considered in this study.

For metal materials, as explained before, most of the materials recovered comes from the 3D line. A relatively good purity is observed, but the recovery could be increased, mainly for the non-ferrous metals and the aluminium cans. Again, an important source for this loss is the second ballistic separation. One way to overcome this problem could be to install a magnetic separator and an eddy-current separator prior to the ballistic separation sequence. This approach is used in a MRF accepting mixed MSW in the province of Quebec, where a magnetic separator is located before the ballistic separation sequence. This configuration leads to a very good efficiency of the magnetic separation (Tanguay-Rioux et al., 2021a). However, due to a lack of comparison results, it is not clear whether or not this approach could be applied for non-ferrous metals, since it is not clear if this would lead to a significant decrease of the separation efficiency of the eddy current separator.

4.3.6 Scenario analyses

Two scenario analyses are performed on the process to guide improvement strategies. To do so, the transfer coefficients previously calculated or the sorting sequence are slightly modified for

these 2 scenarios in order to predict the influence of those modifications on the global efficiency of the sorting process.

4.3.6.1 Ballistic separation improvement

Since the separation efficiency of the first ballistic separator was found to be rather low, and the second ballistic separator was identified as a high source of contamination of the mixed paper bales in previous sections, a further investigation of the impact of these unit operations on the global performance of the process was performed. First, the TCs for the paper and cardboards obtained for the first ballistic separator were increased to 0.95. This improvement in the unit operation efficiency led to a small increase of 1.5% in recovery for the mixed paper bales and to an average increase of 1% in purity for the other bales. Therefore, the improvement of the efficiency of the unit operation leads to an almost negligible improvement of the global efficiency of the process, probably because an optical separation targeting the paper materials lost to the 3D line allows to recover them. Focusing on this unit operation should therefore not be a priority to improve the process.

On the other side, improving the efficiency of the second ballistic separation could lead to significant process improvements. While considering the same value of TC for the second ballistic separator as for the first one, results indicate a potential increase in recovery for the PET bale, the mixed paper bale and the multilayer packaging bale of respectively 14%, 10% and 12%, as well as a decrease in recovery for the mixed paper bale and the plastic film bale of respectively 1.1% and 3%. In addition, this would decrease the purity for the PET, mixed plastics and multilayer packaging bales by 2-5%, while increasing the purity for the mixed paper and plastic films bales by 4-9%. With these results, the operator is now able to make an informed decision, based on rigorous information, regarding the desired quality of the bales.

These results clearly demonstrate the benefits of the proposed methodology as a mean to identify process bottlenecks, simulate the MRF operation and target specific improvement strategies.

4.3.6.2 Recirculation of the rejects output streams

Since a large quantity of valuable wastes ends up in the reject output stream directed to landfill, the advantages of recirculating a fraction of this stream were investigated. Recirculation of an output stream was previously identified as a way to increase its purity (Kleinhans et al., 2021).

Moreover, the recirculation of the rejects output stream has been shown to improve the recovery of the materials of interest by about 9% in a similar application (Raymond, 2017). The impact of recirculating 25% and 50% of the rejects output stream on the purity and the recovery of the other materials was assessed. The main hypothesis of this simulation is that the addition of more materials entering the process does not affect the separation efficiency of the different unit operations.

Results indicate very small variations for both the purity and the recovery, even for a recirculation of 50% of the reject stream. The recovery increases in average by about 1.3%, while the purity remains the same. This increase is more significant for mixed papers (5.5%), HDPE (4.7%), mixed plastics (2.7%) and multilayered packaging (2.4%), due to their higher concentration in the reject stream. However, these quantities are relatively small in comparison to the one observed by (Raymond, 2017). This difference is probably explained by the fact that in this case, an important fraction of the lost valuable materials ends up in other bales, making their recovery impossible only throughout a recirculation of the rejects output stream.

4.3.7 Limitations of the model

The model and its application to the case study is based on two main hypotheses related to the representativity of the data.

First, it is assumed that the characterizations realized are representative of the operation of the facility. Several characterizations were carried out over a long period of time to limit the impact of the variability of the waste input on the results. However, since municipal solid wastes are strongly heterogeneous, this could affect the representativeness of the characterizations.

Secondly, it is assumed that the efficiencies calculated are representative of the average operation of the facility. The operation of this type of facility varies according to many factors, such as the input stream, the season, mechanical breakdowns, and the targeted markets. To limit the impact of these variations on the results, characterization measurements in this study were performed only when the facility was operating under normal conditions. Therefore, no characterization was performed while the facility was operating with lower throughput, with a broken unit operation or any other factor potentially affecting the sorting efficiency.

4.4 Conclusion

A methodology based on the resolution of an optimization system is proposed to solve the mass balance of a material recovery facility of municipal solid waste. The problem minimizes the differences between the material flows of a facility and an initial estimate. To do so, a methodology to define an initial estimate and several appropriate constraints is developed. The methodology is applied to a case study for a real MRF located in the province of Quebec (Canada). The approach allowed to calculate every material flow in the facility and the transfer coefficients for every waste material in every unit operation. It also provides a rare dataset for several mechanical sorting unit operations of solid waste.

Separation efficiencies similar to those observed in the literature are reported for the main sorting unit operations of the process. However, challenges are identified regarding the purity and the recovery of several output streams. These issues are mainly related to the poor performance of the second ballistic separation of the process possibly explained by the fact that it mainly targets materials smaller than 12.7 cm. The process could be improved by the addition of new optical sorters as a complement for this second ballistic. This case study demonstrates how the methodology developed allows to identify bottlenecks of the process and guide future improvements. The second ballistic separator of the process was identified as an important source of contamination for the mixed papers bale and an improvement of the efficiency of this unit operation could clearly affect the global efficiency of the MRF. Finally, an analysis of the impact of recirculating a fraction of the reject stream indicates that only small improvements would be achieved even for a recirculation of 50%.

CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : ON THE LIMITS OF EMPIRICAL PARTITION COEFFICIENTS FOR MODELING MATERIAL RECOVERY FACILITY UNIT OPERATIONS IN MUNICIPAL SOLID WASTE MANAGEMENT

Auteurs : Fabrice Tanguay-Rioux, Robert Legros, Laurent Spreutels

Cet article a été publié dans *Journal of Cleaner Production* en date du 15 janvier 2021. Les annexes de cet article sont fournies dans l'annexe A du présent document.

Abstract

Material recovery facilities and mechanical biological treatments play an important role in current municipal solid waste systems, by providing a way to separate the different municipal solid waste fractions according to their main physical properties. However, the composition of their outputs streams is directly impacted by the composition of the input stream and by the sequence of unit operations considered, rendering it particularly difficult to predict. Some authors have analyzed the sorting efficiency of the different unit operations commonly found in these processes and have derived partition coefficients. The main available coefficients were reviewed to identify the differences on both the methodological and numerical levels. Results showed large discrepancies for both cases amongst literature data but also with experimental data derived from an MRF plant located in Canada. A sensitivity analysis realized on a typical MRF plant showed the strong influence of the partition coefficient differences on the potential recovery of these plants. The trommel was identified as the unit operation having the largest impact on the modeling results. According to the sensitivity of the recovery of these kind of plants for each unit operation, a modeling approach is proposed for three groups of unit operations.

5.1 Introduction

Material recovery facilities (MRFs) and mechanical-biological treatments (MBTs) are often used by municipalities to process mixed municipal solid waste (MSW), in order to increase resource recovery, as complement or replacement to source-separated collections (Cimpan et al., 2015; Jansen et al., 2013). These facilities are used to increase the recovery of recyclable materials from mixed MSW and the quality of the materials destined for further biological or thermal treatment.

Therefore, these processes focus on separating recyclables, an organic waste fraction and a combustible fraction, often referred to as refuse derived fuel (RDF), using a sequence of unit operations such as air classification, ballistic separation, eddy current separation, magnetic separation, screening and size reduction (Di Lonardo et al., 2012; Rotter, 2011; Velis et al., 2010). Hand picking and optical sorting may also be used for more selective separation (Rotter, 2011). A typical MRF is composed of 5 sections: pre-conditioning, conditioning, sorting, refining and final product handling (Cimpan et al., 2016). The material separation is performed during conditioning, sorting and refining steps. The conditioning steps, that usually include operations as sieving, air classification and ballistic separation, prepare the materials for the subsequent downstream steps, while the sorting and refining steps, that include unit operations such as magnetic separation, eddy current separation, optical separation and hand picking, aim at separating the materials according to the desired output streams and their subsequent purification steps (Cimpan et al., 2016). Sorting unit operations may be classified in two groups, direct and indirect separators. Direct separators target physical properties, while indirect separators use an indirect method, (e.g. air jet), to separate an object identified based on its physical properties (Gundupalli et al., 2017).

The global efficiency (quality of the recovered streams and global recovery) of these facilities for upgrading streams quality when mixed wastes are processed is generally low (Christensen and Bilitewski, 2010). Moreover, the composition of the output streams strongly varies since the input composition and the equipment configurations vary from one plant to another, having a direct impact on the process efficiency (Caputo and Pelagagge, 2002; Di Lonardo et al., 2012; Pressley et al., 2015; Velis et al., 2012), and thus on its environmental performance (Montejo et al., 2013). The calculation of the outputs compositions and quantities by mean of a mass balance is critical while designing this type of plant (Christensen and Bilitewski, 2010), and is generally done by mean of semiempirical methods due to a poor knowledge on the unit operations performance (Velis et al., 2013). Several approaches using partition coefficients have been used. A partition coefficient is generally defined as a ratio between 0 and 1 corresponding to the fraction of an input stream that ends up in a specific output stream.

The first approach relies on the calculation of global partition coefficients for each outputs of a plant as a function of the input stream, usually based on existing plant performance data. It can be used to compare two plants to identify further improvements (Themelis and Todd, 2004), to compare the performance of a facility according to several scenarios (Arena and Di Gregorio, 2014)

and to evaluate the possibility of integrating other units to a facility (Ardolino et al., 2017). It may also be used to determine the material composition and the energy content of the facility outputs (Nasrullah et al., 2014) or the fate of some elements (Nasrullah et al., 2015). Even though this approach is useful for analyzing the global efficiency of a plant and provide an estimate of potential yields, it does not permit the analysis of different configurations within the facility since it does not provide sorting efficiency per sorting equipment. This approach is therefore limited in its predictive capability.

Another approach is to determine partition coefficients for the total mass entering each unit operation in the MRF. This approach is generally used in material flow analysis and allows to track elemental concentration in the system. For example, Rotter et al. (2004) assessed the impact of the sorting equipment selection and sequence on the concentration in heavy metals and chlorine for the production of an RDF.

Finally, some authors have analyzed the sorting efficiencies of unit operations in an MRF context for multiple waste materials and have derived partition coefficients for these sorting unit operations (Bilitewski, 2010; Caputo and Pelagagge, 2002; Combs, 2012; Diaz et al., 1982; Ip et al., 2018; Müller et al., 2003; Pressley et al., 2015; Savage et al., 1984; Velis et al., 2013). This approach allows for modeling the fate of various materials according to the MRF configuration and to consider multiple waste materials, thus being input specific.

In the later case, the partition coefficients are generally calculated analytically or experimentally (Diaz et al., 1982). When no actual plant information is available, they may also be derived from expert judgement (Pressley et al., 2015). These coefficients are usually static and are restraint to specific waste composition and operating conditions. This makes it difficult to use these values to model different plants due to the important heterogeneity of MSW (Velis et al., 2012). Wolf (2011) and Raymond (2017) showed that the efficiency of some sorting unit operations is influenced by the input stream composition and the operating conditions of this equipment. For example, Raymond (2017) showed that the ferrous metal recovery of a magnet is influenced by the ferrous metal size, the ferrous metal concentration and the magnet height. More generally, almost every unit operation in material recovery facilities are influenced by particle size and material density (Diaz et al., 1982).

As for deriving partition coefficients analytically, some authors have developed mechanistic, or physical, models for some specific unit operations. These are based on a set of equations used to represent the physical phenomena occurring in a process. For example, models were developed to predict a trommel output based on the probability of passage of particles through the its screens (Alter et al., 1981; Glaub et al., 1982; Stessel and Cole, 1996). Other unit operations commonly used in MRFs have also been modeled with this approach, including air classifier and magnetic separator (Savage et al., 1984).

Therefore, the objective of this study is to assess the limits of using published datasets of partition coefficients for modeling the sorting efficiency of mechanical unit operations commonly found in MRFs and MBTs. For simplification, the term MRF will be used to represent the mechanical separation steps of both facilities in the next sections. To do so, available partition coefficients issued from literature are compared to each other and to partition coefficients derived for an MRF plant located in Canada. This allows to identify the differences and similarities, both for their numerical values and their methodological description. A sensitivity analysis is also performed to identify the impact of selecting one partition coefficient dataset over another for MRF output streams prediction. Finally, future modeling needs are identified for multiple sorting unit operations. These results will help plants operators and planners to better model and understand the mechanical separation of solid waste, thereby improving the efficiency of current and future plants.

5.2 Materials and methods

This section presents the methodology used to assess the limits of partition coefficients for MRF modeling. First, the procedure used to select the unit operations that are compared is presented. Then, the analysis performed on partition coefficient datasets is described. The method used for developing new datasets based on an MRF plant located in Canada is demonstrated. Finally, the approach used to identify modeling needs for MRF, which is based on a sensitivity analysis, is presented.

5.2.1 Process selection and analysis

Datasets of partition coefficients used to define the sorting efficiency of various unit operations typically found in an MRF, were collected from literature. These datasets were retrieved through a

literature search in ScienceDirect and Engineering Village databases as well as Google Scholar. Different combinations of key words such as “solid waste”, “MSW”, “sort”, “separate”, “unit operation”, “equipment”, “material recovery facility”, “mechanical biological treatment” were used. Datasets selected were taken from research articles from scientific journals and books on MSW. In the case when duplicates were obtained, only one dataset from the original source was kept.

The retrieved datasets had several formats according to their sources, ranging from one single value to multiple values. Each dataset represents one-unit operation and each data in the dataset represents the sorting efficiency of a certain material in a given output of the unit operation. The completeness of the dataset depends on the number of materials covered in the dataset.

The data collection was limited to mechanical sorting unit operations, therefore excluding shredding and manual sorting, for which more than one different dataset was identified. The unit operations considered are: a trommel (TR), an air classifier (AC), a magnetic separator (MS), an eddy current separator (ECS), a disc screen (DS), a ballistic separator (BS) and four optical sorters (HDPE, PET, mixed plastics and glass) (OS-HDPE, OS-PET, OS-MP, OS-G). When the same dataset was obtained from different sources, it was retained once. For the optical sorter targeting mixed plastics, despite having only one dataset found in the literature, it was considered in the analysis since it was possible to obtain a supplementary dataset from a local MRF plant located in Canada (section 5.2.2). For every dataset, the source of the data (expert judgement, numerical simulation or experiments), the availability of complementary information (no information, information on operating conditions or information on the waste), the type of waste considered (MSW or source-separated recyclables), and the number of waste categories (e.g., paper, plastic, ferrous metal, food waste) considered were reviewed. The sorting efficiency of every unit operation for the main targeted waste categories was also analyzed to identify the differences occurring in the literature.

5.2.2 *Valoris* MRF plant sorting efficiencies

New partition coefficients were derived to be compared to those obtained from the literature. These coefficients are derived from a characterization of the different outputs of the *Valoris* MRF plant located in Bury (Canada) realized in 2017. This is done for five different sorting unit operations that are a trommel, a magnetic separator, an eddy current separator, an optical sorter targeting PET

and an optical sorter targeting mixed plastics. The characterization obtained from *Valoris* includes the waste composition of the 18 output streams of the MRF plant for 15 waste categories. The plant is designed to extract the different recyclable fractions and the organic fraction based on a sequence of sorting equipment shown in supplementary information (A1).

To derive the partition coefficients, a least-square minimization is performed on the mass flows of the global process. An optimization problem is solved for every waste material independently. The problem minimizes the difference between predicted and actual output streams under constraints that all the flows are positive and the mass is conserved (for every unit operation and for the global process). The following optimization problem is solved:

$$\begin{aligned}
 & \min \left(\sum_m \left(\sum_f A_{m,f} X_f - Y_m \right)^2 \right) \\
 & \text{s. t.} \quad X_f > 0 \quad \forall f \\
 & \quad C_{u,f} X_f = 0 \quad \forall u \text{ et } \forall f \\
 & \quad X_0 - \sum_m Y_m = 0
 \end{aligned} \tag{5-1}$$

where m , f and u are respectively the output streams, the flows and the unit operations. A is a matrix of 0 and 1 linking the flows to the output streams. A value of 0 means that a flow is not linked to an output stream and a value of 1 means that the flow is linked to an output stream. X_f is the vector of waste stream, Y is the output streams vector and C is the unit operation matrix consisting of values of -1 and 1 and includes every unit operation of the MRF. A value of -1 means that the flow enters the unit operation and a value of 1 means that the flow exits the unit operation. Finally, X_0 is the mass inflow of the process and is define in the third constraint to make sure that the input mass is equal to the output mass.

The calculated flows allow to determine partition coefficients for each unit operation as

$$q_{a,b} = \frac{X_{a,b}}{\sum_i X_{i,a}} \tag{5-2}$$

where $q_{a,b}$ is the partition coefficient from node a to node b , $X_{a,b}$ is the mass of the flow linking the node a and the node b and $X_{i,a}$ are all the flows entering the node a .

All the partition coefficients per material calculated for a unit operation compose the dataset representing this unit operation. In this case, quite complete datasets were assembled since 15 waste categories covering the main categories of MSW were analyzed.

5.2.3 Simulation of a typical MRF and sensitivity analysis

To investigate the impact of the datasets differences on the modeling results of an MRF, a sensitivity analysis was realized based on the simulation results of a typical MRF sequence. This sequence is defined based on an example from literature and the flows are calculated for a typical input composition and different combinations of sorting efficiencies identified in section 5.2.1 and 5.2.2. The purity and the recovery of every output stream are used as criteria to measure the differences between the scenarios.

5.2.3.1 Typical MRF plant block diagram

The block diagram of an MBT plant in Germany described by Bilitewski et al. (2010) was adapted to be representative of a typical MRF plant and to include several sorting unit operations from those listed in section 5.2.1. The organic fraction treatment was not considered for the purpose of the analysis. The adapted block diagram (Figure 5.1) includes one waste input noted G1, ten unit operations noted P1 to P10 and 9 output streams noted M1 to M9. Of the ten unit operations considered, there are only 8 actual different unit operations, since two magnetic separators (P3 and P4) and two eddy-current separators (P5 and P6) are part of the overall process. For the output streams, there are 8 different recoverable streams (two ferrous metal streams, two non-ferrous metal streams, one organic stream, one RDF stream, one HDPE stream and one PET stream) and one reject stream.

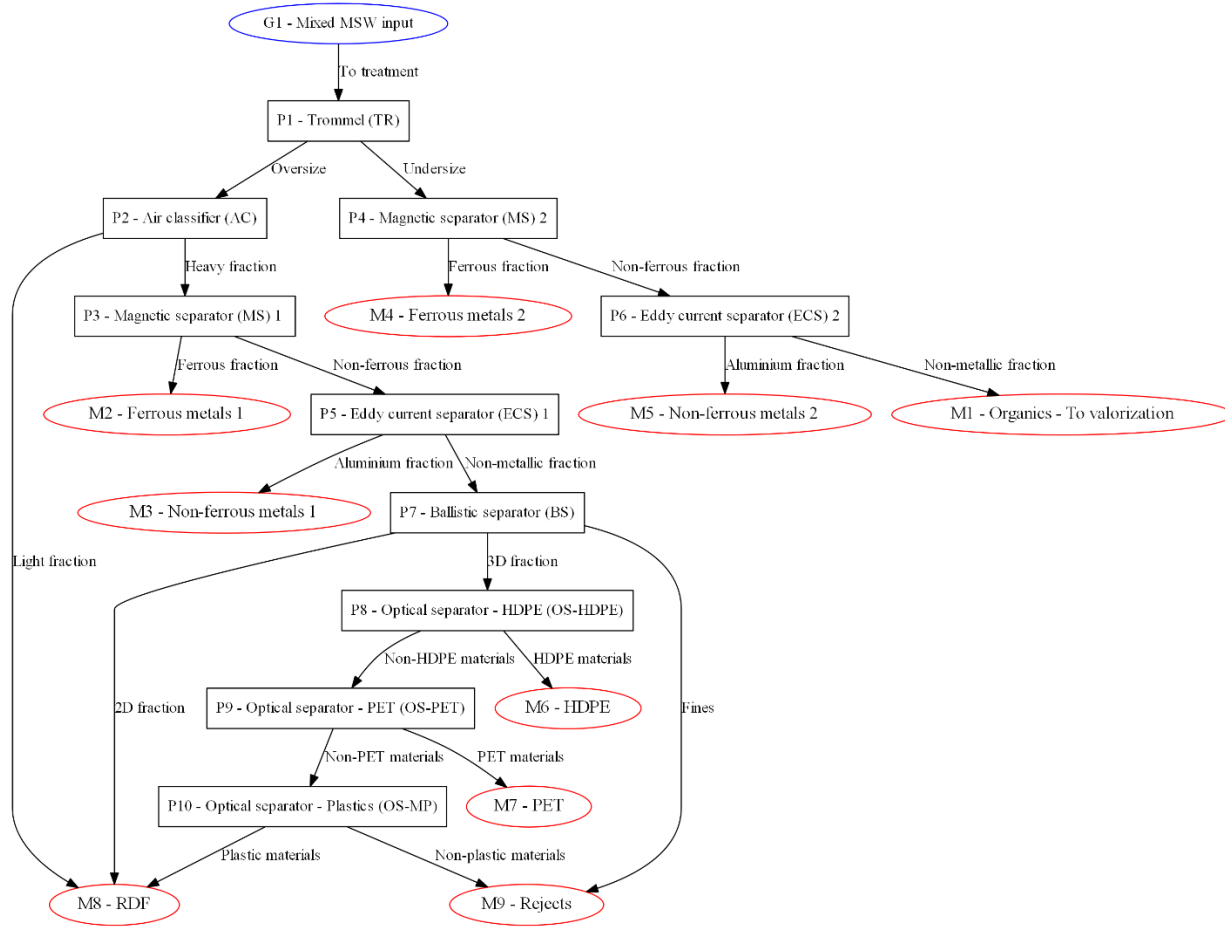


Figure 5.1 Block diagram of the typical MRF plant used for simulation

5.2.3.2 Mass balance simulation and sensitivity analysis

Based on the MRF block diagram shown in Figure 5.1, every output stream and every flow compositions are calculated for an input of mixed MSW. A typical composition (see supplementary information A2) obtained from a characterization study carried out in the province of Quebec (Canada) in 2012 (RECYC-QUÉBEC, 2015), was considered as a representative mixed MSW stream. The mass balance was solved with solver developed in Python and mainly focused on solving the following equation based on the work of Ip et al. (2018):

$$f_n = (I - Q^T)^{-1} f_{in} \quad (5-3)$$

where Q is the matrix of partition coefficient as defined in equation 5-2 for every unit operation, I is the identity matrix, f_{in} is the vector of input flows to each unit operation and f_n is the vector of output flows from each unit operation and n is the number of unit operations.

To build the matrix Q , the different datasets of partition coefficients are used for each unit operation. Therefore, there are as many different Q matrices as there are combinations of datasets of partition coefficients. To assess the sensitivity of the partition coefficients on the input and output flows of each unit operation, the mass balance was solved for every Q matrix available and the results were compared. For the processes occurring more than once in the plant (magnetic separator and eddy current separator), the same dataset was used for both unit operations for a given simulation. Therefore, partition coefficients were used to simulate the mass balance of a typical MRF, and then a sensitivity analysis was realized on these partition coefficients to assess the variation of the simulation results.

5.2.3.3 Datasets adaptation

As waste categories considered by each dataset from literature may differ from one to another, a procedure available in supplementary information (A3) was applied to adapt these datasets in order to proceed with identical categories in every case, thus allowing mass balance calculations. To do so, when the data was not available for one category, it was extrapolated from the most similar category. The categories considered in this study are the following: food waste, green residue, tree branches, wood, other organics, papers, cardboards, HDPE, PET, plastic films, other plastics, ferrous metals, non-ferrous metals, glass, rubber, textiles and other inorganics. These categories were selected to cover the main waste types found in MSW and to include all the categories usually recover in an MRF. Moreover, these categories, or similar ones, were often used in the retrieved raw datasets.

For the ballistic separator, one dataset provided transfer coefficients only for the 2D output despite the fact that this sorting equipment usually has 3 outputs (3D, 2D and fines). Therefore, the balance of the materials was considered to be in the 3D output and that no material ends up in the fines output.

5.2.3.4 MRF sorting efficiency

The global efficiency of the resource recovery of the MRF is analyzed by means of two factors that are the purity and the recovery of every output streams of the plant (Vesilind et al., 2002). First, the purity is defined as

$$P_{x_1} = \frac{x_1}{x_1 + y_1} \quad (5-4)$$

where x_1 is the mass of the targeted materials in a given output and y_1 is the mass of the other materials in the same output.

The recovery is defined as

$$R_{x_1} = \frac{x_1}{x_0} \quad (5-5)$$

where x_1 is the mass of the targeted material in a given output and x_0 is the mass of this material in the input.

5.2.3.5 Comparison of the sensitivity analysis results

To compare the simulation results obtained for the different matrices Q , indexes are calculated to aggregate results and allow for the comparison of different subsets. For example, a dispersion index (equation 5-6) may be calculated to compare the purity of an output stream obtained while the first dataset of the trommel is used (subset 1), the second dataset of the trommel is used (subset 2) and so on for every dataset available for the trommel.

First, for every output stream (M1 to M9), a global dispersion index (GDI) for a subset s is defined as the mean of the Euclidean distances of every data point of a subset s to the center of gravity of all the subset points and is calculated as

$$GDI_s = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(P_k - \bar{P})^2 + (R_k - \bar{R})^2} \quad (5-6)$$

where N is the number of dataset combinations, P_k is the purity of the subset s for a certain combination k and $\bar{P}$ is the mean purity of the subset s for the N combinations and R_k and $\bar{R}$ have similar definitions for the recovery.

The GDI corresponds to the mean absolute deviation (MAD) when only one dimension is considered (either purity or recovery) and is calculated as

$$MAD_s = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N abs(q_k - \bar{q}) \quad (5-7)$$

where N is the number of dataset combinations, q_k is the value of the factor P or R of the subset s for a certain combination k and $\bar{q}$ is the mean of this factor for the N combinations.

A relative dispersion index (RDI) is calculated as the ratio of the MAD of a subset to the MAD of all the data minus 1

$$RDI_s = \frac{MAD_s}{MAD_T} - 1 \quad (5-8)$$

where MAD_s is the dispersion index of a subset s and MAD_T is the total dispersion index for all the subset together. Therefore, a negative RDI shows a diminution of the dispersion of the data for the subset while a positive value shows an increase of the dispersion.

All the previous indexes are used to calculate the dispersion of the data points relative to their center of gravity. Finally, a center of gravity displacement index (CDI) is introduced to determine whether the center of gravity of the data points changes for a certain subset s and is defined as

$$CDI_s = abs(\bar{q}_s - \bar{q}) \quad (5-9)$$

where $\bar{q}_s$ is the mean of the factor for the subset s and $\bar{q}$ is the mean of the factor for all the subsets together.

5.3 Results

Several datasets available in literature representing MSW sorting unit operations were analyzed and compiled in terms of methodology and sorting efficiencies. New datasets were also obtained during the course of this work from the *Valoris* plant. All of these datasets were used to simulate the operation of a typical MRF and to calculate the recovery and the purity for different combinations of datasets.

5.3.1 Description of datasets retrieved in the literature

Few datasets were found in the literature. A total of 33 datasets representing 10 different sorting unit operations from 9 publications were analyzed. The list of these unit operations and their respective number of datasets are presented in Table 5-1. The optical sorter for mixed plastics (OS-MP) was retained in Table 5-1 even though only one dataset was found in the literature, since it was possible to derive another such dataset from the *Valoris* plant results (see Section 5.3.2)

Table 5-1 Unit operations and their number of considered datasets (number in parenthesis indicates the number of datasets retrieved from the reference)

Sorting unit operations	Number of different datasets	References
Air classifier (AC)	4	1, 2, 4(2)
Ballistic separator (BS)	3	2, 6, 8
Disc screen (DS)	5	3(2), 7(3)
Eddy current separator (ECS)	5	2, 3, 5, 7, 9
Magnetic separator (MS)	4	3, 4, 5, 7
Optical sorter – PET (OS-PET)	3	3, 5, 7
Optical sorter – HDPE (OS-HDPE)	3	3, 5, 7
Optical sorter – Glass (OS-G)	2	3, 7
Optical sorter – Mixed plastics (OS-MP)	1	5
Trommel (TR)	3	4(2), 7

1. (Bilitewski, 2010)
2. (Caputo and Pelagagge, 2002)
3. (Combs, 2012)
4. (Diaz et al., 1982)
5. (Ip et al., 2018)
6. (Müller et al., 2003)
7. (Pressley et al., 2015)
8. (Raymond, 2017)
9. (Savage et al., 1984)

From these 33 datasets, 21 are derived from expert judgement, 9 from experimental data, 0 from modeling results and in 3 cases, the origin of the data is not specified. This confirms that no sorting efficiencies derived from modeling is available in the literature. Therefore, the majority of these reported efficiencies are constant and can not be adjusted according to the equipment operating conditions. However, the recovery of a material in most unit operations is a function of these

operating conditions. For example, the hole sizes of a trommel have a critical influence on the organic fraction recovery with this unit operation (Montejo et al., 2010). The datasets derived from experimental conditions generally provide precise partition coefficients for specific conditions, while the datasets derived from expert judgement are more general and only provide an order of magnitude.

Also from these 33 datasets, 28 do not mention the operating conditions under which the partition coefficients were obtained, 4 reported information about the inputs and one described some physical characteristics of the equipment. Thus, in most cases, it was not possible to assess whether a dataset could be more appropriate than another for a particular situation. The fact that physical characteristics of the unit operations is almost never provided is surprising as they would have critical impacts on the materials recovery. For example, Müller et al. (2003) showed a large variability of recoveries for a ballistic separator for five different waste inputs.

Of the 33 datasets, 26 were obtained for raw MSW and 7 for recyclables, showing that the current focus seems to be on MSW separation. As sorting efficiencies are very different for MSW and for recyclables, these two types of datasets can not be compared but can only serve to assess the order of magnitude of the separation efficiency.

Finally, from the 33 datasets, 13 considered only one waste category, 3 considered between 2-to-5 waste categories, 9 considered 6-to-10 waste categories and 8 considered 11-to-15 waste categories. Therefore, in 33% of the cases, only one waste category was considered. This is mainly observed for unit operations targeting specifically one waste category (i.e., OSs, MS and ECS). This causes a problem for MRF modeling as it is impossible to predict the contamination of the output streams. These results also show that the level of aggregation of the waste categories varies from one study to another. For example, for a trommel, Pressley et al. (2015) considered 5 different waste categories for organics materials (grass/leaves, branches, food waste, wood, other organics), while Diaz et al. (1982) considered only one category. These differences lead to difficulties while comparing coefficients from different sources. Also, they render modeling of an MRF plant based on literature partition coefficients complex and uncertain as the number of targeted materials per process could vary from one to another, hence forcing the practitioner to aggregate waste categories in different ways.

5.3.2 Description of unit operation datasets obtained from the *Valoris* plant

As several recirculation streams are included in the *Valoris* MRF process and no information was available about the internal streams, it was not possible to assess the sorting efficiencies for all the unit operations. However, sorting efficiencies for 5 unit operations could be determined since in these cases, every output streams were known. These processes are: a TR, a MS, an ECS, an OS-PET and an OS-MP. The obtained partition coefficients are presented in supplementary information (A4). Some operating conditions used by the plant are also presented in supplementary information (A5).

5.3.3 Yields comparison

Sorting efficiencies derived for MSW obtained from the different datasets for each unit operation are compared in order to emphasize the major differences between them and the implications for MRF plant modeling.

Using the 9 unit operations for which more than one dataset based on MSW were available (the OS-G was excluded), minimum and maximum sorting efficiency values for the targeted waste category were noted and compared to the *Valoris* plant results when possible. In some cases, since different materials could be targeted depending on the process configuration and the operating objectives, the partition coefficients were reported for materials that could typically be targeted by these unit operations. Results are presented in Table 5-2 and are retrieved from the same sources than those identified in Table 5-1.

Table 5-2 Comparison of the partition coefficients of different unit operations as a function of the targeted material

Equipment	Targeted material	Minimum partition coefficient	Maximum partition coefficient	<i>Valoris</i> plant partition coefficient
AC	Papers	0.82	0.98	-
	Carboards	0.68	0.98	-
	Plastics	0.51	0.98	-
BS	Fibers	0.76	0.98	-
	Plastics	0.23	0.98	-

	Plastic films	0.76	0.97	-
DS	Fibers	0.21	0.6	-
ECS	Non-ferrous metals	0.64	0.9	0.55
MS	Ferrous metals	0.8	0.95	0.95
OS - PET	PET	0.83	0.93	0.67
OS - HDPE	HDPE	0.71	0.83	-
OS - Mixed plastics	Mixed plastics	0.74	0.74	0.35
TR	Organics	0.75	0.89	0.83
	Glass	0.41	0.8	1

Results presented in Table 5-2 clearly reveal a large range in partition coefficients observed amongst the datasets, varying according to the chosen targeted material. This variation could lead to major differences while modeling a complete MRF plant.

These results show that the narrowest ranges of partition coefficients from literature data are those for the optical sorters and the magnetic separator. For the trommel, the air classifier and the ballistic separator, the differences are depending on the targeted material. In some cases, large ranges are observed, while in others, the range sizes are similar to those observed for the optical sorters. As for the eddy-current separator and the disc screen, large ranges are also observed for the targeted materials.

These differences may be explained by the fact that the trommel, the air classifier, the disc screen, the ballistic separator, the magnetic separator and the eddy current separator are direct separators, while the optical sorters are indirect separators (Gundupalli et al., 2017). Results from Table 5-2 seems to indicate that indirect separators have less variability in reported values of partition coefficients and, hence, those could be used under all conditions, while direct separators show more variability in reported partition coefficients and, hence, they may be linked to unreported operating conditions. In addition, these conclusions do not include the contamination that could occur during indirect separation, nor the real impact of these differences on an MRF modeling.

Regarding the results obtained from the *Valoris* plant, except for the trommel and the magnetic separator, lower recoveries than those obtained from the literature were found. However, as shown in the supplementary information (A4), a lower contamination was also obtained for these unit operations. This could indicate that this facility is operated with more demanding settings.

5.3.4 Simulation and sensitivity analysis for unit operations datasets comparison

The previous section showed notable differences amongst the datasets partition coefficients but did not provide any insight on the impact of these differences on the prediction of an MRF outputs. Therefore, it is not yet clear if these differences would lead to diverging conclusions while modeling the operations of an MRF. To remedy to this, a sensitivity analysis was realized on the mass flows of a typical MRF calculated with a mass-balance solver described in section 5.2.3.

Based on the typical MRF plant presented in section 5.2.3.1 and the different partition coefficients datasets, a total of 7680 different combinations were simulated. These combinations include the *Valoris* plant partition coefficients and every available literature dataset developed for MSW. The adapted numerical values of the partition coefficients and the references used are provided in supplementary information (A6). The calculated recovery and purity parameters for the nine output streams corresponding to the 7680 simulations are presented in Figure 5.2.

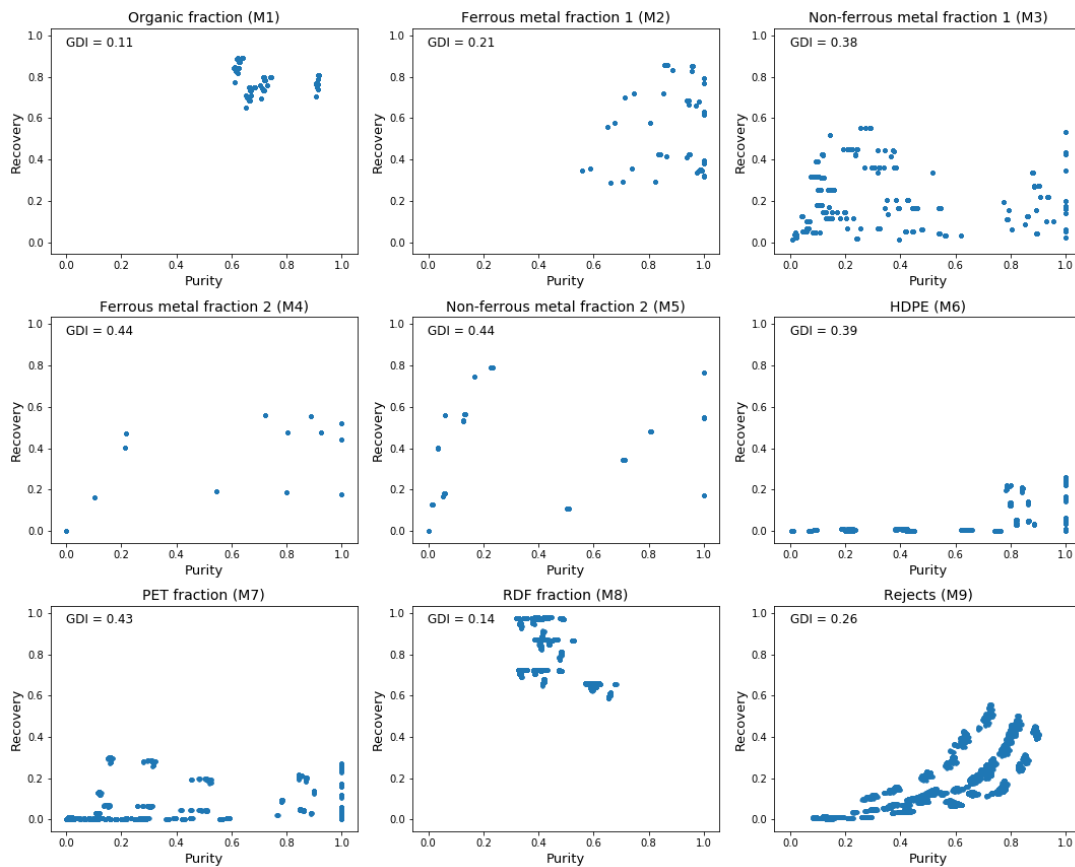


Figure 5.2 MRF outputs recovery and purity for every dataset combinations

Most output streams target a specific material (e.g. PET), hence the recovery and the purity parameters correspond to this material. For the RDF output stream (M8), the materials that were considered as targeted were: plastics, papers, cardboards and plastic films. For the organic fraction output stream (M1), the target materials were: food waste, green residue, tree branches and other organic materials. Finally, for the rejects output stream (M9) the targeted materials were all the materials not targeted in any other stream. Results presented in Figure 5.2 show wide ranges for both the recovery and the purity parameters of the different output streams according to the datasets considered, showing that the choice of some partition coefficients over others can lead to major differences in yield prediction. These differences are observed for the six single material target outputs, but seems amplified for the prediction of the HDPE stream (M6), the PET stream (M7), the second ferrous metal stream (M4) and both the first (M3) and the second (M5) non-ferrous metal streams, also shown by their high GDI (between 0.38 and 0.44) calculated by mean of Equation 5-6 and presented in Figure 5.2. A smaller dispersion is observed for the first ferrous metal stream (M2) and the reject stream (M9) with respective value of the GDI of 0.21 and 0.26. Finally, similar values of GDI are obtained for the organic (M1) and the RDF (M5) streams with respective values of 0.11 and 0.14. This smaller dispersion is probably explained by the fact that more than one waste materials are targeted in these streams.

Despite the significant dispersion of results obtained from the 7680 simulations, large fractions of them are concentrated in a few quite compact data clouds, showing that predictions are influenced by a limited number of unit operations. However, this also shows that both purity and recovery parameters are affected by more than one unit operation since the data is located in a higher number of point clouds than the number of different datasets available per process. For example, approximately 12 main data clouds are observed for the HDPE output stream (M6) simulation results while only two optical separator datasets are available, showing that the recovery of this fraction is also influenced by the upstream sorting equipment.

To better understand the influence of the different sorting unit operations on the recovery and the purity of the output streams, both factors were analyzed in terms of their RDI (Eq. 5-8) and CDI (Eq. 5-9) for every stream as a function of the chosen datasets. Both parameters are calculated for the different subsets corresponding to the choice of a dataset for a specific unit operation. For example, 4 TR partition coefficients datasets are available, leading to 4 different subsets, and the simulation results obtained for each subset are compared to those obtained globally. The global

dispersion (indicated in the legend) and the center of gravity (indicated by an X on the Figure) of the organic output stream are shown for the global data in Figure 5.3a and are compared to the different subsets of TR in Figure 5.3b. Results indicate that the choice of the trommel dataset clearly impacts both these indexes, leading to the calculation of relative indexes (RDI and CDI) to quantify the differences between the global data and a subset.

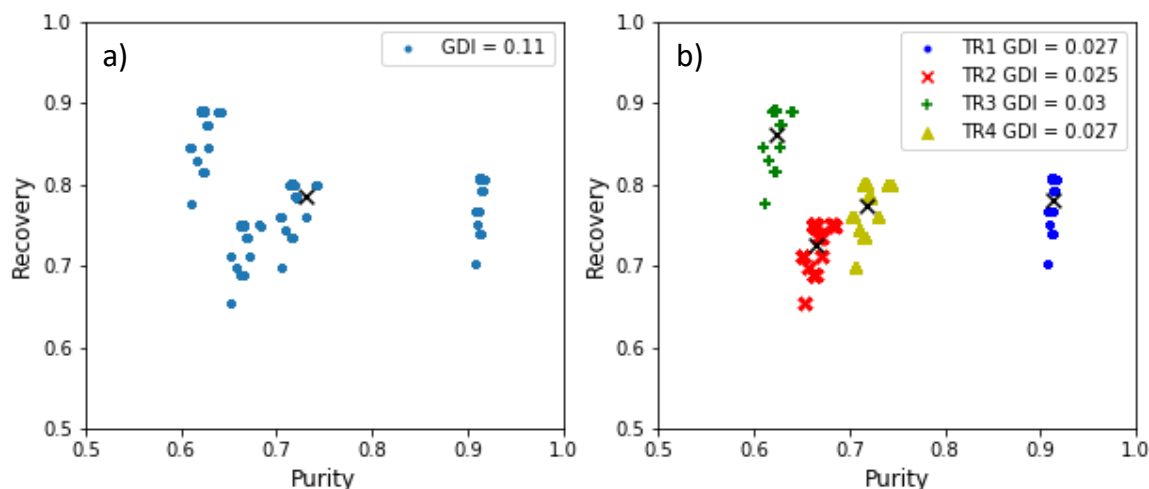


Figure 5.3 Comparison of the dispersion and the center of mass (indicated by an X on the figure) of the organic output stream for the global data (a) and for different subsets (b) according to the choice of the trommel dataset

The RDI indicates the relative difference of the dispersion of the subset compared to the global data and the CDI indicates the displacement of the center of gravity of the subset compared to the global data. An RDI of 0 shows that the choice of a dataset does not impact the dispersion of the results, while a negative and a positive value respectively indicate a decrease and an increase of the dispersion. For the CDI, a value of 0 shows no displacement of the center of gravity, while a positive value indicates its displacement.

5.3.4.1 Organic output stream

The RDI and the CDI values for both the purity and the recovery for every subset of the organic output stream are presented in Figure 5.4. The subsets used for every unit operation are displayed on the figure to show their respective influence on the recovery of this output stream. In many cases (OS, BS, AC), the RDI and the CDI are both null as their respective unit operations are located after the output stream for this sequence and have no impact on the recovery of this stream.

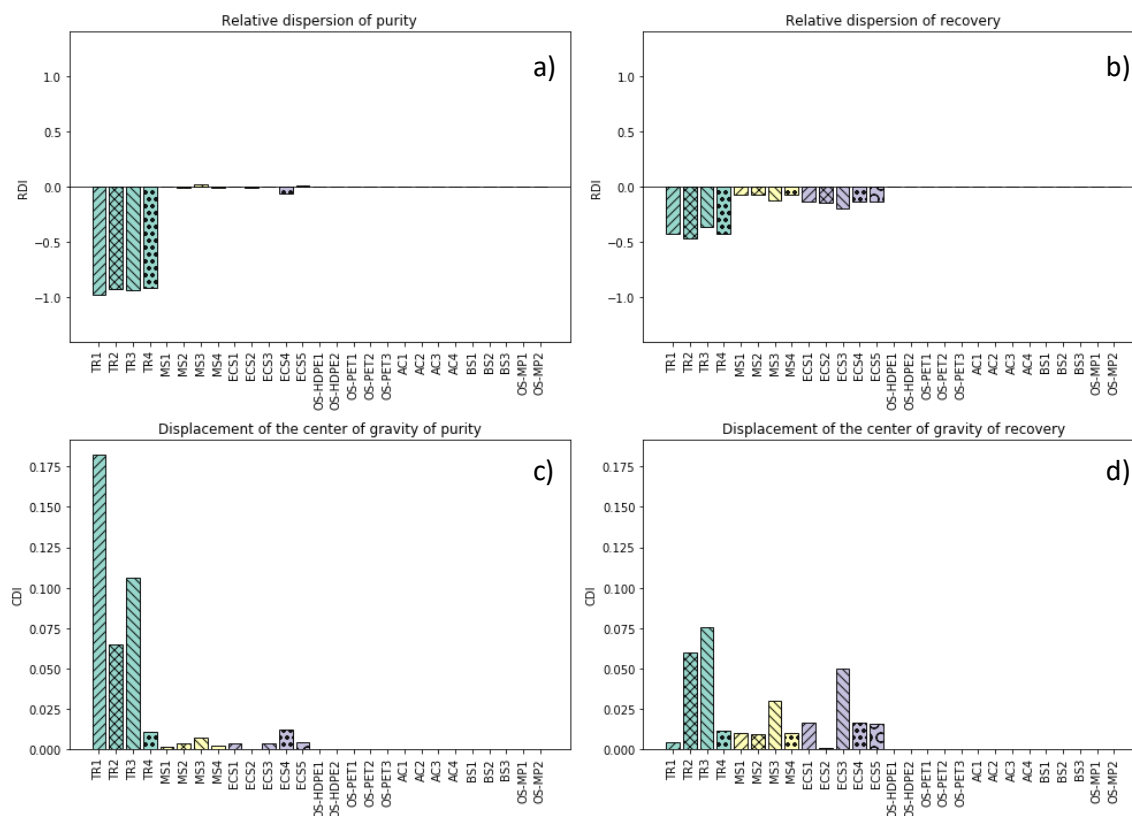


Figure 5.4 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the organic output stream (M1) according to the chosen datasets

Figure 5.4 also shows based on both the RDI and the CDI, that the main unit operation affecting both the purity and the recovery of this stream is the trommel, which is not surprising since this sorting equipment is the one generally targeting the organic fraction (Montejo et al., 2010). Also, it is seen that the MS and the ECS have an impact on both the recovery and the purity, but to a lesser extent. This indicates that the influence of the downstream equipment (i.e., equipment located after the one targeting the material) is small in comparison to the unit operation directly targeting it. As for the trommel, large differences in the simulation results are obtained according to the chosen TR dataset, mainly for the CDI for both recovery and purity parameters. This sorting equipment is therefore accountable for almost all the variability in the organic output stream prediction.

5.3.4.2 RDF output stream

For the RDF output stream (M8), the same procedure as above was used, and results are presented in Figure 5.5. Even though the AC and the BS have an influence on the recovery and the purity parameters as expected, the largest variation is caused by the choice of the TR dataset. This causality is not obvious since the trommel does not directly target the RDF fraction as it is an upstream equipment (i.e., equipment located before the one targeting the material). The AC, the BS and the OS-MP, which are the 3 unit operations directly targeting the RDF materials, have a small impact on both the purity and the recovery parameters.

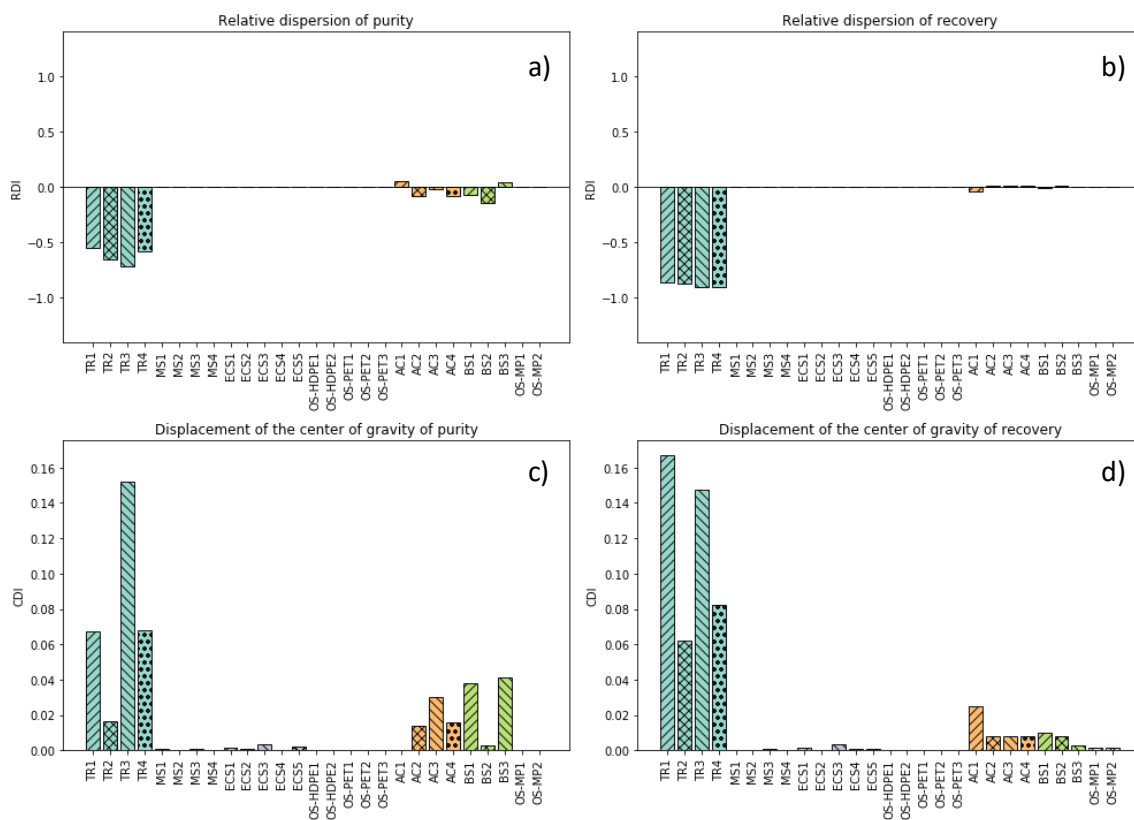


Figure 5.5 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the RDF output stream (M8) according to the chosen datasets

Also, every other unit operation targeting materials that are not being recovered in the RDF stream have a negligible impact on the RDF output stream variability. Therefore, materials falsely sorted by these unit operations do not impact the global recovery of the RDF fraction, probably due to the smaller quantities of these fractions.

5.3.4.3 Optically separated output streams

Similar results are obtained for both output streams separated by optical sorters (HDPE stream and PET stream). Only results for the PET stream (M7) is therefore presented here in Figure 5.6 while the results for the HDPE output stream (M6) are given in supplementary information (A7).

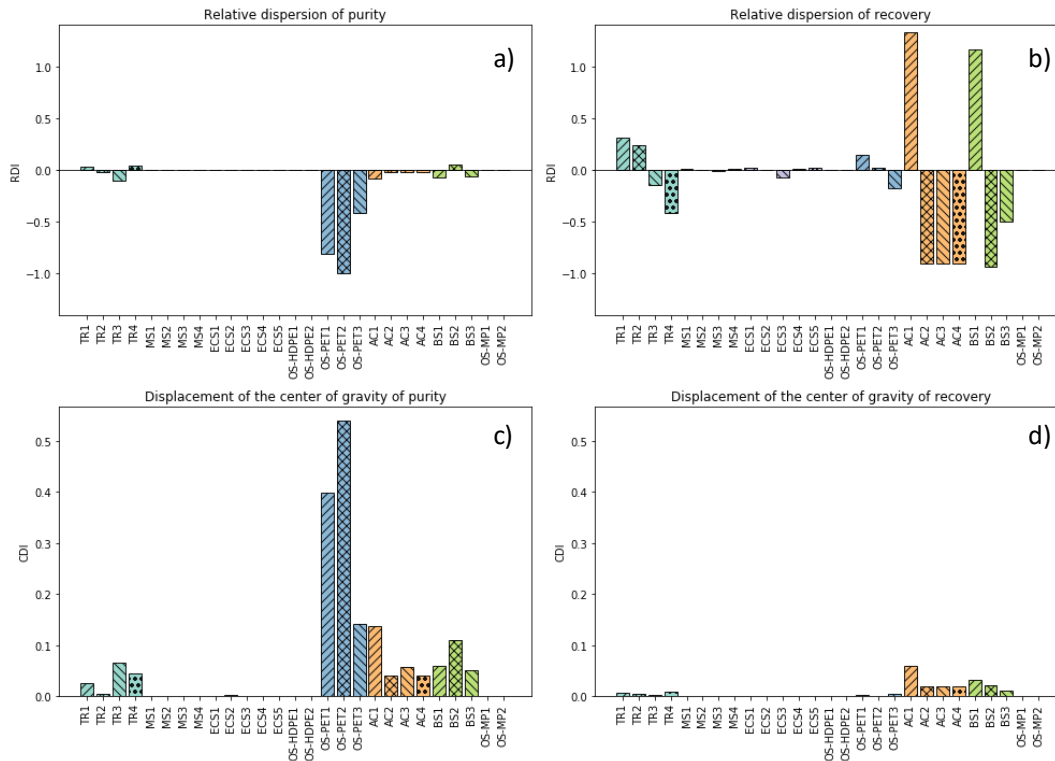


Figure 5.6 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the PET output stream (M7) according to the chosen datasets

For these two streams, the three upstream unit operations (trommel, air classifier and ballistic separator) have an impact on both the recovery and the purity parameters of the output. However, this impact is more pronounced on the variability of the recovery parameter indicating that the datasets corresponding to these unit operations are quite different from one another in regard to the sorting efficiency of PET, resulting in much more dispersed recovery results. This is explained as in some cases for some AC and BS datasets, almost no recovery is obtained, while a recovery is obtained for others, leading to a large dispersion induced by the choice of these datasets. In these cases, no information was available specifically for the PET and a sorting efficiency was derived

from an overall plastic efficiency, indicating a need for improving the determination of sorting efficiencies related to certain waste materials and for the modeling of these unit operations.

As for the dataset used for the optical sorter targeting the PET, its choice has a clear impact on both the dispersion and the center of gravity of the purity parameter (see Figure 5.6a and 5.6c), which was expected since no contamination was considered for one dataset, but has almost no impact on the recovery parameter (see Figure 5.6b and 5.6d). The same conclusion was observed for the HDPE output stream. This shows that for these output streams, recovery is not sensitive to the partition coefficient of the targeted material for the range of partition coefficients commonly seen in the literature.

5.3.4.4 Ferrous and non-ferrous output streams

For the ferrous output streams (M2 and M4), Figures 5.7 and 5.8 show that almost all the variability in recovery and purity parameters is explained by the TR and the MS datasets. The air classifier only shows a small impact for the first output (M2). All other unit operations have no impact as they are located downstream of the ferrous fraction separation.

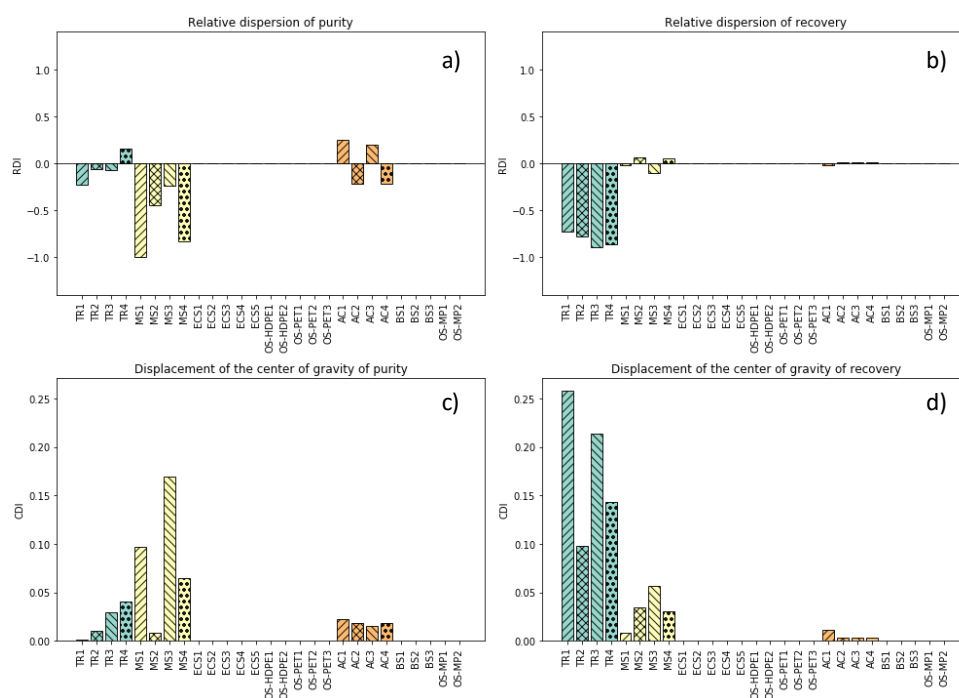


Figure 5.7 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the first ferrous output stream (M2) according to the chosen datasets

For the magnetic separator, its dataset mainly impacts the purity and to a lesser extent the recovery, which is similar to what was observed for the optically sorted streams (PET and HDPE). This can be observed for both outputs M2 and M4 (see Figure 5.7a and 5.7b and Figure 5.8a and 5.8b). Once again, the trommel dataset has a large impact on the recovery of the ferrous fraction.

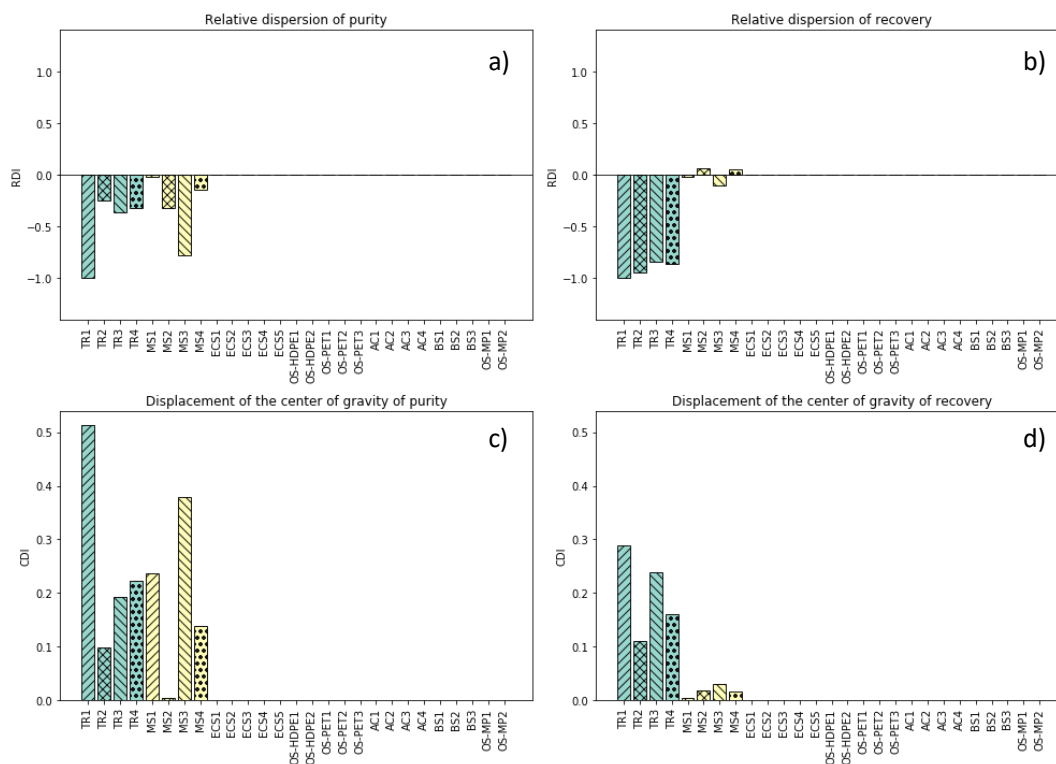


Figure 5.8 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the second ferrous output stream (M4) according to the chosen datasets

For the non-ferrous output stream (M3 and M5), similar results than for the ferrous output streams are observed. Therefore, only the results of the first output stream (M3) are presented in Figure 5.9. The results for the second output stream are shown in supplementary information (A7). Similar to the ferrous outputs, the recovery is mostly influenced by the trommel dataset while the purity is mostly influenced by the ECS dataset. This is true for both outputs. However, the air classifier has a larger influence on these streams than the ferrous output streams, since the range of partition coefficients in the AC datasets is larger for the non-ferrous than for the ferrous materials.

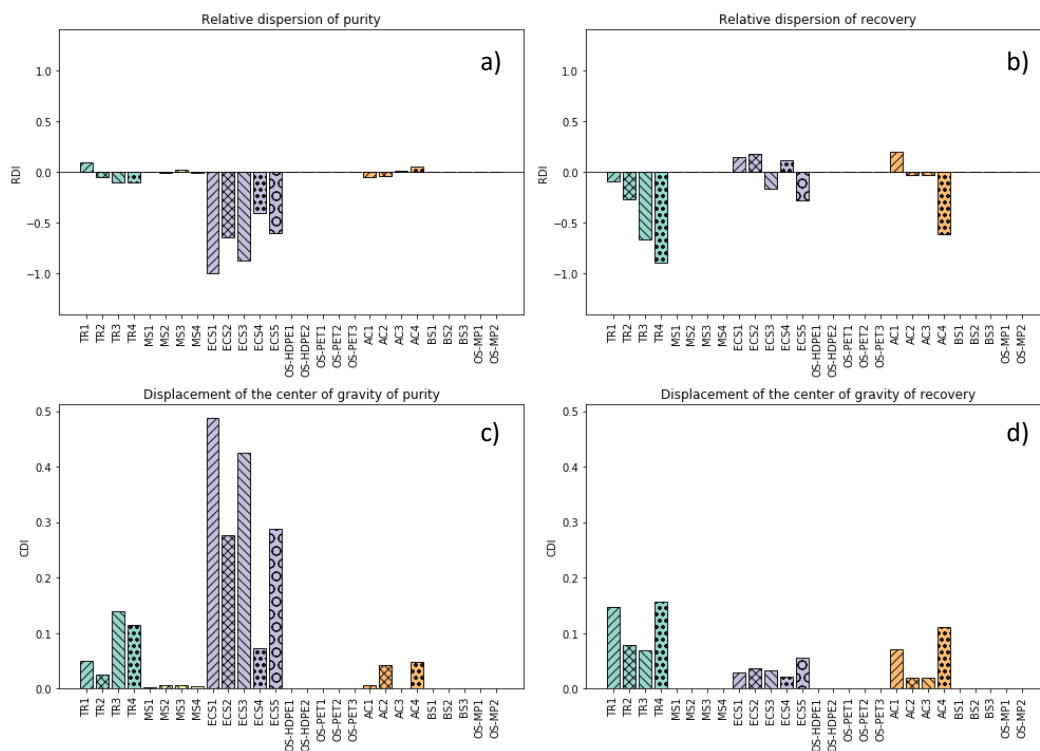


Figure 5.9 Relative dispersion of the purity (a) and the recovery (b) parameters and center of gravity displacement of the purity (c) and the recovery (d) parameters of the first non-ferrous output stream (M3) according to the chosen datasets

The choice of the ECS datasets has a more prominent impact than the MS datasets, resulting in a larger displacement of the center of gravity of the purity parameter. This is probably due to the fact that the available datasets include a higher contamination for the ECS than for the MS, and a wider range of targeted material sorting efficiency. Also, as the fraction of non-ferrous metal in the input stream is generally small, the contamination is easily overpredicted.

5.4 Discussion

As mentioned earlier, very few data on mechanical sorting efficiencies are available in the literature and those existing focus on divergent waste categories making their comparison difficult. Moreover, it was shown that available data do not always include efficiencies for critical waste categories required for plant modeling. Research efforts should not only focus on providing new useful data but also cover more waste categories, while providing both operating conditions and feedstock composition since these are often lacking despite their strong influence on output stream compositions.

When comparing direct separators and indirect separators, the first observation was that the latter ones seem to have smaller efficiency variation (see section 5.3.3). Other differences between these two groups of equipment were also pointed out (see section 5.3.4). Indirect separators efficiencies were shown to have little impacts on the separation efficiency of the output streams not directly downstream from these separators, while the opposite was found for some direct separators (e.g. trommel, air classifier, ballistic separator), which were shown to greatly affect multiple output streams.

It was proposed at this point to classify mechanical separators into three types based on their sorting mechanism and their influence on the MRF output composition (as reported in section 5.3.4); type 1 being the direct separators targeting a waste material property and generally used in the conditioning section of an MRF, type 2 being the direct separators targeting one material and generally used in the sorting section of an MRF and type 3 being the indirect separators.

Type 1 separators include trommels, air classifiers and ballistic separators and were shown to have an important impact on both recovery and purity parameters of most of the output streams of a typical MRF. This characteristic was even more pronounced for the trommel which was the most critical unit operation for both the organic and the RDF output streams. The trommel also had a great influence on all other outputs, particularly on their recovery. This importance is probably best explained by the fact that these unit operations are located in the conditioning part of the MRF and sort material based on their physical properties. The sorting efficiency of type 1 unit operations being directly correlated to waste properties, it could significantly vary from one situation to another according to the actual operating conditions of the equipment. The type 1 units should therefore not be simulated with partition coefficients but rather on the bases of mechanistic models capable of capturing the effects of waste material properties on sorting efficiency. These models should be of varying complexity according to the importance of the unit operation in the overall sorting process.

For the type 3 units, which comprise mostly the OS, the use of available partition coefficients for the targeted material is probably sufficient for this application, since it was shown (see section 5.3.4) that the recovery of the targeted material is not sensitive to the optical sorter dataset. In this case, the impact of the other unit operations is greater. However, a larger impact was observed with regard to the choice of the OS dataset on the purity of the output streams. Large variations were

observed, which is coherent since the partition coefficients for the non-targeted materials vary greatly. More work is needed to improve predictions of this contamination, by capturing the impact of one or two main parameters (e.g., materials concentration, mass flow) on the partition coefficients. For example, Wolf (2011) and by Raymond (2017) observed that the targeted material concentration could impact the contamination in the streams following some type 3 unit operations. The contamination could therefore be modeled as linear regression function of one or two critical operating parameters. It is proposed that sorting performance prediction of type 3 units should be based on partition coefficient for the targeted material and linear regression for the non-targeted materials.

The type 2 units include eddy current separators and magnetic separators. As reported (see section 5.3.4), similar results were obtained to those of the optical sorters. The impact of these unit operations on the downstream output streams is small. As for their own output streams, the impact is mainly on the purity and in a lesser extent on the recovery. Therefore, the same conclusions related to the need for modeling of the contamination as for the OS should be applied, which is to model the fate of contaminants based on linear regressions using operating parameters. As for the recovery, a larger impact is observed than for the OS indicating that the sorting efficiency of the targeted material should also be captured as a regression. Again, the main parameters affecting this yield should be investigated, but it is believed that the material concentration and the mass flow (linked with the bed volume) are critical. The type 2 units should be modeled based on linear regression for both the targeted and the non-targeted materials.

The reported conclusions are based on simulation results that depend on both the MRF sequence and the feedstock composition. Different scenarios could have led to different results. Also, it is important to note that the approach used to combine datasets probably also affect the results. However, we feel confident that the conclusions are still valid in the context of different configurations since the simulation results were based on the global function of each unit operation.

These conclusions, as well as the identified differences in partition coefficients from literature, can help the modeling and the analysis of MRF by practitioners. They could also help guide future research in the field by providing useful insights on the current limitations.

5.5 Conclusion

The comparison of the partition coefficients of mechanical sorting unit operations commonly found in MRF showed that they are mainly derived from expert judgement or from specific experimental conditions, leading to static coefficients that can hardly be used for prediction. Moreover, these coefficients are derived for a variable number of waste categories, hindering their comparison. Their numerical values also greatly differ from one source to another, especially for direct separators. New partition coefficients were derived from an MRF plant located in Canada and coefficients usually lower than the ones found in literature were observed, showing the importance of external conditions on the unit operations recovery. These results indicate to practitioners the main limits of the partition coefficients for MRF modeling, and therefore better guide them in the selection of the coefficients for their own predictions.

The impact of these variations on the global recovery of the mechanical sorting separation steps of an MRF was assessed by means of a global sensitivity analysis. Results showed that large differences on both recovery and purity for every predicted output stream are obtained according to the choice of the partition coefficients available in literature. Mainly, the trommel is the unit operation inducing the largest variation in the simulation results. Three main modeling approaches were defined according to the type of the sorting unit operation considered and should be used for predictive modeling of the mechanical sorting steps of MRF or MBT plants. Unit operations generally used in the conditioning step should be modeled based on mechanistic modeling reflecting the waste properties and the operating conditions; direct unit operations used in the sorting and the refining steps should be modeled based on linear regression for both the targeted and the non-targeted materials; indirect unit operations also used in the sorting and the refining steps should be modeled based on a mix of partition coefficient and linear regression.

The uses of this modeling approach would allow to increase confidence in MRF outputs prediction, thus leading to the possibility of testing new solutions for enhancing products quality. It also helps practitioners overcome the identified limits of partition coefficients for the prediction of MRF outputs.

CHAPITRE 6 ARTICLE 3 : PARTICLE SIZE ANALYSIS OF MUNICIPAL SOLID WASTE FOR TREATMENT PROCESS MODELING

Auteurs : Fabrice Tanguay-Rioux, Laurent Spreutels, Robert Legros

Cet article a été publié dans *Waste Management & Research* en date du 17 mars 2020. Les annexes de cet article sont fournies dans l'annexe B du présent document.

Abstract

Several unit operations used in municipal solid waste (MSW) processing facilities are based on physical properties of the waste materials, such as particle size, density and shape. Reliable expressions describing particle size distribution of the different waste components present in MSW are not readily available in the context of process modeling. In this study, characterization data for household wastes and construction and demolition (C&D) wastes were analysed with the purpose of selecting the most representative PSD expression for these waste streams. The Rosin-Rammler distribution was identified over the log-normal and the gamma distributions as the best fitting PSD for the waste samples. This was demonstrated for both raw and processed waste samples. Parameters were derived and validated for every category of MSW materials considered in the characterization. A model for mixed household waste PSD was developed based on the summation of Rosin-Rammler expressions corresponding to each category of waste materials, as the composition was determined to be the main factor influencing particle size. A simplified model was also derived for mixed waste as a bimodal distribution since two main modes were observed in household waste, one for the “organic” fraction and one for the “inorganic” fraction.

6.1 Introduction

Many efforts have been spent in recent years in improving the efficiency of municipal solid waste (MSW) systems in order to move towards a more circular economy. To accompany this transition, many aspects need to be considered, including the efficiency of source-separated collections, the efficiency of material recovery facility (MRF), the valorization of residual wastes, the market for secondary products and more. Using a phenomenological approach in the development of waste treatment process models could be a good opportunity to evaluate the potential of novel treatment

alternatives or to optimize current plants. This modeling technique should reflect actual mechanisms and interactions occurring during the treatment processes (Blikra Vea et al., 2018). In this context, improved knowledge of the physical properties of MSW is needed, as those directly influence the yield and performance of the treatment processes (Diaz et al., 1982; Velis et al., 2010).

Among these properties, particle size is probably one of the most important to assess, since it directly impacts the performance of several processes, including sorting and size reduction operations (Diaz et al., 1982; von Blottnitz et al., 2002; Velis et al., 2010). For example, Caputo & Pelagagge (2002) modeled various sequences of a refuse derived fuel (RDF) production plant and compared the mass recovery and the lower heating value (LHV) of the products. They showed that adding a trommel and a shredder to a simple sequence leads to a net increase of the LHV of the resulting RDF and to a decrease in mass recovery (Caputo & Pelagagge, 2002). These types of equipment, which are mostly dependant on the particulate properties of the waste materials, are of major importance in MSW processing, such as in MRF plants. However, MSW are characterized by a large variability of shape and size, making it difficult to describe its particle size (von Blottnitz et al., 2002; Velis et al., 2010). Furthermore, the large variability of ductility of MSW particles has also been identified as problematic for predicting flow properties (von Blottnitz et al., 2002). These issues clearly reveal the need for more studies related to MSW granulometric properties.

Particle sizes are mainly represented by mean of statistical distributions (e.g. normal, log-normal, gamma) generally chosen according to the field of the application, including mining, powder technology, etc. (Fieller et al., 1992). A dimension often used to represent a PSD is the sieve diameter, which corresponds to the largest dimension of the smallest surface of an object allowing it to pass through a sieve (Ruf, 1974; Merkus, 2009). Even though, the length of the object is not considered in this case, sieving diameter is generally used as it is simpler than measuring every dimension of the object.

Winkler & Wilson (1973) have analysed the dimensions of individual items comprising approximately 900 kg of MSW. Alter et al., 1981 have then used those results to fit a log-normal distribution for MSW. Similarly, Ruf (1974) determined particle size distributions (PSD) for twelve categories of raw and shredded MSW based on their sieving diameters. He tested five different statistical distributions to fit his data, which are the normal, the log-normal, the beta, the

gamma and the uniform distributions (Ruf, 1974). In his study, Ruf did not conclude on the best distribution for raw MSW, but determined that shredded MSW are generally best fitted with a log-normal distribution.

More recently, Bessi et al. (2016) have calculated PSDs for different solid recovered fuels produced by a mechanical separation of MSW to assess their heterogeneity, but they did not fit any distribution to their data. Nakamura et al., 2006 have applied a gamma distribution to fit the particle size of mixed MSW and of combustion ashes. Ashkiki et al. (2019) have analysed the inputs and the outputs of a trommel using a Rosin-Rammler distribution. They have fitted this distribution for a compostable and a RDF fractions issued from a mix of MSW based on the sieving diameter. In this case, they observed a difference in the PSD of the compostable fraction for three different seasons (spring, winter and summer), but not for the combustible fraction. This difference was mainly explained by a bigger fraction of thatch and grass during the summer and the spring, responsible for a decrease in the particle sizes during these seasons (Ashkiki et al., 2019). The Rosin-Rammler distribution has also been identified to adequately fit the products of a size reduction process of MSW (Savage & Trezek, 1980).

Due to the difficulty of assessing waste dimensions for the reasons mentioned earlier, an other possible approach is the use of a mass distribution (von Blottnitz et al., 2002). In this case, objects are described based on their weight instead of their size. Some authors have used a Rosin-Rammler distribution to fit this type of distribution (von Blottnitz et al., 2002; Nakhaei et al., 2018). However, this approach is less useful for mechanistic modeling of equipment process like a trommel or a shredder as mass distributions do not directly describe a physical property targeted by these processes.

Therefore, no consensus seems to exist regarding the best approach to use in order to characterize MSW granulometric properties as many different statistical distributions were used in different contexts. Generally, PSDs are neither normal nor symmetric (Fieller et al., 1992; Merkus, 2009) and a unified model should be identified. Also, parameters influencing waste particle sizes were not clearly identified in previous studies.

In this study, three different statistical functions were selected due to their potential to represent most accurately the PSDs of MSW, namely the log-normal distribution, which is a skewed deviation towards small particles from the normal distribution and has largely been applied for

fitting positively skewed distribution (Limpert et al., 2001); the Rosin-Rammler distribution, which was first developed for powdered coal (Rosin & Rammler, 1933) and is appropriate for distributions without upper size limit that are often associated with solid waste particles (von Blottnitz et al., 2002); and the gamma distribution, which is, like the Rosin-Rammler distribution, a simplification of the generalized gamma distribution (Lawless, 2002). However, a major difference is that the gamma approaches symmetry for large value of its shape parameter, which is not the case for the Rosin-Rammler (Wong & Chidambaram, 1985). These three distributions were selected for the analysis since they have previously been used by multiple authors for solid waste in literature. The normal distribution was not considered because it is not strictly positive.

The objective of this study is the development of robust and unified expressions able to represent the PSD of MSW materials. Potential factors influencing these PSDs will be identified, modeled and validated. Once the best PSD expression has been selected, amongst a log-normal distribution, a Rosin-Rammler distribution and a gamma distribution, it will be fitted for several categories of MSW. PSD of mixed MSW fractions will then be reconstituted based on the individual PSD per category. This approach will be tested and validated using three datasets.

6.2 Materials and methods

This section presents the MSW characterization data used in this study; the statistical analysis that was done to interpret those data; the description of the expressions that were considered to fit the PSDs; the methodology used for developing both models; the goodness-of-fit tests performed to analyse the quality of the regressions.

6.2.1 MSW particle size data

Data obtained from two MSW characterization campaigns (unpublished data) and from one published dataset in literature (Barton & al., 1985) are used in this study. The first two datasets were collected as part of this study. The first dataset includes composition and PSD per waste category of MSW collected curbside (household wastes and source-separated organic wastes). It was used to fit a PSDs for every considered waste category.

The second characterization dataset was for C&D wastes, which are collected in municipal ecocenters. These data were used to compare the results obtained with the previous dataset for different raw and processed (trommel screening) MSW categories.

Finally, a published dataset including particle size data for different household waste categories from the Doncaster RDF plant (Barton & al., 1985). This dataset was used solely to compare the results and validate the choice of the statistical distribution.

6.2.1.1 Description of the household waste characterization

This characterization was done within a collaborative project between the *Centre de Recherche Industrielle du Québec* (CRIQ), the City of Montreal (Qc, Canada) and the *Chaire de Recherche sur la Valorisation des Matières Résiduelles* (CRVMR). The household wastes and the source-separated organic wastes generated during one week in four Montreal apartment buildings having different number of dwellings, were collected for sieving and characterization analysis. The district where the samples were collected is served by three waste collections (household wastes, source-separated organic wastes and source-separated recyclables). Despite the presence of the two source-separated collections, an important fraction of recoverable wastes is still contained in the household waste streams. The same sampling procedure was applied once during the summer and once during the fall of 2016. A total of 216 kg and 237 kg were collected for the household wastes respectively for the summer and the fall, while respectively 118 kg and 96 kg were collected for the source-separated organic wastes.

The samples were first hand-sorted in 15 categories, which are: animal derived food waste, vegetable food waste, green residue, other organics accepted in a source-separated collection (contaminated fiber), other organics not accepted in a source-separated collection (diaper, litter and sanitary products), paper and cardboard, plastics, other plastics, plastic bags, ferrous metal, non-ferrous metal, glass, hazardous residual waste, wood and others. Once sorted, each fraction was hand-sieved in 5 intervals based on 4 sieve sizes of 2.54, 5.08, 7.62 and 10.16 cm.

6.2.1.2 Description of the C&D waste characterization

This characterization was done within a collaborative project between the *National Research Council of Canada* (NRC) and the *CRVMR*. Fine and coarse fractions of the rejects from a C&D waste sorting centre located in Ontario (Canada) were sampled for analysis. The fine fraction was first separated in eight samples of approximately 5 kg and was split in two fractions using a pilot trommel with a sieve size of 2 in. The unders and the overs thereby obtained were then hand-sieved in 6 intervals based on 5 sieve sizes of 1.27, 2.54, 3.81, 5.08 and 7.62 cm. The PSD of the total fine

fraction was deduced by summing the PSD of the unders and the overs obtained as output streams from the trommel operation.

The coarse fraction was first hand-sorted in 13 categories: engineered wood, untreated wood, fiberglass insulation, pink & blue polystyrene insulation, polyisocyanurate insulation, white polystyrene insulation, gypsum, PVC, plastics, paper and cardboard, shingles, other combustibles and other non-combustibles. Each fraction was then hand-sieved in 7 intervals based on 6 sieved sizes of 1.27, 2.54, 3.81, 5.08, 7.62 and 15.24 cm.

6.2.2 Statistical analysis of PSD

Hypothesis tests were done in order to validate the influence of two factors (the season and the collection type) on the PSD of MSW. For this purpose, a p-value was calculated based on Student's T-Test (equation B.1 in supplementary information B1). A threshold value of 0.05 was used as it is a value commonly used in literature.

6.2.3 Description of the selected PSD expressions

The log-normal cumulative distribution function is defined as

$$F_{LN}(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \quad (6-1)$$

where μ and σ are the parameters of the distribution and are respectively the mean and the standard deviation of $\ln(x)$. μ and σ are respectively a location and a scale parameter of $\ln(x)$, indicating the position and the dispersion of the distribution (Limpert et al., 2001).

The Rosin-Rammler cumulative distribution function is defined as

$$F_{RR}(x) = 1 - \exp \left(- \left[\frac{x}{x_0} \right]^n \right) \quad (6-2)$$

where x_0 and n are the parameters of the distribution. In this case, x_0 is often defined as the location parameter and n as the scale parameter. x_0 is strictly positive and indicates the value of x for a cumulative fraction of 63.2% while n indicates the spread of the distribution (Alderliesten, 2013).

The gamma cumulative distribution function is defined as

$$F_{GA}(x) = \frac{\gamma(k, \lambda x)}{\Gamma(k)} \quad (6-3)$$

where λ and k are the parameters of the distribution, $\Gamma(k)$ is the gamma function and $\gamma(k, \lambda x)$ is the incomplete gamma function. In this case, λ is the scale parameter, indicating the dispersion of the distribution, while k is a shape parameter (Lawless, 2002).

Therefore, all the PSD expressions considered may be expressed with two parameters, one of location and one of scale for the log-normal and the Rosin-Rammler distributions, and one of scale and one of shape for the gamma distribution.

6.2.4 PSD model development

Two PSD models are developed, one to represent the PSD of each category of MSW and one to represent the PSD of mixed MSW. The method used to develop these models is presented in this section.

6.2.4.1 PSD model by MSW category

First, a cumulative mass fraction of particles "smaller than" is calculated as a function of sieving diameters for every MSW category. For every calculated cumulative mass fraction, an unconstrained least-square minimization technique, implemented in Python with the function *curve_fit* of *SciPy* module, is performed allowing for the calculation of the parameters for the gamma and for the log-normal distributions. For the Rosin-Rammler distribution, a similar procedure was applied, but parameters were constrained to positive values only.

6.2.4.2 PSD model for mixed MSW

The second model should reflect the PSD of mixed MSW. Therefore, a multimodal distribution is developed by summing the unimodal PSD corresponding to each category comprising the mixed MSW.

6.2.5 Goodness-of-fit tests

In order to compare the goodness-of-fit of the PSD regressions, two statistical tests were used. The residual sums of squares (RSS) and the V_n statistics, defined by Kuiper (1960) and used for particle size analysis by Fieller et al. (1992), were considered.

A lower RSS shows a better goodness-of-fit between the PSD regression and the actual distribution data, while the V_n statistic is used to determine the maximum and the minimum differences between the regression expression and the empirical data and is derived from the Kolmogorov-Smirnov test.

For this study, none of the tests that were performed considered the number of parameters of the distribution since it is the same for the three distributions and is therefore not influential.

6.3 Results and discussion

The representativeness of the characterization dataset used to fit the PSD expressions is first analysed to validate the proposed methodology. Then, the MSW PSD are analysed to assess the possibility of aggregating the data. A PSD expressions per waste category is proposed and validated with different MSW types. Finally, two models are proposed for mixed MSW.

6.3.1 Particle size data description and representativeness

The mode and the cumulative fraction smaller than 10.16 cm were determined for every MSW category (Table 6-1). These vary greatly by waste category as for some categories (generally organic derived wastes), almost all the particles are smaller than 10.16 cm, while for some others (e.g. inorganic wastes and recyclables), it is less than 50%. This shows that globally “inorganic” waste categories have PSDs with larger mean particle sizes than “organic” waste categories. The analysis of the mode shows similar results, with values between 2.54-5.08 cm for organic categories and between 7.62-10.16 cm or bigger than 10.16 cm for the inorganic categories. Therefore, there appears to be two main modes in mixed MSW PSD, indicating that it could be possible to express it as a bimodal distribution.

To analyse the representativeness of the data, a threshold size was identified for each waste category in Table 6-1, corresponding to the sieve size for which about half of the sample mass was included in the fraction smaller than this threshold size (FSTTS). In some cases, as for the animal

derived food waste category, this FSTTS seems to be far from 50%, but this is explained by the fact that almost all the sample mass is concentrated in one interval.

Table 6-1 Statistical description of particle sizes of the household waste categories

Waste category	Mode (cm)	Fraction smaller than 10.16 cm (%)	FSTTS	
			Threshold size (cm)	Fraction (%)
Animal derived food waste	2.54-5.08	97.9	5.08	88.3
Vegetable food waste	2.54-5.08	87.9	5.08	55.3
Green residue	0-2.54	100.0	2.54	61.1
Other organic waste accepted	2.54-5.08	100.0	5.08	74.7
Other organic waste not accepted	0-2.54	100.0	2.54	67.2
Paper and cardboard	>10.16	41.4	2.54	41.4
Plastics	>10.16	55.6	10.16	55.6
Other plastics	> 10.16	44.6	10.16	44.6
Plastic bags	7.62-10.16	70.9	7.62	35.5
Non-ferrous metal	5.08-7.62	83.0	7.62	66.2
Ferrous metal	5.08-7.62	75.5	7.62	47.9
Glass	7.62-10.16	84.8	7.62	38.6
Others	>10.16	35.0	10.16	35.0

Values of the FSTTS shown in Table 6-1 were calculated for each waste category with an increasing number of samples, from one up to eight samples. The variation of this parameter (FSTTS) as a function of increasing mass of samples for each waste category is presented in Figure 6.1. In this case, a sample is defined as the waste collected for one building for one season. As these samples do not have the same mass, they were sorted in descending order. Then, the variation of the FSTTS between samples was calculated to conclude on the minimal mass required of MSW samples in order to ensure a representative particle size analysis. The percentage of variation of the calculated FSTTS is presented on the y-axis as a function of the sampled mass on the x-axis in Figure 6.1.

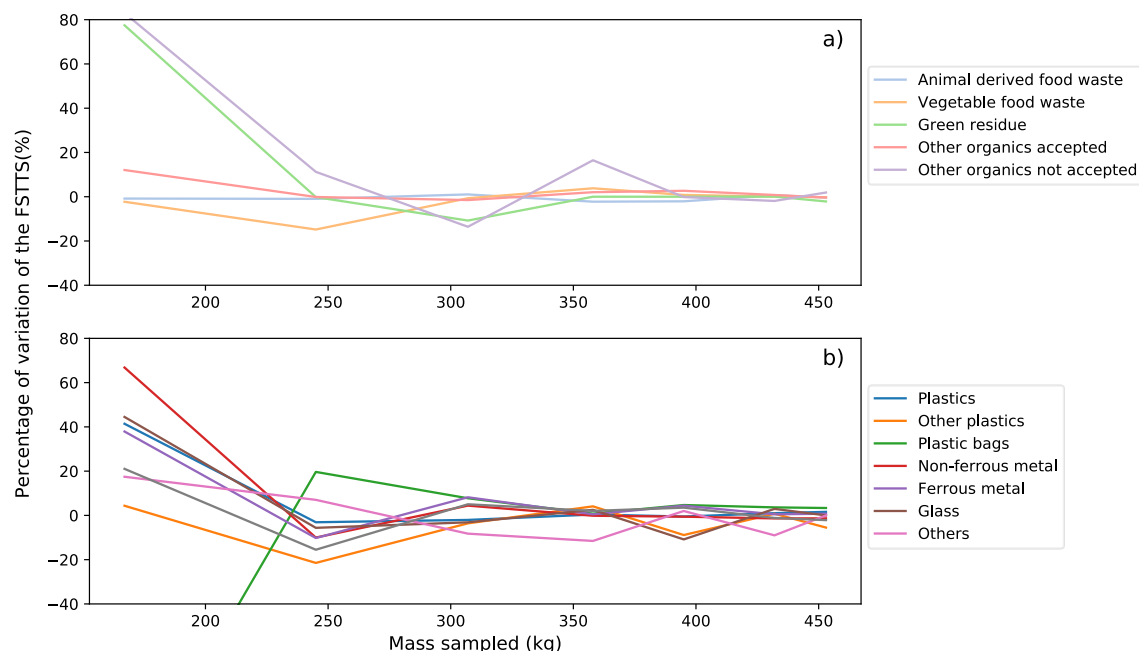


Figure 6.1 Percentage of variation in function of the mass of sample considered for a) “organic” waste categories and b) “inorganic” waste categories

Results show that when the sampled mass reached 300 kg or more, the variation of the FSTTS greatly decreases for every waste category. Also, after adding additional mass to the sample to obtain a total mass above 400 kg, a variation smaller than 10% is observed for all the waste categories. This indicates that this quantity appears to be sufficient to ensure a representative PSD for each waste category. The data presented in the next sections met this criterion of minimal sampled mass, and, thus, are considered as representative for the given situation and geographical context.

It should be noted that for the wood and the hazardous residue categories, the samples collected did not amount to a sufficient mass to perform statistical analysis on these categories. It is typical that these categories do not constitute significant fractions of collected household waste. Hence for these two categories, distribution parameters were calculated and are provided in the supplementary information section (B2) but are not considered in the analysis as their representativeness is not assured. They should therefore be used with care.

6.3.2 Parameters influencing PSD of MSW

In order to model the PSD of MSW, both by category and for mixed MSW, it is necessary to assess the presence of external factors influencing the results. Two main factors were analysed by mean of a statistical hypothesis test to verify whether the results are influenced by them in this case: the season (summer and fall) and the type of collection (household wastes and source-separated organic wastes).

6.3.2.1 Season

A hypothesis test was deemed necessary to verify whether there is a difference in MSW particle sizes collected during both seasons. The null hypothesis of the equality of the means of the FSTTS was validated by mean of a comparison of the p-value with a threshold value of 0.05. This analysis was done on the household waste data only.

A p-value of 0.6643 was obtained while comparing both seasons when all MSW are included, meaning that the hypothesis of equality of mean can not be rejected. Therefore, is it not possible to conclude to a statistical difference in particle sizes of the MSW collected for the two seasons. This observation differs with results presented in a recent study by Ashkiki et al. (2019) where they found differences in PSD of mixed MSW collected during winter, spring and summer. One main difference here, the seasons considered are not the same. Also, as in Ashkiki et al. (2019), some differences between the two seasons for PSD were observed, but their FSTTS were not significantly different.

The same procedure was also applied for each waste category to determine whether the same conclusion may be reached. The hypothesis of equality of the means could not be rejected for almost all categories, the only exceptions being the green residue, the glass and possibly the other plastics. The obtained p-values are presented in supplementary information (B3). In the case of the other plastics, as the p-value is very close to the critical value, it seems better not to reject the null hypothesis. Therefore, it is not possible to conclude that the season have an impact on the particle size of most MSW categories except for the green residue and the glass. For the green residue, this is probably due to the fact that its generation vary greatly from one season to another. This is particularly true during the fall in Canada, as the fraction of leaves greatly increases. Smaller particles are therefore obtained than for the summer.

As for the glass category, the null hypothesis should also be rejected leading to the conclusion that the particle size is different in the fall and summer. This may be explained by the fact that only 10 kg for the summer and 6 kg for the fall were sampled. Since the density of glass is high, it is possible that too few objects were considered for the analysis. Also, for one sample (corresponding to one building) out of four taken during the fall, no glass objects were found, which may have altered the analysis.

These results allow the aggregation of the particle size data from both seasons since it was observed that no statistical differences were measured for every waste category and for the global MSW stream.

6.3.2.2 Collection type

For every waste category available in the household waste dataset, the same approach was used to measure potential differences in particle size for a certain category between the household wastes and the source-separated organic wastes. The null hypothesis of the equality of means was considered. In this case, only the waste categories targeted in a source-separated organic collect were considered. The obtained p-values are also presented in supplementary information (B3). Results show that it is impossible to conclude to a difference in the PSD of the targeted categories between the household wastes and source-separated organic wastes. Therefore, it seems likely that in terms of particle sizes for these categories, citizens tend to throw away similar type of materials in both collection types. This is not surprising as only the organic fractions were considered here, and these types of waste have small and quite uniform particle sizes.

As for the season, these results allow the aggregation of the particle size data from both collection types since there were no statistical differences for every waste category.

6.3.3 Model parameter identification for waste category PSD and goodness-of-fit measurement

Three PSD expressions are used to fit the PSD data for each MSW category, using the least-square minimization presented in section 6.2.4, while the goodness-of-fit tests presented in section 6.2.5 are used to analyse the resulting expression. This procedure is applied to both datasets available for the household wastes (section 6.3.3.1). Then, the developed expressions are validated with other types of wastes, which are raw C&D wastes (6.3.3.2) and processed C&D wastes (section 6.3.3.3).

6.3.3.1 Household wastes

The characterization results for the household wastes obtained by the CRIQ/City of Montreal/CRVMR was used to develop the model. As seen in section 6.3.2, in the context of the present study, MSW particle sizes were not influenced by the season and the collection type. As a result, all the data was aggregated in order to provide a more substantial waste sample for the analysis. Results of the goodness-of-fit tests and associated distribution parameters are presented in supplementary information section (B2). As the green residue and the glass categories are influenced by the season, mean and per season distribution parameters are also provided in supplementary information.

For the wood category, a maximum particle size was fixed at 16 in based on observations, since incoherent results were obtained if no maximum boundary was fixed for the parameters identification. This shows that for this category, more screen sizes for the sieve analysis should have been used.

In the case of the household wastes, the results obtained show that for the 13 categories considered for the comparison, the three distributions tend to fit well the measured PSDs. Also, it is possible to see that both tests (RSS and V_n) are always in accordance. They concluded in 5 cases to the predominance of the log-normal distribution, in 5 cases for the Rosin-Rammler distribution and in 3 cases for the gamma distribution.

The Doncaster RDF plant dataset (Barton & al., 1985) was used to verify if similar results could be obtained for the comparison of the PSD for the different categories. In this case, for the 10 waste categories considered, the Rosin-Rammler distribution was more accurate in 5 cases, the log-normal distribution in 4 cases and the gamma distribution in only 1 case.

At this point, we could exclude the use of the gamma distribution for modeling the PSD of MSW per categories. However, it is not possible to conclude between the Rosin-Rammler and the log-normal distributions, as both seem to perform almost equally.

6.3.3.2 C&D wastes

For the C&D wastes, the same procedure as for the household wastes was applied to the characterization results produced by NRC/CRVMR. In this case, both tests were also always in accordance. The results of the goodness-of-fit tests and the distribution parameters are provided in

supplementary information section (B2). For this type of waste, the best distribution for fitting the different categories was the Rosin-Rammler distribution in 10 cases, the gamma distribution in 2 cases and the log-normal distribution in only 1 case. Therefore, the Rosin-Rammler distribution seems to be able to better represent the PSD of the different C&D waste categories.

6.3.3.3 Processed C&D wastes

Finally, the same procedure was also performed for the overs and the unders outputs of the trommel for the 8 collected samples. For both goodness-of-fit tests, the mean and the standard deviation of the results were calculated for the 8 samples (Figure 6.2). Results indicate that for the two tests, both for the unders and the overs fractions, there is an advantage for the Rosin-Rammler distribution over the two others for fitting the experimental data.

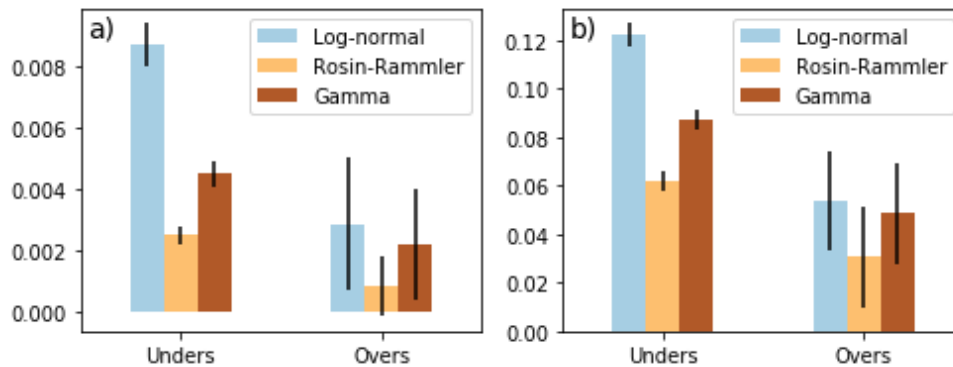


Figure 6.2 a) RSS results and b) Vn results for the processed C&D wastes

6.3.3.4 Model description

When considering only the household wastes, it is possible to exclude the gamma distribution from the list of potential expressions adequate for representing the PSD of the different MSW categories, but it is not possible to conclude on the best expression between the Rosin-Rammler and the log-normal distributions. However, the Rosin-Rammler distribution is more accurate in regard to the data obtained from C&D wastes, both for the raw and the processed wastes. Being able to use a single PSD expression to describe all MSW categories might be beneficial for process modeling, as it would provide a simple manner to track the PSD of materials along a certain waste treatment sequence by using two parameters. Considering its efficiency in fitting actual PSDs of MSW categories, we propose that the Rosin-Rammler distribution should be used for modeling MSW granulometric properties. This way, it would be possible to represent both inputs and outputs of a

treatment process with the same form of expression, making calculations easier when many processes are considered. The Rosin-Rammler parameters obtained for the household waste are presented in Table 6-2. As mentioned before, “organic” wastes have smaller particles than “inorganic” wastes as can be seen with the location parameter.

Table 6-2 Rosin-Rammler parameters obtained for the household waste

Waste category	Location parameter (x_0) (cm)	Scale parameter (n)
Animal derived food waste	3.78	2.65
Vegetable food waste	5.46	1.74
Green residue	3.81	1.10
Other organic waste accepted	4.75	3.94
Other organic waste not accepted	2.46	1.10
Paper and cardboard	11.40	3.24
Plastics	11.02	2.49
Other plastics	13.61	1.38
Plastic bags	9.45	3.62
Non-ferrous metal	7.87	3.14
Ferrous metal	8.94	2.94
Glass	8.74	4.70
Hazardous residual waste	8.43	1.44
Wood	23.03	2.80
Others	15.24	2.16

6.3.4 Models for a mix of household waste

Two models are developed to represent the PSD of mixed MSW. The model is developed based solely on waste composition and a simplified version is proposed.

6.3.4.1 Proposed model

As seen in section 6.3.1 and 6.3.2, in the context of this study, the PSDs of waste are not influenced by the season or the collection type, but only by the waste composition. Therefore, the developed model is only based on the composition of the mixed MSW. The model proposed is defined as a multimodal distribution by

$$f_M(x) = \sum_{j \in C} m_j f_{RR}(x, x_{0,j}, n_j) \quad (6-4)$$

where m_j is the mass fraction of a waste category j , C is the aggregate of all the waste category j , x_{0j} is the location parameter of the Rosin-Rammler distribution of the waste category j , n_i is the scale parameter of the Rosin-Rammler distribution of the waste category j and f_{RR} is the probability density function of the Rosin-Rammler distribution described by equation 6-5.

$$f = \frac{n}{x_0} \left(\frac{x}{x_0} \right)^{n-1} \exp \left(- \left[\frac{x}{x_0} \right]^n \right) \quad (6-5)$$

This model was validated with the household dataset presented in section 6.2.1 for the summer and the fall. Figure 6.3 shows a good agreement of fit for the calculated distributions and the experimental data both for the summer and the fall with respective values of R^2 of 0.993 and 0.996, showing that it is possible to calculate the global PSD by summing all the specific PSDs of each MSW category.

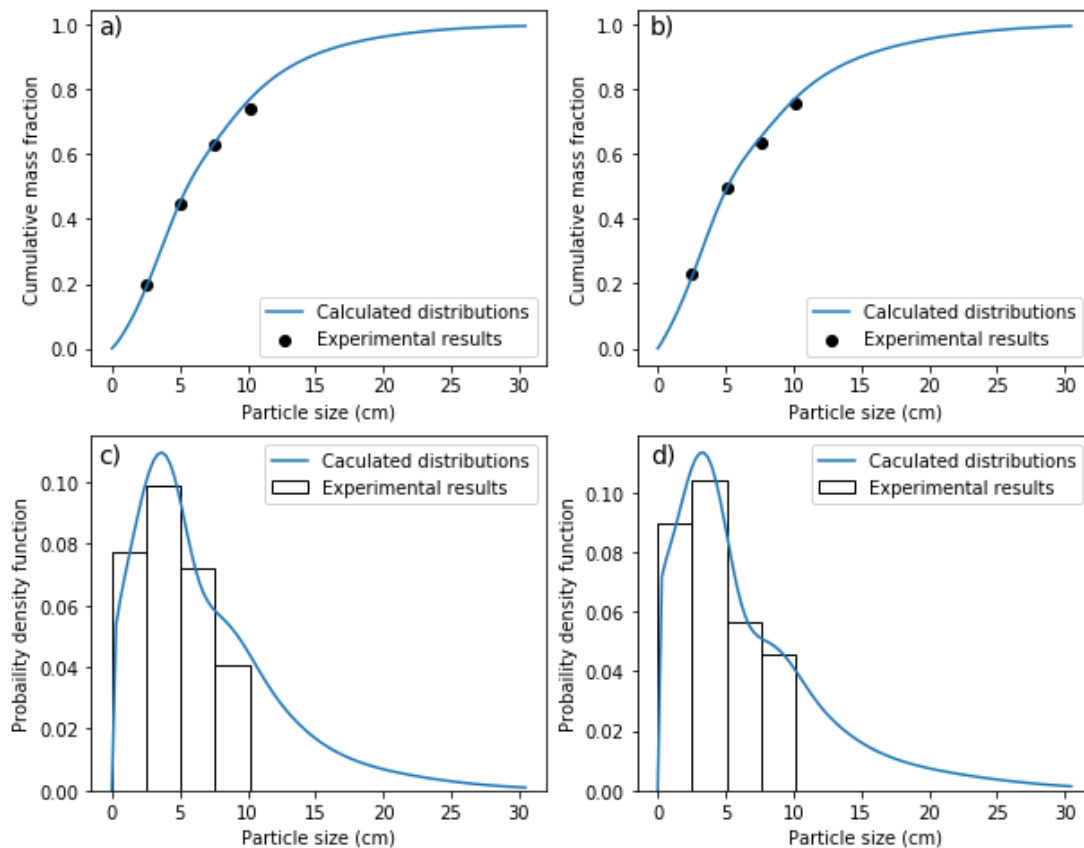


Figure 6.3 Comparison of calculated and experimental particle size of MSW for a) the cumulative mass fraction of the fall, b) the cumulative mass fraction of the summer, c) the probability density function of the fall, d) the probability density function of the summer

The same procedure was applied for the C&D wastes showing also a good agreement with a value of R^2 of 0.976 (not shown). When the global PSDs are presented as a density probability function (Figure 6.3c and 6.3d), the the two modes observed in section 6.3.1 around 5 cm and 10 cm clearly appear. These modes indicate that it is probably possible to simplify the model to a bimodal distribution.

The model was also applied to six compositions of MSW adapted from literature or from the datasets used in this study, in addition to a typical composition of source-separated organic wastes (this study) and a composition of source-separated recyclables (RECYC-QUÉBEC, 2015). The adapted compositions are presented in supplementary information section (B4). Household waste composition datas were adapted for different countries and contexts: Montreal, Canada (fall and summer data of this study), Japan (Christensen et al., 2011), Denmark (Edjabou et al., 2015), Spain (Montejo et al., 2011) and UK (Burnley et al., 2007). These compositions were used to calculate a PSD for each case with the multimodal model presented above. The calculated PSDs are presented in figure 6.4.

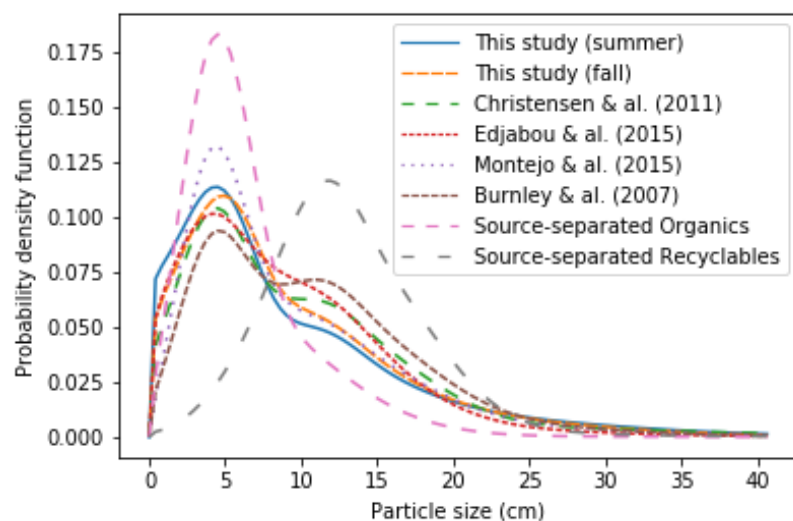


Figure 6.4 Probability density function of various waste composition

The visualization of these density distribution functions shows that it has a main peak between 2.54 and 5.08 cm, corresponding to the “organic” fractions and another peak around 12.7 cm corresponding to the “inorganic” fraction. This was expected since both peaks correspond to the main modes observed for the data per category. These results indicate that it is probably possible to simplify the model to a bimodal distribution.

6.3.4.2 Simplified model

The proposed multimodal model is very useful for determining the PSD of MSW. However, it is common that the exact composition of the waste is not known. A simplified version of the model is thus presented. As seen in section 6.3.1 and section 6.3.4.1, two main modes are present in MSW particle sizes, one for the “organic” fraction and one for the “inorganic” fraction. Therefore, the proposed simplified model is based on a bimodal distribution of these fractions.

The simplified proposed model takes the form of equation 6-6.

$$f_{MM}(x) = m_{org}f_{RR}(x, x_{0,org}, n_{org}) + m_{inorg}f_{RR}(x, x_{0,inorg}, n_{inorg}) \quad (6-6)$$

where m_{org} is the “organic” mass fraction, m_{inorg} is the “inorganic” mass fraction and $x_{0,org}$, $x_{0,inorg}$, $n_{0,org}$, $n_{0,inorg}$ are the respective Rosin-Rammler parameters for these two fractions.

To determine these Rosin-Rammler parameters corresponding to the two fractions, the calculated PSDs used in Figure 6.4 were fitted to determine the four Rosin-Rammler parameters in equation 6-6. The mean of the resulting parameters for the eight MSW compositions was calculated to determine the parameters of the simplified model. The following parameters were obtained: $x_{0,org} = 4.55$, $x_{0,inorg} = 11.23$, $n_{0,org} = 1.75$, $n_{0,inorg} = 2.46$. When comparing both models, the simplified bimodal and the complete multimodal, a R^2 value ranging from 0.920 to 0.983 for the eight compositions is obtained. Even though 6 of the compositions are for household wastes while the two others are for source-separated fractions, a very good agreement is obtained showing that it is possible to express the PSD of mixed MSW with a bimodal Rosin-Rammler distribution using the composition of “organic” and “inorganic” fractions.

6.4 Conclusion

The particle size of 15 different waste categories were characterized to provide distribution parameters. The characterization data were obtained during two characterization campaigns, one during the summer and one during the fall, for two different collection types in a Canadian context. The statistical analysis of the data showed that no differences were obtained in the PSD of the MSW for both seasons considered and for the collection type, allowing for the aggregation of the data.

A comparison of three PSD expressions for different types of MSW showed that the Rosin-Rammler distribution is the most appropriate to fit MSW PSDs. Parameters for this distribution were determined for 13 MSW categories, allowing for the modeling of their respective PSD.

A second model was developed to represent the PSD of mixed MSW, based on a multimodal distribution. A simplified version was also proposed based solely on the “organic” and “inorganic” fractions for cases where very little information is available on the composition of the waste. This was possible since MSW appeared to be well represented by two modes, one corresponding to the “organic” categories between 2.5-5 cm and one for the “inorganic” categories around 10 cm.

CHAPITRE 7 ARTICLE 4 : PHYSICAL PROPERTIES OF RECYCLABLE MATERIALS AND IMPLICATIONS FOR RESOURCE RECOVERY

Auteurs : Fabrice Tanguay-Rioux, Martin Héroux, Robert Legros

Cet article a été publié dans *Waste Management* en date du 6 octobre 2021. Les annexes de cet article sont fournies dans l'annexe C du présent document.

Abstract

Mechanical sorting plays a pivotal role in current municipal solid waste management systems for resource recovery. However, material recovery facilities, generally face several challenges in meeting quality standards for multiple waste fractions. Improving these facilities requires a better understanding of municipal solid waste physical characteristics, since they are directly targeted by mechanical sorting unit operations. Three waste physical properties (bulk density, particle size and shape factor) were characterized for several recyclable materials. Narrow ranges of densities were observed for similar waste materials, while the particle size distributions were found to vary widely. Statistical parameters were determined for these two properties. A novel approach, based on the void fraction of a waste item, is proposed to quantify the shape factor. Potential applications of the characterization results for improving mechanical sorting are demonstrated through the analysis of the recovery of corrugated cardboards and multilayer cardboards in a material recovery facility.

7.1 Introduction

Mechanical sorting in material recovery facilities (MRF) and mechanical-biological treatment (MBT) facilities plays a pivotal role in current municipal solid waste (MSW) management systems (Cimpan et al., 2015). These facilities combine several mechanical unit operations under various configurations with different automation levels (Chang & Pires, 2015). However, due to the high heterogeneity of their feedstocks, these plants often face high contamination levels in their output streams (Cimpan et al., 2015; Damgacioglu et al., 2020; Ip et al., 2018; Velis et al., 2010). For example, while analyzing the mass balance of an MRF located in the USA, Damgacioglu et al. (2020) showed inefficiencies in the sorting unit operations leading to a high contamination of every output stream, resulting in non-compliance with quality standards. Similarly, the analysis of several

MBT plants by Montejo et al. (2010) showed that the use of a trommel to produce a compost-like product from MSW lead to a poor purification of the organic fraction, resulting in high concentrations of inorganic materials and suggesting the need for process improvement.

These issues related to the quality of the materials recovered from mechanical sorting operations raise questions about the waste collection strategies. For example, the province of Quebec, Canada, is currently reviewing its waste deposit system to extend it to several waste materials for which sorting issues were observed. In addition to aluminium cans and some glass bottles, the province is planning to extend this system to all glass bottles, small PET bottles and, in a second step, to multilayer cardboards packaging. These additions could however affect the entire waste recycling system and in-depth analysis of the alternatives and impacts of this decision should be done to ensure that this solution is adequate. To do so, a thorough understanding of the separation mechanisms of these materials in a sorting facility must be achieved.

However, this kind of facilities faces an important lack of analysis regarding the technological strategies and their efficiencies (Cimpan et al., 2015). MRFs are often designed based on semiempirical methods due to a lack of knowledge about the performance of the sorting unit operations (Velis et al., 2013). Process efficiencies of MRFs are rarely available in the literature (Cimpan et al., 2015). MSW treatment would however benefit from a better understanding of the operation of the different equipment used in the field (Velis et al., 2013).

Even though this approach was not frequently used in the literature, future modeling techniques of MRF unit operations could include physical mechanisms occurring during the separation (Ip et al., 2018). Beyer & Pretz (2004) identified the use of a process-based simulation linked to the waste characteristics as a way to optimize the operation of secondary material processing plants. This approach however requires a good knowledge of waste properties as sorting operations in such facilities are based on several of these, including particle shape, particle size, particle density, magnetic properties and optical properties (Beyer & Pretz, 2004; Feil et al., 2016; Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021). Increasing the knowledge about waste physical properties could thus represent an interesting approach to model or estimate the sorting unit operations efficiency. For example, Kleinhans et al., (2021) used their knowledge about waste particle size distribution to estimate the efficiency of a disc screen. Therefore, the improvement of mechanical sorting of MSW requires a better understanding and description of the waste properties (Velis et al., 2010).

In addition to separation efficiencies, waste properties are important for several other applications. Waste particle size and bulk density are required for waste sampling to ensure the collection of a representative sample (Feil et al., 2016). Properties are also necessary to plan waste collection strategies (Chang & Pires, 2015). Finally, some properties may be related to others. For example, materials with smaller particle size have been shown to have higher moisture content, even for dry materials such as plastic films, due to a higher specific surface (Beyer & Pretz, 2004).

Particle size is often identified as one of the most important property for waste mechanical sorting (Velis et al., 2010) as several equipment target this property in their operation. Particle size of MSW items is mainly concentrated in the 1-2 cm to 30-50 cm region and is generally expressed as a statistical distribution (Stessel, 2012). Many distributions have been used to fit raw MSW including the gamma, the log-normal and the Rosin-Rammler distributions (Ashkiki et al., 2019; Nakamura et al., 2006; Ruf, 1974). The Rosin-Rammler distribution seems to always be able to fit experimental data of solid waste particle size (Vesilind, 1980). Moreover, this distribution was identified in previous work as the most appropriate statistical distribution to fit MSW particle size distributions (PSDs) with recent data (Tanguay-Rioux et al., 2020). Parameters for several MSW feedstocks were calculated in this previous work, but only a few categories of recyclable materials were covered at the time, leaving room for improvement.

As for the bulk density of waste materials, it may vary according to several factors such as the measurement method, the compression applied during collection and the degree of contamination (Feil et al., 2016). Some authors have reported typical ranges of bulk density for several MSW feedstocks (Tchobanoglous et al., 1993; Vesilind et al., 2002). WRAP (2010) presented the bulk density, the standard deviation, the lowest value, the highest value and the confidence interval for several MSW feedstocks. However, this characterization combined several different characterization methods, leading to inconsistencies during comparison and some waste categories were greatly aggregated.

As for the shape factor of MSW items, it has been little studied even though it can greatly influence the sorting efficiency of the waste. Savage et al. (1984) classified MSW under 4 types of shape factor, which are flakes, splinters, cubes and cylinders. For every shape, they determined drag coefficients to relate the shape to an operating condition (Savage et al., 1984). However, this approach is limited to a restrictive number of shape factors and is subjective to the practitioner.

Few studies have addressed the particle size, the density and the shape factor of MSW. The present work aims at increasing knowledge regarding these waste properties and their influence on equipment sorting efficiencies. Furthermore, the representativeness of the data is discussed to guide further waste characterization. Finally, the characterization results are analyzed in regard to their influence on waste recovery from mechanical sorting operation, with an emphasis on multilayer cardboards and corrugated cardboards as case studies.

7.2 Material and method

7.2.1 Characterization of source-separated recyclable materials

Sampling of MSW can be highly intensive work and several approaches have been used in recent years. Edjabou et al. (2015) proposed a complete sampling methodology to characterize MSW composition for a given geographical area. However, no sampling methodology has been developed specifically for determining PSD and density. Moreover, it is believed that the extensive sampling and sorting procedure carried out to determine waste composition could be simplified for characterization of waste properties, since they are less geographically dependent. For example, previous studies showed small variation in the bulk density measurements, even with relatively small sample size (WRAP, 2010). Bessi et al. (2016) collected samples from 1.2 kg to 48.8 kg to calculate the PSD of different refuse derived fuel (RDF) according to their estimated heterogeneity. For measuring the PSD of trommel outputs, Ashkiki et al. (2019) collected samples between 20 kg and 75 kg. For pure materials, heterogeneity should be even smaller, requiring smaller samples.

The standard ASTM D5231 states as a guideline that samples of 90-136 kg should be taken to measure the waste composition of unprocessed municipal solid waste, with a number of samples calculated based on the Student's t-test. To do so, the mean composition and the standard deviation for a chosen governing waste material are needed and typical values are provided. However, these values were determined several years ago and are not necessarily representative of the present situation (Sharma & McBean, 2007).

In this case, since the studied feedstock includes only source-separated recyclable materials rather than unprocessed mixed MSW, it was decided to reduce the sample mass to 50 kg, since it was estimated that the input stream is more homogeneous and similar quantities were collected in the previous works mentioned above. As for the number of samples required, it should be determined

with representative mean and standard deviation. It was thus decided to fix a number of samples and to validate its representativeness once the characterization is done. To do so, the mean composition and the standard deviation are calculated, as well as a theoretical number of samples for a governing waste material (see section 7.3.1). Therefore, it was decided to collect 6 samples of about 50 kg of mixed recyclable waste.

For the bulk density measurement, the standard ASTM E1109 recommends that samples larger than 250 kg should be collected for material having a maximal nominal size higher than 90 mm. This sample size was however deemed impractical due to the need to manually sort the waste into categories. Therefore, it was estimated that the number of samples identified previously is sufficient after validation using a rigorous data representativeness analysis (see section 7.2.2.1).

As for the PSD, no ASTM standard referred specifically to MSW. The standard ASTM E1037 refers to the calculation of PSD for RDF, while the standard ASTM D5519 is generally applicable for material larger than 75 mm. In the first case, samples of 1 kg are used, which is too small for several waste materials, while in the second case, no clear sample size is proposed. Therefore, as for the density, it was estimated that the number of samples identified previously is sufficient after validation using a rigorous data representativeness analysis (see section 7.2.2.1).

7.2.1.1 Waste sampling

The 6 samples of about 50 kg were collected and sorted over six different days between November 2019 to February 2020. Wastes were collected with garbage trucks in which a certain level of compaction is done, leading to a slight modification of the shape of the waste items. The wastes were then discharged in piles in the reception area of a material recovery facility. Waste samples were taken using a mechanical loader without further compaction. The work was realized in a material recovery facility of recyclable materials located in Montreal, Canada. The facility is designed to receive a single stream of comingled recyclables, including fibers, plastics, metals and glass.

7.2.1.2 Waste sorting

For every sample, the wastes were manually sorted in 14 categories, namely corrugated cardboards (CC), multilayer cardboards (MC), flat cardboards (FC), newspapers (N), mixed papers (MPa), broken glass (BG), unbroken glass (UG), PET, HDPE, plastic films (PF), mixed plastics (MPl),

ferrous metals (FM), non-ferrous metals (NM) and rejects (R). These categories have been chosen to match the characterizations performed by the operator of the plant, thereby facilitating information sharing. Also, these categories correspond to the main waste bales separated by the facility. Finally, the broken and unbroken glass were sorted separately since it is estimated that during the mechanical sorting step, the collected intact glass is most likely to be broken in smaller pieces. Therefore, for property analyses, the presence of unbroken glass in the sample would clearly skew both the PSD and density measurements.

For this characterization, MCs cover both aseptic and gable top cartons, and is mainly composed of food and beverage cartons.

Each category was then manually sieved and weighted based on the following sieve sizes: 0.3175 cm, 0.635 cm, 1.27 cm, 2.54 cm, 5.08 cm, 7.62 cm, 10.16 cm, 15.24 cm, 20.32 cm and 30.48 cm. Handmade square sieves were used and objects were sieved in order to measure their sieving diameter, which is a measure often used to represent PSD (Merkus, 2009). Then, all sieved fractions of a waste category were mixed, weighted and the bulk volume occupied by the wastes was measured without adding compaction. The bulk density calculated is therefore the loose density as received. Finally, pictures were taken to assess the shape of the objects. Based on the work of Savage et al. (1984), the shape that best represented a material was chosen amongst the following choices for comparison purposes: cube, cylinder, prism and flake.

7.2.2 Data analysis

Two main statistical analyses were performed on the characterization results. First, for both density and PSD results, a representativeness analysis was done to ensure that sufficient quantities of waste were collected. Then, statistical distribution functions were fitted to the sample data to determine statistical parameters in order to express the physical properties.

7.2.2.1 Representativeness analysis

To assess that enough waste was collected during the sampling procedure to determine both the density and the PSD, two distinct analyses were performed on the data.

For the density results, the interval of confidence was calculated based on the Student's t-test with a confidence level of 90%. A theoretical minimal number of samples was also calculated to guide future bulk density characterization.

For PSD results, the Kolmogorov-Smirnov test was applied to sub-samples (i.e., combinations of subsets of samples) to determine the minimal mass that needed to be characterized until the sub-sample and the final PSDs were statistically equivalent. A threshold of 0.05 was chosen for the rejection of the null hypothesis of the equivalence of the PSDs.

7.2.2.2 Determination of statistical distributions

Density samples were assumed to follow a normal distribution. Experimental results obtained for the 14 waste categories were fitted to determine the mean and the standard deviation of the density samples for every category. This allows the calculation of a mean value as well as a reliable interval, useful for modeling purposes.

For the particle size data, the quality of fit of three statistical distributions (gamma, log-normal and Rosin-Rammler) were compared by means of their residual sums of squares (RSS) to assess whether the Rosin-Rammler distribution provides the best fit for the waste PSD, as was found in a previous study (Tanguay-Rioux et al., 2020). Statistical parameters were then determined for the more appropriate statistical distribution to provide useful values for further analysis.

7.2.2.3 Shape factor characterization

To characterize further the shape factor of the waste items, the void fraction was calculated to provide an objective and quantifiable parameter. The void fraction of a waste item, which includes the void within the waste item itself (e.g., the empty space in a ferrous can) and the void between items in a packed layer, was calculated using the following equation:

$$\text{Void fraction} = 1 - \frac{\text{bulk density}}{\text{material density}} \quad (7-1)$$

Between 10 to 15 objects were collected per waste category to assess the mean density and the standard deviation of the material. Two approaches were used to determine this density. For materials with a higher density than water (i.e. ferrous and non-ferrous metals, glass and PET), the following equation derived from Archimedes' principle was used:

$$\text{material density} = \frac{w_a \rho_w}{w_a - w_w} \quad (7-2)$$

where w_a is the weight of the object measured in air, w_w is the weight of the object measured in water and ρ_w is the density of water.

For materials with a lower density than water, waste items were cut in small pieces, weighted and their volume was measured with a graduated cylinder.

To assure that a sufficient quantity of objects was tested, a confidence interval was calculated for the material density with a confidence level of 90% based on the Student's t-test.

7.3 Results and discussion

Composition, density and particle size were determined for multiple waste categories commonly found in commingled recycling streams, based on the sampling and the sorting of 302 kg of source-separated recyclable materials. A statistical analysis was performed on the density and the PSD measurements to assess the representativeness of the results as a function of the sample size. A shape factor was also determined based on the void fraction calculation for every recyclable material. The analysis of these properties aims at a better understanding of governing mechanisms related to waste sorting strategies.

7.3.1 Composition of source-separated recyclable materials

Sampled recyclable waste materials are composed of cardboards and papers (55.9 wt%), glass (15.2 wt%), targeted plastics (13.5 wt%), metals (4.0 wt%) and rejects (11.4 wt%). The complete characterization is presented in supplementary information as well as the composition of source-separated recyclable materials of the province of Quebec (Canada) (C1). As expected, metals are under-represented in the waste in comparison to the other categories, while fibers account for more than half of the waste. Of the latter fraction, corrugated cardboards account for the largest fraction (35%), while newspapers, mixed papers and flat cardboards all account for a similar quantity (18-24%) and multilayer cardboards only account for 5% of the fibers sampled. Finally, an important fraction of the waste entering the facility is also found to be contamination represented by the rejects category and including several different objects (e.g., food wastes, non-recyclable plastics, dishes, toys, wood) leading to large variation of the properties of this reject waste fraction.

The composition results are similar to what was expected since the composition entering the facility is closed to the composition collected for the whole province for almost every waste category. The main differences are observed for the corrugated cardboards, which are over-represented, and the newspapers, which are under-represented.

Based on the statistical analysis described in section 9.1 of the standard ASTM D5231 and both the mean compositions and the standard deviations presented in Table C1, a minimum number of samples of 5 was obtained while considering the corrugated cardboard as the governing waste material with an error of 0.2. This waste material was chosen as the governing one since it is the most represented material in the feedstock. Moreover, an error of 0.2 was deemed sufficient since the focus here is mainly on the characterization of the density and the PSD rather than the composition.

7.3.2 Density analysis

A statistical analysis is done on the density measurements to ensure that sufficient amounts of waste were collected and to provide guideline for future characterization procedure. The mean density and the standard deviation are also calculated to provide useful parameters.

7.3.2.1 Density data representativeness

The Student's t-test results on the density measurements, presented in supplementary information (C2), provide a relative confidence interval smaller than 33% with a confidence level of 90% for every waste category characterized, apart from the rejects category. This indicates that it is possible to assume that the density is the interval $[\text{density} \cdot (1-0.33), \text{density} \cdot (1+0.33)]$ for every waste category. However, for half of the categories, this confidence interval is smaller than 15%, indicating a fairly good confidence in the results. Larger than 15% confidence intervals are obtained for mixed papers, multilayer cardboards, unbroken glass, ferrous metals and plastic films indicating a probably larger diversity of objects for these categories or a smaller mass sampled. On the other side, small confidence intervals are observed for HDPE, PET, mixed plastics, flat cardboards, broken glass, newspapers and corrugated cardboards, showing that small confidence interval can be achieved without requiring large samples.

Furthermore, the theoretical minimal amount of waste to sample to achieve a relative confidence interval smaller than 20% was calculated assuming that the variability is equivalent to the one

calculated in this study. Results (C2) show that between 2 kg and 70 kg are required according to the waste category. However, this amount is reduced to 26 kg when the mixed paper category is not considered, indicating once again that a relatively small amount of waste is needed for density characterization. For a similar composition than that reported in the previous section, between 400 kg and 700 kg of mixed recyclable materials would be needed to obtain a confidence interval smaller than 20% for every waste category, except for the rejects. However, it is believed that reducing the average mass per sample could further decrease the total mass required to be sampled despite an increase of the number of samples.

7.3.2.2 Density of source-separated recycling materials

The bulk density and the coefficient of variation for each waste category are presented in Figure 7.1. The data are also presented in supplementary information (C3). The density varies between 23.6 and 587.9 kg m⁻³, while the coefficient of variation varies between 12% and 40%, with an average value of 22%. The density calculated is the bulk density, therefore including the internal void fraction of the objects as well as the space between objects.

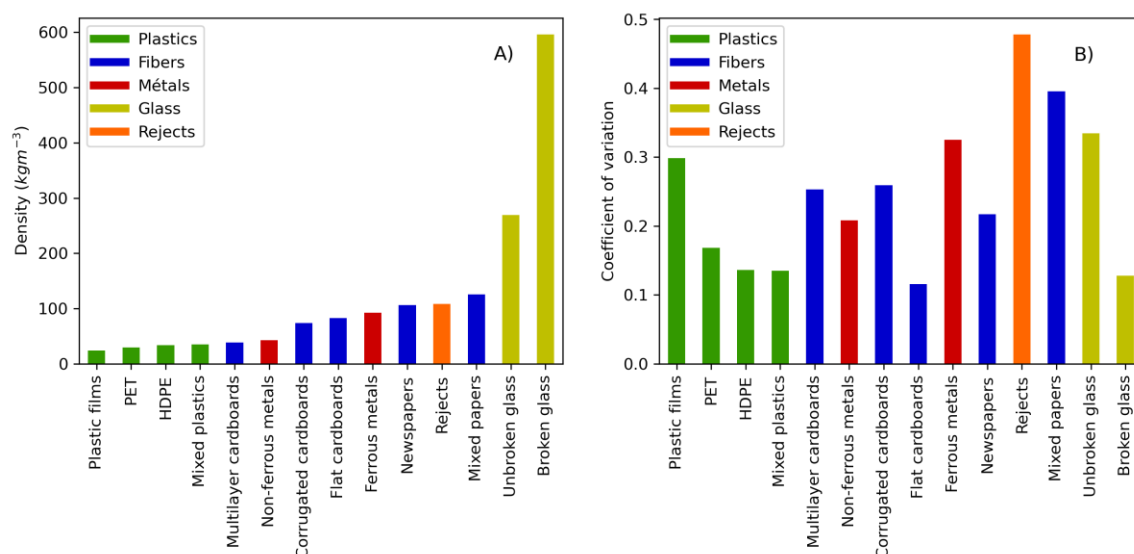


Figure 7.1 Mean density (A) and coefficient of variation (B) of several recyclable materials

Results presented in Figure 7.1 clearly show the large difference in density between glass objects and the other materials. Moreover, a large difference is observed between broken and unbroken glass densities, emphasising the importance of taking the shape of the objects into account when reporting this property. On the opposite, plastics have the smallest densities, while fibers and metals

have in-between values. Results therefore demonstrate that similar waste materials have a similar density since not only the materials are similar, but their shape is also similar. The only exception is the multilayer cardboards category, which is generally reported as fiber materials, but has a density closer to plastics, mainly due to its shape. This aspect is further analyzed below.

In contrast to the density, coefficient of variations (CV) is quite different within a certain waste type. As observed with the confidence interval, a higher heterogeneity is obtained for plastic films, unbroken glass, ferrous metals and the mixed papers. These high CV should therefore be considered when analyzing their fate throughout an MRF since this variability could affect their separation efficiency. Surprisingly, most of plastic categories have a small CV even though these materials take several different forms. This high heterogeneity should lead to higher variation of the shape factor and thus influence the density measurement, but this aspect does not seem to be crucial in this case.

A comparison of the results for the bulk density with literature data was performed and is shown in Figure 7.2. Bulk densities reported from 6 different publications (Apotheker, 1991; Tchobanoglous et al., 1993; US EPA, 1991, 2016; Vesilind et al., 2002; WRAP, 2010) for several waste materials were compiled and the mean and standard deviation of these data were calculated. The confidence interval for each waste material was then calculated with a confidence level of 90% and are reported as the range of literature data in Figure 7.2.

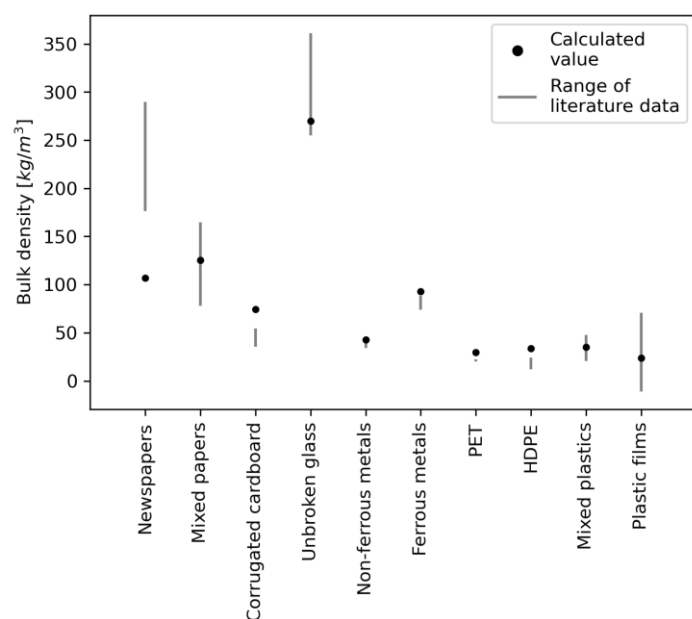


Figure 7.2 Comparison of the bulk density measurements with literature data

Results indicate that for most waste materials, the bulk density calculated is comprised in the interval reported from literature. For the newspapers and the corrugated cardboards, the value is however different than the ones reported in literature. This could possibly be explained by differences in operating variables as the moisture content and the compaction level.

7.3.3 Particle size analysis

The 14 recyclable materials categories previously identified were sieved in 11 interval sizes. To provide an overview of the particle sizes resulting from this characterization, the mode and the largest size observed for each waste category were identified and are presented in Figure 7.3.

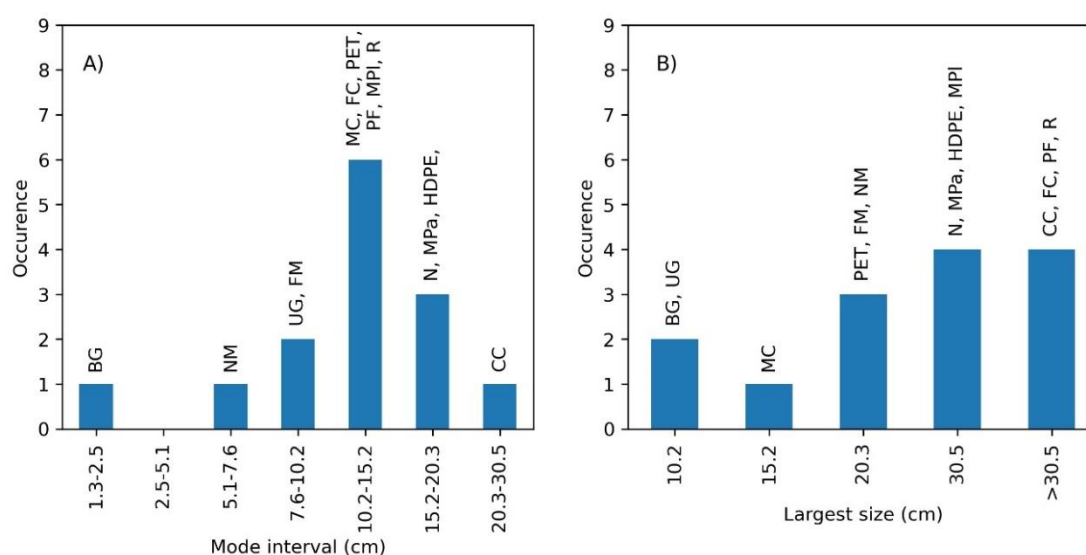


Figure 7.3 Mode (A) and largest screen size (B) for each waste category

Most of particle size modes of recyclable materials fall in the 10.2-15.2 cm or the 15.2-20.3 cm intervals. The corrugated cardboard category is the only one having a larger mode, while both glass and metal categories have smaller modes.

For more than half of the categories, objects with a sieving diameter larger than 20 cm were found indicating that recyclable materials can include relatively large objects. Glass appears to be the category having the smallest object as no object larger than 10.2 cm were detected. Multilayer cardboards also seem to have small homogeneous object since no object with a sieving diameter larger than 15.2 cm was detected.

7.3.3.1 Best statistical distribution for PSD of MSW

As observed in previous work (Tanguay-Rioux et al., 2020), the Rosin-Rammler distribution was found to be the most appropriate for fitting MSW PSDs when compared to the gamma and the log-normal distributions. For the 78 samples available, a smaller RSS was obtained in 47 cases with the Rosin-Rammler distribution, in 11 cases with the gamma distribution and in 20 cases with the log-normal distribution. These 78 samples include the results for the 6 initial samples that included 13 waste categories out of the 14. The unbroken glass was not considered due to a lack of sufficient data to fit a PSD.

7.3.3.2 PSD data representativeness

To ensure that sufficient quantities of waste were collected for the analysis, a Kolmogorov-Smirnov test was performed. This test is generally used to assess the statistical equivalence of two continuous distributions. The null hypothesis of the equality of the distributions is rejected if the p-value calculated with the test is smaller than a threshold size, which was fixed at 0.05 in this case.

The test was successively applied to different combinations of subsets of samples and compared to the PSD when all 6 samples are considered to assess if the PSD of the subset is equivalent to the global PSD. The following subsets were used: the first sample, the first two samples, the first three samples and so on. The complete results of the Kolmogorov-Smirnov test are presented in supplementary information (C4).

Results indicate that for every waste category with the exception of the rejects, it is not possible to conclude that the PSD obtained with the first 5 samples and the PSD obtained with all 6 samples are significantly different. Therefore, the addition of the sixth sample did not influence the PSDs obtained, indicating that the sampled mass is sufficient in this study. Moreover, results show that taking 4 samples of 50 kg of mixed waste is sufficient for most of the categories, the only exceptions being the ferrous metals and the rejects. These latter cases are respectively characterized by a small number of objects collected and a high heterogeneity, explaining the need for a larger sample. Similar to the density characterization, it is therefore possible to characterize the PSD of the various categories of a commingled recycling stream with relatively small quantities of waste, in this case between 200 kg and 300 kg.

7.3.3.3 PSD analysis

For the 13 waste categories for which it was possible to fit a PSD function, the Rosin-Rammler parameters were determined based on the total mass collected. Parameters are presented in Table 7-1. The small fraction and the overflow fraction are also presented in Table 7-1.

Table 7-1 Particle size of different categories of recyclables materials

	Parameters of RR distribution		Properties of the PSD	
	Location parameter (x_0) (cm)	Scale parameter (n)	Fines fraction (<1.3 cm) (%)	Overflow fraction (>31.5 cm) (%)
Corrugated cardboards	26.9	3.53	0	21.2
Multilayer cardboards	11.2	5.65	0	0
Flat cardboards	15.6	2.46	0	1.6
Newspapers	17.6	3.94	0	0
Mixed papers	14.7	2.60	1.7	0
Unbroken glass	-	-	36.5	0
Broken glass	2.3	1.39	0	0
PET	11.9	2.89	0	0
HDPE	17.0	3.17	0	0
Plastic films	15.7	2.79	0	1.3
Mixed plastics	11.3	2.14	0.5	0
Ferrous metals	10.2	5.49	0	0
Non-ferrous metals	8.7	3.94	0	0
Rejects	14.7	1.71	1.7	3.2

The location parameter corresponds to the particle size at a cumulative fraction of 63.2% and the scale parameter indicates the shape of the distribution as shown in the following equation of the cumulative density function.

$$F(x) = 1 - \exp \left(- \left(1 - \frac{x}{x_0} \right)^n \right) \quad (7-3)$$

A preliminary analysis of the data shows that the corrugated cardboards and the broken glass categories have a location parameter significantly different than the other waste categories. Moreover, as observed previously, the metals categories seem to have smaller sieving diameters than fibers and plastics. As for plastics and fibers, no clear different tendencies are observed. Multilayer cardboards have smaller particle sizes than other fibers type, but also have a wider range. Moreover, flat cardboards, newspapers and mixed papers all seem to have similar PSD based

on the RR parameters. As for plastics, larger differences are observed amongst them as HDPE and plastic films have a significantly higher location parameter than PET and mixed plastics.

Moreover, the only category having an important overflow fraction is the corrugated cardboard, while the only category having an important fraction of fines is the broken glass, highlighting again their differences with the other waste materials.

To further investigate the similarities in the PSD of different waste categories, a Kolmogorov-Smirnov test was performed. All two-by-two combinations of waste categories were tested to assess whether some of them were statistically equivalent. Results are presented in supplementary information (C5).

Surprisingly, the null hypothesis of the PSD equivalence was rejected for only 6 waste categories out of 13, which are corrugated cardboards, mixed papers, broken glass, HDPE, non-ferrous metals and rejects. For all the other categories, it was not possible to conclude to a statistical difference of their PSD with at least one other waste category. Flat cardboards, newspapers and plastic films were all determined to have equivalent PSD. As for the other combinations for which it was not possible to reject the null hypothesis, they were PET-mixed papers, multilayer cardboards-ferrous metals and multilayer cardboards-PET. This finding is particularly interesting when it comes to waste sorting since it indicates that these combinations of recycling materials would theoretically have a very similar sorting efficiency in an equipment targeting the particle size.

7.3.4 Shape factor analysis

The mean density, the standard deviation and the confidence interval with a confidence level of 90% of the raw materials calculated as described previously are presented in Table 7-2, while the number of objects measured per waste category is presented in supplementary information (C6). For the mixed plastics category, the density was measured for polypropylene, which was estimated to be the most present plastic in the category. In addition to the density of the material, the void fraction, calculated based on this material density and the bulk density, as well as the typical shape assumed for every waste category are also presented in Table 7-2.

Confidence intervals reported in Table 7-2 are smaller than 8% for every waste category except for the flat cardboards. These small values demonstrate that the density of the waste materials is

relatively homogeneous and indicate that a sufficient number of objects was collected for this purpose.

Table 7-2 Density and shape and void fraction of different categories of recyclables materials

	Material density			Typical shape	Void fraction
	Mean density (kg m ⁻³)	Standard deviation (kg m ⁻³)	Confidence interval at 90% (%)		
Corrugated cardboards	756	105	8.0	Flake	0.902
Multilayer cardboards	822	46	3.3	Prism	0.953
Flat cardboards	892	188	12.2	Flake	0.907
Newspapers	1004	117	6.8	Flake	0.894
Mixed papers	967	101	6.1	Flake	0.870
Broken glass	2584	197	3.5	Cube	0.769
Unbroken glass	2584	197	3.5	Cylinder	0.896
PET	1339	78	2.8	Prism	0.978
HDPE	971	30	1.7	Prism	0.965
Plastic films	697	51	4.9	Flake	0.966
Mixed plastics (PP)	873	41	2.4	Prism	0.960
Ferrous metals	7030	525	3.7	Cylinder	0.987
Non-ferrous metals	1957	290	7.7	Cylinder	0.978
Rejects	-	-	-	-	-

The void fraction of recyclable materials is comprised between 0.769 and 0.987. A smaller value indicates that a waste category is composed of 2D-type objects, while a value closer to 1 indicates that the category is composed of 3D-types objects. Plastic and metal items clearly have higher void fraction (i.e., 0.96 – 0.978) than fibers (i.e., 0.870 – 0.904), which is expected since they are mainly containers, while fibers are mainly flakes. The only exception is observed for multilayer cardboards, which are generally considered as fibers but have a void fraction of 0.953, which classify them as 3D-type objects. Broken glass is characterized by a significantly smaller void fraction, since these particles are smaller and without internal void. This parameter can help understand and quantify the shape of MSW and even helps to understand the fate of these materials in sorting unit operations targeting the shape.

7.3.5 Outcomes for material sorting

In this section, an analysis of the influence of waste physical properties on mechanical sorting and how the results may be used for improving MRF operation, is presented.

7.3.5.1 Source-separated recyclable materials separation in MRF

The density and the particle size of different waste materials were generated for each material by using 100 random property data points following the distributions calculated in the previous sections. Results are presented in Figure 7.4 for mixed papers, mixed plastics, broken glass and ferrous metals.

In single-stream MRFs, an equipment targeting particle size, such as a trommel screen or a star screen, is often used to initially separate fibers from containers (Cimpan et al., 2015). Results in Figure 7.4 clearly show that mixed papers and mixed plastics have similar PSDs, thus making them difficult to sort based on particle size. Size separation could therefore not be used solely for this objective. It can however remain useful as a conditioning step to increase the efficiency of a further separation based on another waste property (Cimpan et al., 2016). In this case, a separation based on the shape would be more effective since all fiber categories showed a void fraction smaller than 0.91, indicating flake-type shapes, while the plastics showed a void fraction higher than 0.96, indicating 3D-type objects. Ballistic separations could thus be envisioned since they allow the separation of waste materials based on both their shape and their size (Eule, 2013). They have specifically been identified to successfully separate these types of materials at the beginning of mechanical sorting sequences (Eule, 2013; Mastellone et al., 2017).

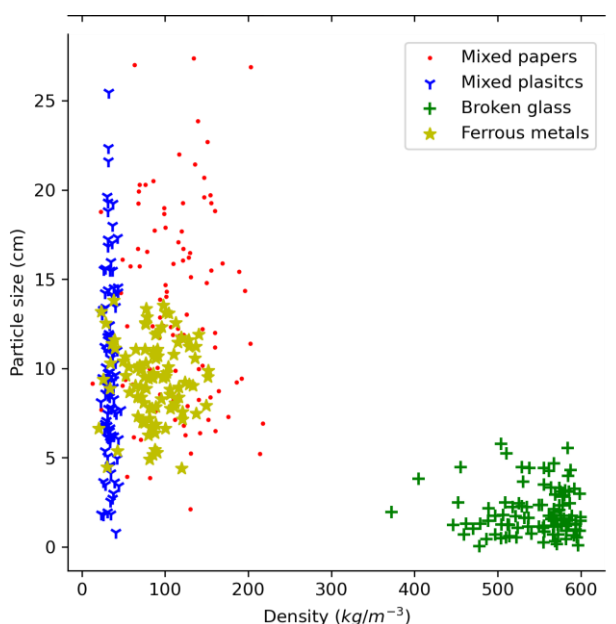


Figure 7.4 Particle size and density random data points for mixed papers, mixed plastics, broken glass and ferrous metals

Moreover, results in Figure 7.4 indicate that glass items could easily be removed from the other materials based on their particle size or density. This is not surprising since trommel screen has often been identified as a mean to remove glass from plastic and fiber materials (Ardolino et al., 2017; Mastellone et al., 2017). Figure 7.4 shows that a suitable screen size to recover this fraction could be between 3.5 and 6 cm, which is similar to the 5 cm reported by Mastellone et al. (2017) for an MRF. However, it is also observed that some paper and plastic would also end up in the small fraction. This quantity can be estimated based on the Rosin-Rammler parameters previously calculated. Here, 6% of the mixed papers and 16% of the mixed plastics have a particle size smaller than 5 cm, indicating that further recovery methods for the “unders” fraction from the trommel could be considered. Therefore, the PSD provides a reliable way to estimate stream contamination, thus helping for further plant improvements.

The same procedure was applied for plastics (Figure 7.5A) and fibers (Figure 7.5B). For plastic materials, no tendency indicating a potential separation based on their physical properties is observed. This was expected since plastics are mainly separated from each other based on optical techniques (Cimpan et al., 2015).

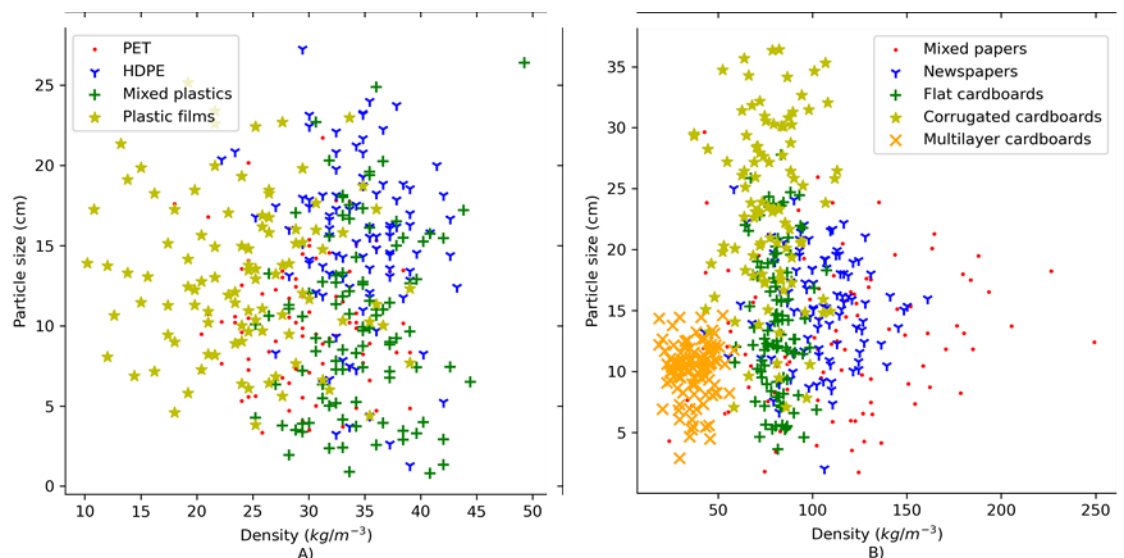


Figure 7.5 Comparison of particle size and density for A) plastics and B) fibers

As for fiber materials, no clear tendency is observed. Dubanowitz (2000) reported that a trommel could be used in MRF to separate mixed papers from newspapers and corrugated cardboards. However, results from Figure 7.5B shows that mixed papers, newspapers and flat cardboards all have a similar PSD, making their separation difficult in a size sorting equipment. One reason possibly explaining this difference is that newspaper use has evolved since 2000 in Canada and their occurrence in MSW have strongly decreased. The proportion of newspapers type materials in the source-separated collection in the province of Quebec (Canada) decreased from 29% in 2007, of which 42% were flyers, (RECYC-QUÉBEC, 2007) to 19% in 2018, of which 64% were flyers (RECYC-QUÉBEC, 2020). This important increase of flyers, which are made of the same kind of material but are smaller than newspapers, could explain the difference observed. As for the separation of corrugated cardboards with a trommel, results indicate that this could probably be an effective approach due to their larger PSD.

7.3.5.2 The case of multilayer cardboards

Unpublished data from a highly mechanized recyclable sorting facility located in the province of Quebec, Canada, indicates that 71% of the multilayer cardboards entering the facility is correctly recovered and baled, with a purity of 73%. The remaining 29% of multilayer cardboards are mainly lost in the mixed papers bales and the rejects bales due to an inefficient sorting from the ballistic separators and the optical separator. As for bales of multilayer cardboards, the impurities are mostly

fibers and rejects. These data provide an interesting overview of the efficiency of a plant but should be used with care since they are not necessarily representative of other plants since they are influenced by several techno-economic factors. Figure 7.5B and Table 7-2 show that multilayer cardboards have similar PSDs as paper and cardboard categories, with a slightly smaller density and a higher void fraction. Due to the lack of mechanical operation available to easily exploit the difference in density, it seems unlikely that further significant improvement in recovery of multilayer cardboards is possible due to the similar particle sizes. Even though, higher collection rates were reported in Germany, the implementation of a deposit system would still be preferable in terms of recovery as collection rates between 80 and 99% could be achieved with this latter option (Zero Waste Europe, 2020). Therefore, the use of a deposit system of these materials, as envisioned by the Quebec government, appears to be a good alternative to improve the recovery of this material if the current separation is considered insufficient.

3.5.3 The case of corrugated cardboards

Unpublished data from the same sorting facility in Quebec also indicate that only 55% of the corrugated cardboards entering the facility is recovered and baled, with a purity of 73%. The remaining cardboards are mostly lost in the mixed papers bales (32%) and the newspapers bales (9%) due to an inefficient sorting from the first steps of the process, which is mainly based on a size separation of 23.5 cm. As for the bales of corrugated cardboards, the impurities are mainly composed of rejects. Figure 7.5B clearly shows that corrugated cardboards have larger particle sizes than other fiber types, justifying this separation strategy. According to the Rosin-Rammler parameters calculated in the previous sections, about 56% of the corrugated cardboards are smaller than 23.5 cm, which correspond exactly to the quantity recovered based on this size in the facility. Therefore, the Rosin-Rammler parameters adequately predict the separation efficiency. As for increasing the recovery of this waste material, it could be possible to add a subsequent size separation a little smaller than 23.5 cm prior to baling the mixed papers. This way, the contamination from plastics and other rejects would not increase since these materials would be diverted. Moreover, the bale purities for corrugated cardboards could increase to 70% for a 20 cm separation and to 80% for a 17 cm separation.

7.4 Conclusion

Density, particle size and shape factor of recyclable materials were determined following a characterization of the input of an MRF located in Canada treating commingled recyclable materials. A new procedure based on the void fraction calculation is proposed to characterize the shape factor of MSW, allowing for an objective quantification of this property. Density is assumed to follow a normal distribution, allowing for the calculation of its mean and standard deviation. PSDs are shown to be best fitted by a Rosin-Rammler distribution, allowing for the calculation of two parameters describing the waste materials. The results provide a rare dataset presenting the physical properties of MSW categories.

Both density and particle size were shown to be relatively constant throughout the samples. Statistical methods were used to assess the representativeness of the presented results as well as to provide insight for future work. Waste quantities to sample were provided as an indication for future characterization of MSW properties.

Even though these properties are determined in the Canadian context, making their extrapolation to other contexts uncertain, they provide a useful insight on the sorting efficiency of several mechanical unit operations of MRF. Results were used to explain and deepen the available knowledge on the mechanical sorting of recyclable materials, with an emphasis on the cases of multilayer cardboards and corrugated cardboards. It was shown that in order to improve the recovery of these materials, the recovery of multilayer cardboards should be done via a source-separation deposit system, while the recovery of corrugated cardboards could be increased by adding a new size separation step.

CHAPITRE 8 ARTICLE 5 : MIXED MODELING APPROACH FOR MECHANICAL SORTING PROCESSES BASED ON PHYSICAL PROPERTIES OF MUNICIPAL SOLID WASTE

Auteurs : Fabrice Tanguay-Rioux, Laurent Spreutels, Martin Hérroux, Robert Legros

Cet article a été soumis dans *Waste Management* en date du 1 novembre 2021. Les annexes de cet article sont fournies dans l'annexe D du présent document.

Abstract

Material recovery facilities (MRFs) play an important role in today's waste management systems to maximize recycling efficiency for several waste materials. These facilities face multiple challenges related to the quality of their output streams, often due to a poor understanding of the mechanisms occurring within the sorting equipment. Improving modeling techniques of these unit operations appear to be a promising opportunity to mitigate these challenges. Mechanical sorting efficiency of municipal solid waste is often predicted from simple transfer coefficients, which are obtained for a specific set of operating conditions of the sorting equipment and sorting sequence configuration. When these transfer coefficients are used in situations that are different to those in which they were obtained, poor predictions can be expected. To overcome these limitations, a new predictive tool, based on the integration of mechanistic models and transfer coefficients, is presented. Mechanistic models are developed only for the most influential unit operations in a MRF, in order to predict their sorting efficiency based on the physical phenomena occurring. Integration of these models with the use of transfer coefficients for the other unit operations allows the entire predictive tool to remain as simple as possible while providing high prediction accuracy and flexibility. The use of the tool is validated with a real case study of a material recovery facility processing mixed municipal solid waste in Canada. Results indicate a good prediction of the mass flows, the purity and the recovery of the facility. Moreover, a new modeling technique is proposed for the representation of a ballistic separator based on the shape factor of the waste items.

8.1 Introduction

Mechanical sorting of municipal solid waste (MSW) plays an important role in today's waste management strategies. It is generally used in material recovery facilities (MRFs) or in mechanical-

biological treatment (MBT) facilities to separate waste materials from source-separated recyclable streams or mixed MSW streams. Both approaches allow to recover recyclable materials that can be reintroduced into the economy as secondary materials.

Even though life-cycle assessment (LCA) results on MSW strongly vary according to the studies, mechanical recycling is often considered as a more environmentally friendly pathway for handling materials such as plastics, paper and metals, than other options as incineration and landfilling (Björklund et al., 2010; Laurent et al., 2014).

However, mechanical sorting of MSW for recycling purposes still faces several challenges. Materials recovered through mechanical sorting were often shown to contain a high level of contaminants due to the high heterogeneity of the feedstock (Cimpan et al., 2015; Damgacioglu et al., 2020; Ip et al., 2018; Mastellone et al., 2017; Velis et al., 2010). A good quality of output bales is however essential in order to achieve high recycling rates (Eriksen et al., 2019). In addition to quality issues, low recycling rates for several waste materials were often observed (Eriksen et al., 2020). Therefore, improvements to the waste recycling systems must be implemented.

To increase the resource recovery of waste materials, several approaches have been identified at different levels of the waste management system, including product design, source separation and treatment technologies. For example, reducing the proportion of black plastics in the economy, reducing the fraction of plastics composed of more than one polymer and performing a source-separation of food packaging and non-food packaging could all lead to an increase in the recycling rates of plastic materials (Eriksen & Astrup, 2019). Improving extended producer responsibility (EPR) can also play an important role to increase the recycling rates by creating incentives for recycling (Andreasi Bassi et al., 2020). Finally, new treatment technologies may be implemented to the current system. For example, implementing chemical recycling over mechanical recycling could limit the degradation of plastic materials during the recycling process and limit the impact of feedstock contamination (Ragaert et al., 2017; Thiounn & Smith, 2020). However, the impacts of these modifications to the waste management system need to be evaluated using the most rigorous environmental impact assessment prior to be integrated into current treatment strategies.

A key aspect while assessing the environmental impact of municipal solid waste recycling is the calculation of the substitution potential of a waste material in the economy as a secondary material (Andreasi Bassi et al., 2017; Rigamonti et al., 2020). This substitution potential is particularly

important for materials recovered in recycling loops as papers, glass and metals, since they are strongly affected by the quality of material streams circulated back into the economy (Andreasi Bassi et al., 2017).

In the framework proposed by Vadenbo et al. (2017) to calculate the substitution potential of a material, the recovery efficiency plays an important role and is often calculated by a material flow analysis (Vadenbo et al., 2017). However, this parameter faces a lack of transparency as it is often not reported in LCA studies (Viau et al., 2020). For recycling, this recovery efficiency is expressed as a combination of the collection and the recycling processes (Vadenbo et al., 2017). Therefore, for materials processed by MRFs, both the recovery and the purity are crucial parameters to address the recovery efficiency of the facility and thus its environmental performance.

This need to adequately predict both the recovery and the quality of the bales produced from sorting operations will only continue to gain importance with the growing influence of eco-design concepts and the interest in banning single-use plastics. It is therefore expected that new waste materials with new physical properties will integrate waste treatment loops and it will be crucial to adequately predict their recovery pathways.

To do so, a rigorous modeling of the treatment facilities is required. Material flow analysis (MFA) is a decision-support tool that has been applied several times to model the mass balance of MSW systems (Allesch & Brunner, 2015). It has been used often in recent years to model specifically mechanical sorting processes (Caputo & Pelagagge, 2002; Damgacioglu et al., 2020; Giani et al., 2016; Rotter et al., 2004; Velis et al., 2013). MFA is based on the use of transfer coefficients to predict the partitioning of a material in the output of a unit operation based on its inputs.

However, most of the MFAs focusing on MRF do not allow for the variation of the input composition or the sorting sequence since they are often performed on existing plants with measured data (Kleinhans et al., 2021). Moreover, these types of studies focusing on transfer coefficients calculation for MRF face three main challenges, which are a high complexity of the studied facility, a strong influence of the input composition and the difficulty to obtain reliable transfer coefficients (Kleinhans et al., 2021).

Two models for predicting the output products of a MRF based on the input stream and the sorting sequences have been developed recently by Ip et al. (2018) and Kleinhans et al. (2021). These two models use a similar mathematical algorithm to solve the mass balance of the process, which is

based on the work of Wolf (2011) and Testa (2015). In both cases, the unit operations are described based on transfer coefficients, calculated by input-output mass balances for Ip et al. (2018) and estimated based on expert judgement for Kleinhans et al. (2021). Along with expert judgement and input-output mass balances, transfer coefficients can also be calculated based on the physical phenomena occurring in the sorting equipment or based on performance indicators obtained from the manufacturers (Ip et al., 2018; Kleinhans et al., 2021).

However, for some mechanical unit operations, the separation efficiency can vary significantly from one waste material to another (Jansen et al., 2015; Tanguay-Rioux et al., 2021a). Moreover, the separation efficiencies of mechanical sorting unit operations have been shown to vary according to several factors such as the input stream composition, the waste physical properties and the operating conditions (Raymond, 2017). Modeling sorting operations based only on transfer coefficients can thus lead to large inconsistencies since they do not generally consider the real operating conditions of the process (Tanguay-Rioux et al., 2021a). The use of models considering the mechanistic behaviour of the unit operations instead of fixed transfer coefficients could help overcome these limitations. It would also allow more reliable simulations of new treatment scenarios and technologies (Blikra Veia et al., 2018).

However, it was found that this approach has been used seldomly in the past for an entire MRF, possibly due to the large variation of MSW physical properties and the high number of potential unit operations (Kleinhans et al., 2021). Still, previous work showed that it would not be necessary to model every unit operation of a sorting facility based on the physical phenomena since it should only be done for direct separators targeting waste properties (Tanguay-Rioux et al., 2021a), thus reducing considerably the modeling complexity.

The objective of this study is to present a tool for MSW sorting process based on a mixed modeling approach, which relies on an integration of mechanistic modeling and transfer coefficients utilization. The approach is based on a rigorous description of the material flows, including a description of the main physical properties, and allows to consider the main operating conditions, the process sequence and the input waste composition and physical properties. The model is validated with a real case study on a material recovery facility of mixed MSW. Finally, the benefits of the method over the use of transfer coefficients are demonstrated by showing the effect of the process sequence and operating conditions on the different unit operation's sorting efficiency.

8.2 Material and methods

8.2.1 Model description

A mathematical algorithm was developed to solve the mass balance of mechanical sorting processes. This algorithm sequentially calculates the outputs of every unit operation of the process. Each unit operation is defined as an independent module having its own mathematical model. These modules predict the output composition of the unit operation as well as potential modifications to the waste properties, for a given input composition and a module description. Every module and the general algorithm are built on Python as independent classes. The input information, as the unit operations considered, the process sequence, the input composition and the input properties, are provided with an Excel interface. A graphical representation of the model is provided in Figure 8.1.

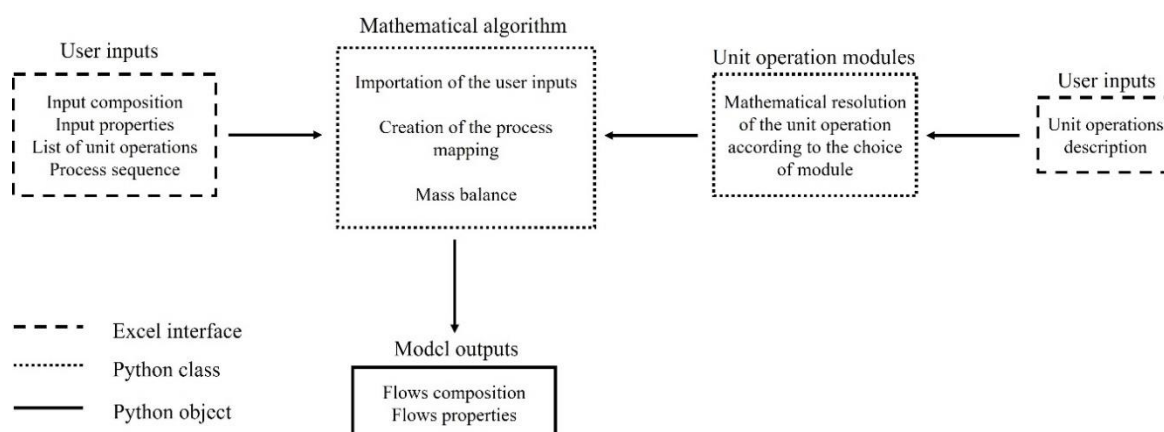


Figure 8.1 Graphical representation of the tool

8.2.1.1 Model inputs

Model inputs are provided with an Excel interface. Required information include:

- The description of the input stream, including its mass flow, its composition and its physical properties;
- The list of the process unit operations;
- The list of the edges (link between two unit operations) of the process;
- A description of the unit operations (further discussed in section 8.2.1.3 and 8.2.2).

8.2.1.2 Properties description

The model is developed to track six properties for every stream, which are the bulk density, the shape factor, the particle size distribution (PSD), the moisture content, the lower heating value (LHV) and the elemental composition. Properties are all defined as independent variables associated to one waste material. They can be modified by a unit operation or remain unchanged if it does not influence them.

8.2.1.3 Modules description

Three types of modules are currently defined. Their mathematical algorithm is further discussed in section 8.2.2. They all include default values that can be modified by the user. The modules allow to calculate the mass flow, mass composition and waste properties of every output stream of the different unit operations according to its input stream description. They can consider as many input streams as necessary.

8.2.1.4 Mathematical algorithm

The mathematical algorithm is presented in Figure 8.2. First, user inputs are imported, including the process sequence, the descriptions of the unit operations and the input flows. Then, all the streams of the process are created and initialized with a null mass flow. At this stage, it is not necessary to define the flows properties since these will be automatically determined by the different unit operation calculations. Every unit operation is then solved independently to calculate the mass flow, the composition, and the physical properties of its output streams according to the type of unit operation defined by the user and its operating conditions. Once every unit operation is solved, the system mass balance is solved two other times by considering the results of the previous run as the new initial mass flows. These iterations are required since the algorithm solves the mass balance in the order in which the unit operations were defined. Therefore, for some unit operations, it is possible that some input streams are not yet calculated during the first iteration. Finally, the purity and the recovery are calculated for the main output streams for every targeted material.

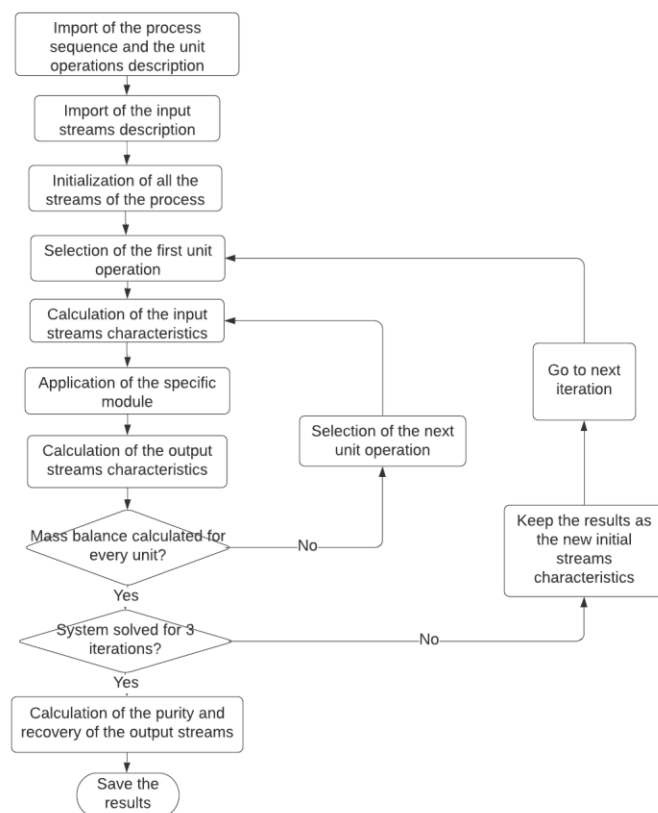


Figure 8.2 General mathematical algorithm used to solve the mass balance

8.2.1.5 Model outputs

Model outputs are provided as Python objects, including dictionaries and DataFrame, and can be exported to Excel. They include the following information about every stream:

- Mass flow;
- Material composition and elemental composition;
- Physical properties.

8.2.2 Unit operation modules

Two approaches are used to develop the unit operation modules, which are the use of mechanistic modeling and the use of transfer coefficients. In the current version of the model, two modules are developed based on the mechanistic modeling approach, one for a trommel and one for a ballistic separator. The other unit operations are solved based on a generic transfer coefficients module for which the specific values can be defined by the user. For both modeling approaches, the modules

predict the separation efficiency. In this case, the separation efficiency of a unit operation is defined as the fraction of material i in the inlet streams that ends up in a specific output stream. The choice of the output stream depends on the objective of the unit operation and can vary according to the situation. For example, the separation efficiency of a ballistic separator can be expressed towards the 2D or the 3D outputs, according to the separation objective.

8.2.2.1 Ballistic separator module

Ballistic separators partition waste materials in three output streams according to the waste properties. Those three output streams are for 2D-type, 3D-type and fines items. Their separation efficiency depends mainly on the shape factor and the particle size of the waste items (Eule, 2013). A partitioning model based on these two properties was developed for this unit operation.

First, it is assumed that 100% of the items of each waste material that are smaller than the screen size of the ballistic separator is recovered in the fines fraction according to the following equation:

$$E_{i,fines} = F_i(d_s) \quad (8-1)$$

where $E_{i,fines}$ is the separation efficiency of the material i in the fines output and $F_i(x)$ is the cumulative mass fraction of items of material i smaller than x and d_s is the screen size. Therefore, $F_i(d_s)$ gives the mass fraction of items of waste material i that are smaller than the screen size d_s .

Once the fines separation efficiency is calculated, the 2D/3D separation is calculated on the remaining fractions for every waste material. For this separation based on the shape of the materials, separation efficiencies for several waste materials obtained for a real situation in previous work were fitted according to the shape factor also determined in previous work for these waste materials (Tanguay-Rioux et al, 2021b). The fitting results are presented in section 8.3.1.1.

Three main assumptions are considered. The first hypothesis is that the size separation is 100% effective. This seems appropriate since ballistic separators are often preceded by one or more size separations, leading to a small fraction of fines entering this step. The second hypothesis is that the shape factor of a given material item is not influenced by its size. The third hypothesis is that the 2D/3D separation does not modify the waste properties. As a result, the PSD of these two output streams was assumed to be the same as the PSD of the input stream for a given waste material.

8.2.2.2 Trommel module

The model used to predict the trommel separation efficiency is adapted from Alter (1983). The model is based on the calculation of the probability of passage of a particle through the sieves of the equipment according to its number of impingements. The methodology was modified to consider the passage of particles due to reflection, and introduced by Glaub et al. (1982). The probability of a particle to pass through an aperture of the screen is therefore expressed with the following equations:

$$P = Q \frac{(D_a - D_p \cos \lambda_0)^2}{D_a^2} \quad (8-2)$$

and

$$P_n = 1 - (1 - P)^n \quad (8-3)$$

where P_n is the probability of passage after n impingements, P is the probability of passage after one impingement, Q is the ratio of apertures to the total surface, also named the screen ratio, D_a is the screen size, D_p is the particle size and $\cos \lambda_0$ is the reflection parameter. The number of impingements is a function of the trommel length, radius and inclination.

The complete methodology to calculate the number of impingements and the reflection parameter is described by Alter (1983) and Glaub et al. (1982).

To apply equations 8-2 and 8-3 to every waste material over their PSD, and thus calculate the trommel recovery per material and the new PSD of the output streams, the PSD of the input stream is discretized in 200 increments. Then, the average particle size D_a is calculated for every increment through the integration of the distribution and a probability of passage is calculated. This probability corresponds to the separation efficiency for that specific particle size. Then, all increments are aggregated according to their separation efficiency, hence yielding the composition of the outputs and their new PSDs. The separation efficiency of the trommel for each material i , which is defined either as the fraction of material i in the inlet streams that ends up in the unders stream or the overs stream, is thus obtained.

The main assumption of the model is that there are no interactions between the particles that would influence the probability of passing through the apertures of the trommel.

8.2.2.3 Other unit operations

Transfer coefficients are retrieved from expert judgement, input-output characterizations or literature data. The separation efficiency is predicted using the transfer coefficients as:

$$E_{i,j} = q_{i,j} \quad (8-4)$$

where $E_{i,j}$ is the separation efficiency of the material i in the output stream j and $q_{i,j}$ is the transfer coefficient of the material i in the output stream j .

The output streams composition is calculated with the following equation:

$$F_{i,j} = q_{i,j} F_i^{in} \quad (8-5)$$

It is assumed that this module does not modify the waste properties of the streams.

8.2.3 Model validation

The model is validated by comparing its predictions to a real material recovery facility.

8.2.3.1 Case study description

The MRF used as a case study is located in the province of Quebec, Canada. The facility is designed to handle mixed municipal solid waste. The region covered by the facility is already served by a collection of recyclable materials and a collection of organic materials.

The process includes 2 ballistic separators, 2 trommels, one disc screen, one magnetic separator, one eddy current separator, several optical sorters and manual separation stations. The complete sequence of the process is shown in Figure 8.3. The process and the streams represented by dotted lines were excluded of the system boundaries. A more in-depth description of the system boundaries is presented in section 8.2.3.2.

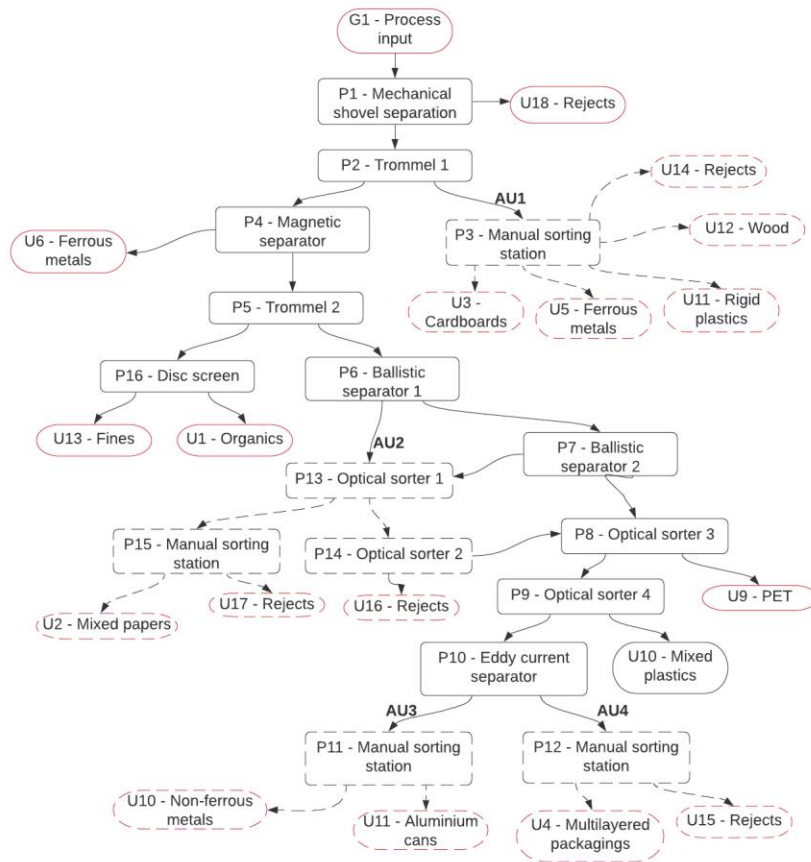


Figure 8.3 Process sequence and system boundaries of the MRF used for the case study

8.2.3.2 Unit operations modeling

For both ballistic separators (P6, P7), no separation of the fines fraction is done in the MRF. Therefore, a screen size of 0 cm was imposed and only 2 output streams were considered. As for the size separation in the trommels (P2, P5) and the disc screen (P16), the only information known is their screen size, which are respectively 30.5 cm, 8.9 cm and 1.9 cm for the first trommel (P2), the second trommel (P5) and the disc screen (P16). It was decided to predict the disc screen separation efficiency using the same type of model as the one developed for a trommel, since they are both size separation operations. The disc screen model used a 1.9 cm screen size and a small “trommel” radius in order to generate a large number of impingements, which is more representative of the separation mechanism in a disc screen. The complete list of input parameters provided to the model to represent the three separation sizes are presented in Table 8-1.

Table 8-1 Model parameters for the 3 size separation unit operations

	First trommel (P2)	Second trommel (P5)	Disc screen (P16)
Screen size (cm)	30.5	8.9	1.9
Length (m)	5	7	5
Diameter (m)	2	2	0.5
Screen ratio	0.2	0.4	0.4
Inclination (°)	5	5	5

For the other unit operations, they were all model based on the utilization of transfer coefficients. The separation efficiencies calculated in previous work (Tanguay-Rioux et al., 2021a) for the same MRF were used for the pre-sorting manual separation step using a mechanical shovel (P1), the magnetic separator (P4), the eddy-current separator (P10), the optical sorter targeting PET (P8) and the optical sorter targeting mixed plastics (P9). Since these coefficients were derived from the same MRF, they are representative of the facility. Finally, the manual sorting stations (P3, P11, P12, P15) and both the optical sorters (P13, P14) on the 2D output of both ballistic separators (P6, P7) were not modeled due to a lack of representative data on their separation efficiency. Therefore, the output streams of these unit operations were aggregated and represented by the final output streams still within the system boundary (AU1, AU2, AU3 and AU4). For example, the output streams U3, U5, U11, U12 and U14 were all aggregated and are represented by the internal stream for the overs leaving the trommel AU1.

8.2.3.3 Input composition and physical properties

The composition of the input stream (G1) was determined by making the sum of all the output streams (U1 to U16) according to their characterization. As for the physical properties, bulk density, shape factor and PSD, the measurements made in previous works were used. For some waste materials, data were missing since they were not characterized in these studies. In these cases, missing data were filled in with estimations and literature data. A complete list of the waste properties and the input composition used in this case study are provided in supplementary information (D1).

Since moisture content, LHV and elemental composition are not used in this case study, they were not reported for simplicity reasons. However, these could be tracked using typical expressions found in the literature if required.

8.2.3.4 Performance indicator and validation

Three performance indicators are used to assess the accuracy of the separation predictions.

First, the total mass flow of the main output streams was considered as a performance indicator. The other two are the purity and the recovery, which are calculated using the following equations.

$$p_{i,j} = \frac{X_{i,j}}{\sum_{i=1}^{n_l} X_{i,j}} \quad (8-6)$$

and

$$r_{i,j} = \frac{X_{i,j}}{X_{i,in}} \quad (8-7)$$

where $p_{i,j}$ is the purity of the material i in the stream j , $r_{i,j}$ is the recovery of the material i in the stream j , $X_{i,j}$ is the mass flow of the material i in the stream j , $X_{i,in}$ is the mass flow of the material i in the input streams of the global process and n_l is the number of waste materials.

The purity is a measure of the quality of the output streams and indicates the ability of the system to adequately concentrate the correct waste material in a given stream. The recovery is a measure of the quantity of materials sorted in a given stream and indicates the ability of the system to adequately sort the materials in the right stream.

The performance indicators were calculated for different points of the facility, including the output streams U1, U6, U9, U10 and U13, and the AU1 to AU4 streams representing the aggregated streams of unit operations P3, P11, P12 and P13. These points were identified as part of the system boundaries since they are not dependant on manual sorting.

8.3 Results

8.3.1 Unit operation modeling

The performance of the trommel and the ballistic separator models in comparison to experimental data is presented in this section.

8.3.1.1 Ballistic separator

Separation efficiencies obtained in previous work for a commingled recyclable MRF were fitted by a sigmoid function according to the shape factor of several waste materials. In this case, the shape factor is defined as the void fraction (v), according to previous results (Tanguay-Rioux et al, 2021b). The regression function takes the following form:

$$E_{2D}(v) = \frac{E_{max}}{1 + \exp(\beta(v - v_{50}))} \quad (8-8)$$

$E_{2D}(v)$ is the separation efficiency of the ballistic separation according to the void fraction v of a waste material and E_{max} , β and v_{50} are the parameters of the regression. E_{max} represents the maximal separation efficiency, β represents the slope of the curve and v_{50} represents the void fraction for which the separation efficiency is 50%. Raw data as well as the fitting results are shown in Figure 8.4.

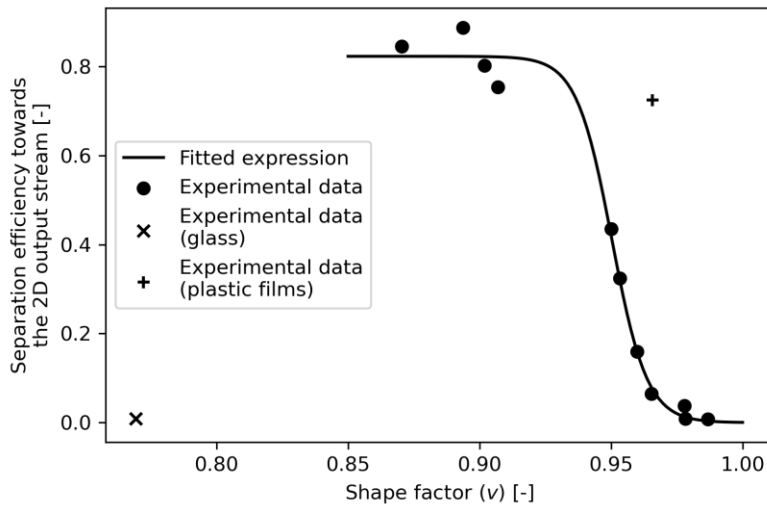


Figure 8.4 Experimental data and model results for ballistic separation

The results of the regression are presented in equation 8-9.

$$E_{2D}(v) = \frac{0.823}{1 + \exp(149(v - 0.950))} \quad (8-9)$$

Therefore, the maximal separation efficiency value is 0.823 and the v_{50} value is 0.950.

Results in Figure 8.4 indicates that the sigmoid function can adequately be used to predict the separation efficiency for most waste materials. The fit agreement is very good, except for glass and plastic film items. The difficulty of predicting glass separation efficiency is explained by its significantly smaller void fraction than any other waste material items since, unlike the other waste materials, glass enters the facility in a broken form. Therefore, while void fraction above 0.95 indicates 3D-type objects and void fraction around 0.9 indicates 2D-type objects. The four data points in Figure 8.4 with a high E_{2D} represent paper and cardboard materials, while at the opposite end of the curve, data points with a small E_{2D} represents plastic and metal containers. As for void fraction smaller than 0.85, it represents a significantly smaller void between waste items, indicative of small objects with low internal void, such as glass particles. Therefore, it is unlikely that these waste items would end up in the 2D-type outputs. In the model, for material items with a void fraction smaller than 0.85, a separation efficiency in the 2D-type output of 5% was imposed, which is estimated since the separation is rarely 100% efficient and it was shown in Figure 8.4 that these types of materials are mainly recovered in the 3D fraction.

As for the plastic films, they are characterized by a low bulk density, which is not reflected by the void fraction measure, possibly due to a lower level of natural compaction during the measurements. Further waste characterizations should thus be considered for this material in order to improve its shape factor measurements.

8.3.1.2 Trommel

The trommel module was tested by comparing the simulation results with experimental data of the composition of the RDF-like fraction obtained from 10 MBT facilities and retrieved from Montejo et al. (2011). In this case, MBTs include a trommel (sieves size of 8-9 cm), manual sorting and metals separation. With the information provided in the study, it was possible to deduce a separation efficiency for the overs output stream for the trommel and to compare these results to

the predictions obtained with our trommel module using the same operating conditions. For this validation, only the materials for which a PSD was measured in our previous works were selected. Results are shown in Figure 8.5.

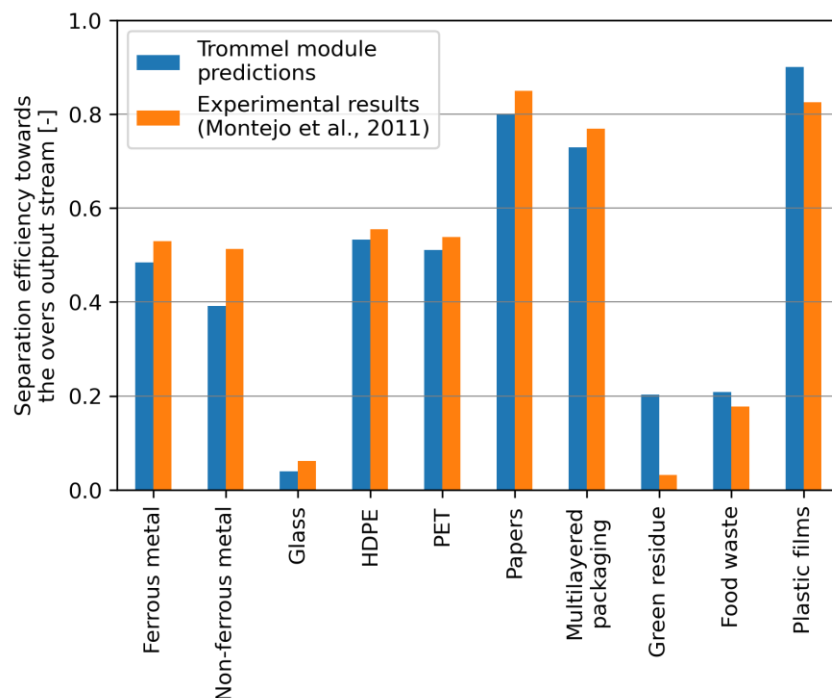


Figure 8.5 Comparison between predicted and measured separation efficiency in the overs output of the trommel for different materials

Results indicate that the trommel module gives a good prediction of the separation efficiency of the trommel for the main waste materials. The largest difference is obtained for the green residue category. This could probably be explained by the differences of context, since PSD were taken as those measured in a Canadian context, while the experimental results are obtained in a Spanish context. Globally, an average absolute difference of 6% is observed between predicted and measured trommel separation efficiencies. This average difference is reduced to 4.8% when the green residue category is neglected. This good agreement indicates that the model can adequately be used to predict the efficiency of a trommel for raw MSW. However, results also indicate, that a PSD measured in a similar context should be used for each feedstock material.

8.3.2 Model validation

Based on the sorting sequence presented in Figure 8.3, it is assumed that the optical sorter 2 (P14) do not send any material to the 3D-line (P8) since the real efficiency of this unit was not directly measured and its estimation would be highly subjective. Moreover, discussions with the operator indicated that this optical sorter do not perform as expected. Therefore, for comparison purposes, we can expect that the mass flow at the sampling point P13 will be slightly overestimated. This can be seen in Figure 8.6A. Globally, the Figure 8.6A demonstrates a relatively good prediction of the mass flows for the main outputs. The biggest differences are observed for the output stream U6 and the internal unit operations P12 and P13. The error occurring for the output stream U6 is explained by a difference between the description of the ferrous metal category for the characterization of the composition and for PSD analysis. For the PSD analysis, only ferrous recyclable materials were sorted in this category, therefore including solely cans and lids, while for the characterization of the composition of the input/output streams, the ferrous metal category included several other types of materials, such as kitchen items and other large objects. Therefore, it is expected that the PSD of the ferrous metals category would have both a larger location parameter and a larger scale parameter to reflect the presence of larger items and the larger dispersion of the particle size items. These differences mean that the model is not able to reflect the separation of the large ferrous items by the first trommel. As for the unit operation P12, an important difference is observed for the mass flows since it is the last unit operation of the process. Therefore, the prediction errors of all other unit operations accumulate for the prediction of the last unit operation.

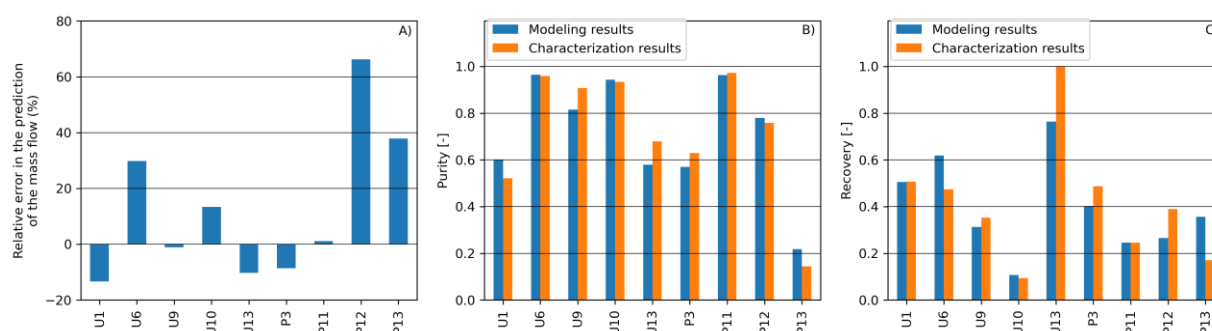


Figure 8.6 Results for the performance indicators, A) mass flows, B) purity, C) recovery

The results showed in Figure 8.6B and 8.6C, for the purity and the recovery, also demonstrate a good agreement between the modeling results and the characterization results for most streams. However, more accurate results are obtained for the purity with an average absolute difference of 5.0%, than for the recovery for which an average absolute difference of 9.2% is obtained. This difference is however reduced to 7.4% if the fines output (U13) is not considered. As demonstrated by the results, the prediction of the fate of the fines material is difficult. This can be explained by the fact that they often can get trapped in other materials. Also, brittle materials are often broken in smaller pieces in certain mechanical sorting unit operations as ballistic separators, having for effect to create more fines along the process (Eule, 2013).

Papers and cardboards materials are mainly recovered in the stream U2, which is represented in Figure 8.6 by the stream P13 and for which a poorer prediction of the purity and the recovery is observed. This is possibly explained by the moisture content affecting the efficiency of both the size separation and the ballistic separation, which is not reflected in the modeling.

However, even though some aspects of the modeling results could be improved, a good prediction of the process efficiency is obtained for a relatively complex MRF processing mixed MSW based on their physical properties. This shows that the model can adequately be used to predict the output of a similar process.

8.3.3 Influence of the operating parameters on the separation efficiency predictions

To demonstrate the benefits of this modeling approach for MRF modeling, different scenario analyses were performed. The modeling approach allows to consider the impact of the operating conditions, the sorting sequence, the waste composition and the waste properties on the separation efficiency of the main mechanical unit operations.

8.3.3.1 Operating conditions

The operating conditions of the different unit operations have a large influence on the separation efficiency of the MRF. This is particularly important for mechanical sorting equipment targeting a waste property rather than a specific material (Tanguay-Rioux et al., 2021a). Therefore, the main operating conditions should be reflected through the unit operation modeling. For example, the screen size of trommels and other size separation unit operations strongly influence the separation

efficiency that can be achieved. To demonstrate this importance, the separation efficiency of several raw materials in the unders output was calculated for different screen size and is presented in Figure 8.7. The other operating conditions were set as constant.

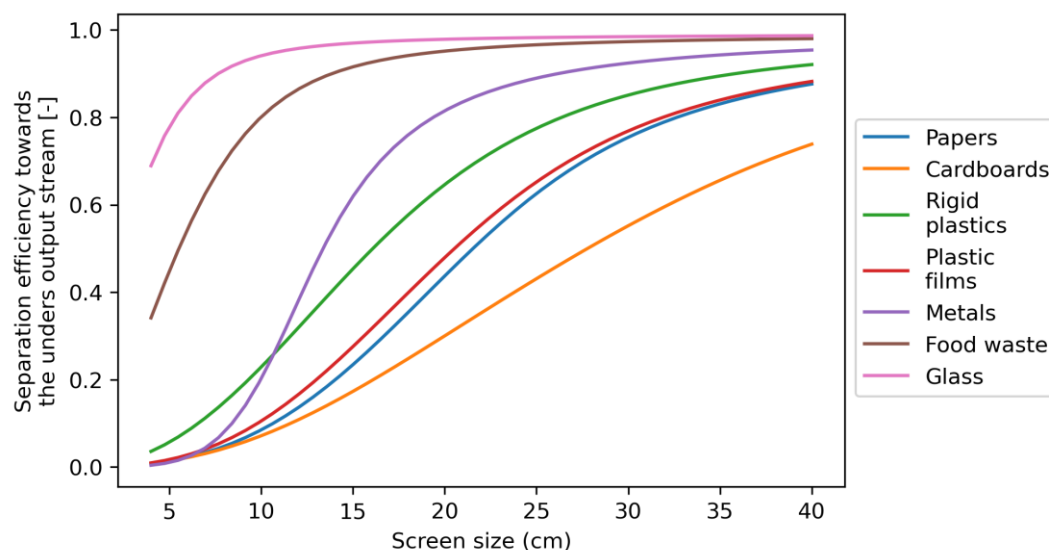


Figure 8.7 Separation efficiency for the unders output stream of a trommel for several waste materials according to the screen size

As expected, large variations of separation efficiencies are observed for every waste material considered. Moreover, the variability trend differs for different waste material, making it questionable to estimate adequate transfer coefficients for a given situation based solely on expert judgement or literature data for this unit operation.

8.3.3.2 Sorting sequence

An other important aspect having an influence on the separation efficiency of mechanical sorting unit operations is the process sequence since it indirectly modifies the waste properties. To demonstrate the importance of the sorting sequence and how the mixed modeling approach used in this work is able to capture its influence, a scenario analysis was performed to compare two situations. For scenario A, the unders separated with a trommel having a screen size of 18 cm are subsequently separated with another trommel having a screen size of 9 cm. For scenario B, only the 9 cm trommel is used without prior separation. To compare the scenarios, the separation efficiency of several materials for the unders output stream of the 9 cm trommel is compared for both scenarios. Results are presented in Figure 8.8.

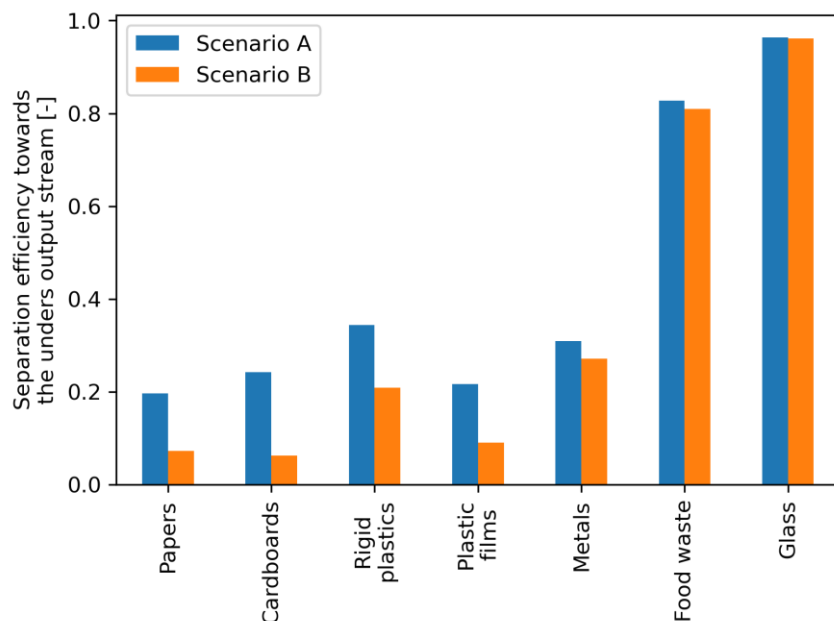


Figure 8.8 Comparison of the separation efficiency for the unders fraction of a trommel according to two scenarios, A) two trommels in series, B) only one trommel

The differences between the scenarios strongly vary according to the waste material considered. For example, the separation efficiency of the cardboard materials increases by 290% in scenario B in comparison to scenario A, while it only increases by 0.22% for glass materials. Globally, an increase in the separation of the waste material for the unders fraction is observed for the scenario A since the first trommel allows to remove large materials, leading to a globally smaller PSD, and thus increasing the fraction of material recovered in the unders fraction by the second trommel.

Even though these variations can be expected and can seem relatively small for certain waste materials, they do influence the final results and could potentially change the conclusions regarding the MRF performance. Moreover, this influence is not captured by conventional modeling techniques using only transfer coefficients. Therefore, the use of transfer coefficients only is not recommended to compare the efficiency of different sorting sequences.

Here, the influence of the sorting sequence was demonstrated with a sequence of two size separations. However, similar results would be obtained for the recovery of the fines fraction from a ballistic separation if it is preceded by a size separation.

8.3.3.3 Feedstock composition and waste physical properties

Results shown in section 8.3.3.1 and 8.3.3.2 demonstrated the influence of both the operating conditions and the sorting sequence on the separation efficiency of the mechanical sorting operations, since these sorting operations depend on the physical properties of the wastes. Therefore, both the physical properties and the waste composition would also directly influence the separation efficiency and should be considered in the modeling approach.

8.4 Discussion

The tool presented allows to take four main aspects into consideration while modeling MRF of MSW, which are the waste composition and physical properties, the operating conditions of the main unit operations and the process sequence. Since the tool is based on the use of independent modules, it is highly flexible, allowing to easily analyze several different scenarios. For example, the model can be adapted to reflect different waste composition, different waste characteristics and different sorting sequences. Assessing different scenarios can allow to compare the products quality to different standards and requirements according to the available markets.

The mixed modeling approach used in this work allows to overcome limitations observed with other approaches found in the literature due to their inherent use of transfer coefficients, without adding needless complexity. Moreover, it allows to predict both composition and physical properties of waste. This represents an important aspect in order to measure the quality of the products in a circular economy context, and even help to calculate substitutability indicators of secondary materials. The flexibility of the tool also allows to easily add new waste materials in the inlet stream as well as new unit operations in a sorting process. This offers an opportunity to guide the conception of new products as it is possible to predict their recovery in an MRF according to their specific characteristics.

Finally, even though the tool was developed to model mechanical sorting unit operations, it can include other type of treatment processes. For example, the tool was previously used to integrate a mechanistic model of an anaerobic digestion process into a more conventional MFA including pre-treatment and post-treatment for handling source-separated organic materials (Urtnowski-Morin et al., 2021).

This new tool however faces some challenges that should be used to guide future works in order to improve its prediction capability. In the current state of the tool, the moisture content of the waste is not considered in the modeling of the separation efficiency of the unit operations. However, high moisture content is known to reduce the efficiency of many sieving equipment (Ashkiki et al., 2019). It can also reduce the separation efficiency of paper materials in air classification (Rotter et al., 2004). This waste property could thus be included in future modeling development. For example, Ashkiki et al. (2019) modeled the clogging process of a trommel in a Canadian context. Moisture could also influence other waste properties such as the density.

Another limitation is related to the description of the waste material physical properties. These are characterized for a waste material in a given context. They need to be estimated or calculated for waste categories different than the ones already defined or for different contexts. However, defining physical properties of solid waste is a long and resource-intensive process. More research should therefore focus on determining physical properties in different contexts for more waste materials to increase the global knowledge related to these.

As mentioned before, the prediction of the fines materials fate is difficult due to the creation of new fines along the process. The process of fines creation along the treatment sequence could thus be investigated in future work in order to predict it.

Finally, future works should focus on developing more mechanistic models of unit operations and improving the current ones in order to provide a wide range of modeling possibilities. Air classification and bio-drying should be prioritized, since they both play an important role in MBT and both have a direct correlation with waste physical properties. Also, more separation efficiencies, expressed as transfer coefficients, should be determined for all the mechanical sorting unit operations since few data are currently available in the literature leading to high uncertainties related to the real performance of many sorting equipment.

8.5 Conclusion

A mixed modeling tool based on the integration of mechanistic modeling and transfer coefficient utilization was developed to predict the performance of a sequence of mechanical sorting unit operations of MSW. This tool, which is based on a rigorous description of the waste characteristics, including its composition, its PSD and its shape factor, is used to predict the characteristics of every

output stream of a mechanical sorting process. The combination of the two modeling approaches captures the influence of operating conditions of certain sorting unit operations, while limiting the complexity of the model. Its flexible structure allows to easily model different scenarios applicable to various location contexts.

Two mechanistic models are developed, for a trommel and a ballistic separator. The trommel module is adapted from the literature to take the PSD characteristics of the waste items into account. For the ballistic separator, a new modeling strategy is proposed. The separation efficiency is modeled based on a sigmoid function according to the void fraction of the waste materials.

The tool was validated by comparing the prediction results to actual characterizations obtained for a MRF targeting mixed MSW in a Canadian context. Even though some differences are observed between predictions and actual results of the fate of some waste materials, the performance indicators showed overall good predictions of the output product streams. In comparison to other modeling tools available in the literature, this tool takes into account the operating conditions of some unit operations, the sequence of equipment in the process, the input composition, and the physical properties of the waste, leading to a better confidence in the predictions. It thus represents an interesting opportunity to improve resource recovery by linking the waste characteristics to their recovery in an MRF. This could lead to a better understanding of the quality and the recovery of the targeted materials in such facilities and therefore improve the assessment of environmental impacts associated to them.

CHAPITRE 9 INFLUENCE DE LA CONFIGURATION DE LA CHAÎNE DE TRI ET DES CONDITIONS D'OPÉRATIONS SUR LA QUALITÉ DU TRI DES MATIÈRES RÉSIDUELLES MIXTES

9.1 Mise en contexte de l'étude de cas

Une étude de cas a été réalisée à partir des outils développés et présentés dans les chapitres précédents. L'objectif de l'étude de cas est de démontrer l'intérêt de ces outils en étudiant l'impact de la séquence de tri et des conditions d'opération d'une usine de TMB sur la qualité des matières récupérées dans un contexte québécois.

Puisque le bio-séchage n'a pas été modélisé dans le cadre de ce projet, la séquence modélisée inclut uniquement du tri mécanique. Il faut toutefois noter que dans un contexte québécois, la présence d'une étape de bio-séchage semble essentielle pour réduire l'humidité des matières à trier et ainsi limiter l'encrassement des différents équipements. Également, en raison de l'absence de débouchés permettant de valoriser adéquatement la matière organique, il a été considéré que la matière organique triée mécaniquement est traitée dans un procédé de carbonisation hydrothermale en vue de produire un CDD carbonisé. L'intégration du procédé de HTC dans la séquence de tri se fait à titre démonstratif et doit être considérée comme une des options pour améliorer la qualité de cette fraction. D'autres alternatives pourraient toutefois être privilégiées suite à d'autres analyses.

Afin de comparer les scénarios entre eux, différents critères de performance ont été définis permettant de classer les résultats selon différents objectifs. Également, les scénarios ont été filtrés en fonction de leur performance par rapport à certains critères minimaux de qualité. Dû à l'absence de normes québécoises ou canadiennes, la qualité des CDD produits dans l'étude de cas a été comparée aux normes européennes (CEN/EN 15359) (European Committee for Standardisation, 2006).

9.2 Méthodologie utilisée pour la réalisation de l'étude de cas

Pour la réalisation de l'étude de cas, différents scénarios ont été définis et résolus à partir de l'outil présenté au Chapitre 8. Un modèle de HTC a été ajouté à l'outil afin d'approfondir la réflexion sur la production d'un CDD carbonisé par un procédé de TMB. Différents critères ont également été définis afin d'analyser la performance des scénarios.

Pour cette analyse, la composition entrante utilisée correspond à la composition moyenne des matières résiduelles au Québec (ÉEQ & RECYC-QUÉBEC, 2021). Au niveau des propriétés physiques, les mêmes valeurs que celles définies dans le Chapitre 8 ont été utilisées. Finalement, pour la composition élémentaire, le PCI et le pourcentage d'humidité, les valeurs mesurées dans un contexte danois par Götze et al. (2016) ont été utilisées.

9.2.1 Description des scénarios

Différentes configurations potentielles d'une chaîne de traitement mécanique, ainsi que différentes conditions d'opération pouvant être utilisées pour le traitement de matières résiduelles dans un contexte québécois ont été identifiées. À partir d'une séquence de base, présentée dans la Figure 9.1, et de plusieurs conditions d'opérations différentes, présentées dans le Tableau 9-1, 1200 scénarios ont été définis en considérant toutes les combinaisons possibles de configuration.

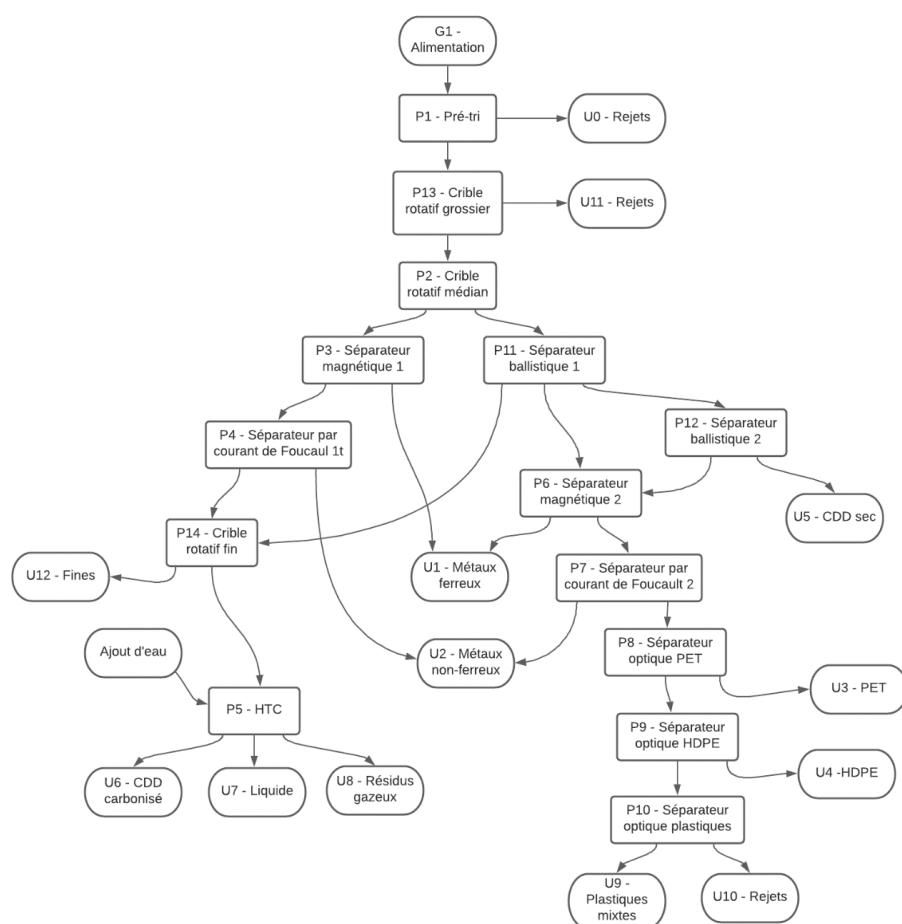


Figure 9.1 Scénario de base pour la modélisation du TMB

Les équipements pour lesquels des modifications sont effectuées sont les trois cribles rotatifs, les deux séparateurs balistiques et le séparateur optique de plastiques mixtes. En prenant, toutes les configurations possibles présentées dans le Tableau 9-1, un total de 1440 scénarios peuvent être créés. Par contre, certains de ces scénarios sont les mêmes ou ne sont pas possibles. Ainsi, 1200 scénarios ont été jugés possibles et ont donc été conservés.

Tableau 9-1 Description des conditions possibles pour l'étude de cas

Crible rotatif grossier	Crible rotatif médian	Premier séparateur balistique	Deuxième séparateur balistique	Séparation plastiques mixtes	Crible rotatif fin
Non (0)	5,1 cm (1)	Non (0)	Non (0)	Non (0)	Non (0)
20,3 cm (1)	7,6 cm (2)	0,5 cm (1)	Oui (1)	Vers CDD (1)	1 cm (1)
25,4 cm (2)	8,9 cm (3)	4,5 cm (2)		Vers recyclage (2)	2 cm (2)
30,5 cm (3)	10,2 cm (4)				3 cm (3)
	12,7 cm (5)				

Le nombre entre parenthèses dans le Tableau 9-1 permet de numéroté chaque condition afin de définir un indice de configuration comportant 6 chiffres pour chaque scénario. Par exemple, un scénario ayant un crible rotatif grossier de 30,5 cm, un crible rotatif médian de 7,6 cm, aucun séparateur balistique, une séparation des plastiques mixtes vers un marché de recyclage et un crible rotatif fin de 3 cm aurait l'indice de configuration suivant : 3-2-0-0-2-3.

La configuration de base et les conditions d'opération à tester ont été définies à partir d'exemples provenant de la littérature.

Pour les autres équipements que les séparateurs balistiques et les cribles rotatifs, les coefficients de transfert utilisés pour la validation du modèle (Chapitre 8) ont également été utilisés pour l'étude de cas.

9.2.2 Modèle de carbonisation hydrothermale

Le modèle de carbonisation hydrothermale développé se base sur des données issues de la littérature. Le procédé produit trois fractions, soit un solide carbonisé, une phase liquide contenant des composés organiques dissous et une phase solide contenant principalement du CO₂. L'approche de modélisation repose sur une estimation du rendement massique dans la phase solide et dans la phase gazeuse pour les principaux éléments chimiques, et l'estimation des caractéristiques du produit solide à partir de résultats expérimentaux en laboratoire.

Le rendement massique dans la phase solide (η), le pouvoir calorifique supérieur (PCV), le contenu en carbone fixe (CF), le contenu en matières volatiles (MV), et le contenu en C, O, H et N sont tirés de la littérature pour des conditions d'opérations similaires, soit environ 250°C et 1h de temps de résidence, et différents types de matières résiduelles. Les données utilisées et les sources associées sont présentées dans le Tableau 9-2. Ces données permettent de calculer la quantité de solide carbonisé produit, ainsi que ses principales caractéristiques.

Tableau 9-2 Hypothèses utilisées pour la modélisation du procédé de HTC

	η	PCV (MJ/kg)	MV	CF	C (%)	O (%)	H (%)	N (%)	Source
Papiers et cartons	0,341	23,9	0,528	0,200	76,7	17,1	6,1	0,1	(Berge et al., 2011)
Déchets organiques	0,456	29,1	0,534	0,300	76,9	11,3	6,6	5,2	(Berge et al., 2011)
Résidus verts	0,618	19,6	0,69	0,250	50,9	43,5	5,2	0,4	(Sharma et al., 2019)
Bois	0,59	23,5	0,63	0,36	62,2	32,7	5,1	0,0	(Hwang et al., 2012)
Textiles	0,72	20,89	0,737	0,258	57,0	38,5	4,3	0,2	(Lin et al., 2016)
Plastiques	Aucune dégradation et aucune interaction								
Autres inertes	Aucune dégradation et aucune interaction								

Pour ce qui est de la répartition des autres éléments, il a été posé qu'ils se répartissent entre la phase solide et la phase liquide selon les données expérimentales obtenues par différentes sources (Danso-Boateng et al., 2015; Escala et al., 2013; Liu & Balasubramanian, 2014; Peng et al., 2017). Pour la fraction liquide, le modèle permet uniquement de calculer sa composition élémentaire à

partir d'un bilan de masse. Finalement, il a été posé que le gaz contient 95% de CO₂ et 5% de CO avec un rendement massique de 8%, ce qui correspond à un rendement similaire à ceux observés dans la littérature.

Malgré le fait que ce modèle repose sur plusieurs hypothèses importantes et n'a pas été validé expérimentalement, il peut être utilisé pour effectuer des prédictions générales en lien avec l'implantation d'un procédé de HTC dans un TMB. Ainsi, l'objectif est principalement de donner un ordre de grandeur pour certaines variables générales, comme le pouvoir calorifique du produit et le rendement massique. Il faut toutefois faire attention lors de l'interprétation des résultats.

9.2.3 Critères de performance et analyse de qualité

Afin de comparer les scénarios entre eux, deux approches sont utilisées. Tout d'abord, les scénarios sont filtrés en fonction de si leurs produits respectent certains standards de qualité. Ainsi, la qualité des fractions destinées à la valorisation énergétique est comparée aux principaux éléments de la norme sur les CSR définie par le comité européen de normalisation (European Committee for Standardisation, 2006). Cette norme a été utilisée puisqu'il n'y a présentement pas de normes équivalents au Québec et au Canada. Les principaux critères utilisés pour l'analyse sont présentés dans le Tableau 9-3 et permettent de classer les CSR en 5 classes distinctes. Dans le cas présent, deux produits sont destinés à la valorisation énergétique, soit le flux de matières combustibles produit à partir de matières sèches et séparé par les séparateurs balistiques (U5) et le flux de matières organiques traités par carbonisation hydrothermale (U6). Pour le reste de l'étude, le premier sera identifié par le terme CDD sec et le deuxième par le terme CDD carbonisé.

Tableau 9-3 Critères définis par le comité européen de standardisation pour classer les CSR

		Classes				
		1	2	3	4	5
Pouvoir calorifique inférieur	MJ/kg sur base humide	≥ 25	≥ 20	≥ 15	≥ 10	≥ 3
Contenu en chlore	% sur base sèche	≤ 0,2	≤ 0,6	≤ 1,0	≤ 1,5	≤ 3,0
Contenu en mercure	mg/MJ sur base humide	≤ 0,02	≤ 0,06	≤ 0,16	≤ 0,30	≤ 1,0

Une fois les scénarios filtrés selon leur capacité à répondre à la norme mentionnée précédemment, ils ont été classés selon 4 critères de performance.

Le premier critère définit le rendement massique des produits destinés aux filières de recyclage (RMR) selon la formule suivante :

$$RMR = \frac{\sum_{j=1}^{n_{rec}} F_j}{F_{in}} \quad \forall j \in S_{rec} \quad (9-1)$$

où F_j est la masse du flux de matière j , F_{in} est la masse du flux de matière entrant au procédé et S_{rec} est l'ensemble de flux destinés aux marchés du recyclage de longueur n_{rec} . Dans le cas présent, les flux destinés aux marchés de recyclage incluent les métaux ferreux (U1), les métaux non-ferreux (U2), le PET (U3), le HDPE (U4), et dans certaines configurations, les plastiques mixtes.

Le deuxième critère définit le rendement énergétique des produits destinés aux filières de valorisation énergétique (RMV) selon la formule suivante :

$$RMV = \frac{\sum_{j=1}^{n_{val}} E_j}{E_{in}} \quad \forall j \in S_{val} \quad (9-2)$$

où E_j est le contenu énergétique (MJ) contenu dans le flux de matière j , E_{in} est le contenu énergétique (MJ) du flux de matière entrant au procédé et S_{val} est l'ensemble de flux destinés à la valorisation énergétique de longueur n_{val} . Dans le cas présent, les flux destinés à la valorisation énergétique incluent le CDD sec (U5) et le CDD carbonisé (U6).

Le troisième critère définit un index représentant la pureté pondérée des flux de matières destinés aux marchés de recyclage (IPR) selon la formule suivante :

$$IPR = \sum_{j=1}^{n_{rec}} \frac{F_j}{\sum_{j=1}^{n_{rec}} F_j} \frac{F_{j,c}}{F_j} \quad \forall j \in S_{rec} \quad (9-3)$$

où $F_{j,c}$ est la masse de la matière ciblée dans le flux j . Pour chaque marché de recyclage, la matière ciblée correspond à la matière principalement ciblée dans le ballot. La seule exception est le ballot de plastiques mixtes, pour lequel trois catégories de matières ont été considérées comme ciblées, soit le PET, le HDPE et les plastiques mixtes.

Le quatrième critère définit un index représentant la pureté pondérée des flux de matières destinés à la valorisation énergétique (IPV) selon la formule suivante :

$$IPV = \sum_{j=1}^{n_{val}} \frac{F_j}{\sum_{j=1}^{n_{val}} F_j} \frac{F_{j,c}}{F_j} \quad \forall j \in S_{val} \quad (9-4)$$

Dans ce cas, les matières ciblées considérées pour une valorisation énergétique sont celles ayant un PCI supérieur à 12 MJ/kg sur une base humide. Il a été considéré qu'il n'est pas possible de séparer les matières n'ayant pas réagies durant l'étape de HTC du CDD carbonisé.

9.3 Résultats et discussion

La qualité des deux CDD produits par les différentes configurations de TMB est comparée à la norme identifiée, puis les scénarios permettant d'atteindre une qualité minimale sont comparés entre eux à partir des quatre critères de performance définis.

9.3.1 Analyse de la qualité des produits

Sur les 1200 scénarios analysés, aucun ne permet d'obtenir un produit combustible respectant les trois critères pour la classe 1, 2 ou 3 (Tableau 9-3) pour les deux CDD, tandis que 626 scénarios permettent d'obtenir une classe 4 pour les deux CDD. Les résultats obtenus pour les trois critères sont présentés dans la Figure 9.2 sous forme de diagramme à moustaches. Pour ces diagrammes, les trois lignes de la boîte représentent les trois quartiles, soit la valeur qui sépare les premiers 25%, 50% et 75%. Les deux extrémités représentent les données minimales et maximales comprises dans l'intervalle correspondant à la valeur du quartile le plus proche plus ou moins 1.5 fois la différence entre le troisième quartile et le premier quartile. Finalement, les points à l'extérieur représentent les valeurs aberrantes.

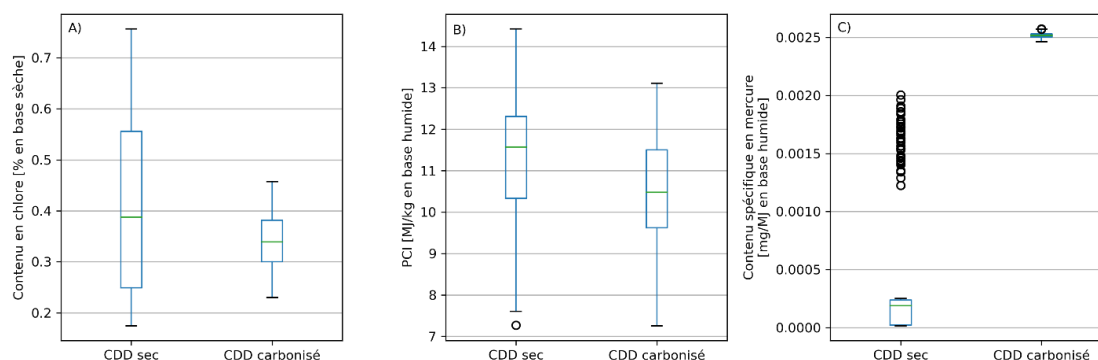


Figure 9.2 Diagramme à moustaches de la qualité des produits combustibles selon trois les critères, A) contenu en chlore, B) pouvoir calorifique inférieur et C) contenu en mercure

Parmi ces trois critères, le principal frein à l'atteinte d'une bonne qualité de CDD, autant pour le combustible sec que le combustible carbonisé, vient du faible PCI obtenu. Ceci a d'ailleurs été observé expérimentalement pour la production d'un CDD à partir de matières résiduelles (Bessi et al., 2016). En effet, une valeur de PCI inférieure à 15 MJ/kg est obtenue pour les deux combustibles dans tous les scénarios, ce qui est inférieur au critère pour atteindre la classe 3. Pour ce qui est du critère du contenu en chlore, les valeurs obtenues font en sorte que les deux produits sont principalement situés dans la classe 2, ou dans la classe 1 pour certains scénarios plus rares pour le CDD sec. Finalement, pour ce qui est du contenu en mercure, les résultats obtenus sont nettement plus petits que la limite inférieure pour atteindre la classe 1, faisant en sorte que tous les scénarios permettent d'obtenir un combustible respectant la classe 1. Toutefois, il est nécessaire de prendre ce dernier résultat avec prudence, puisque le mercure est présent en très faible quantité dans les ordures ménagères. Ainsi, il n'est pas toujours détecté dans les caractérisations réalisées. Il est donc possible qu'une caractérisation réelle mène à un contenu en mercure plus élevé. Toutefois, dans leur analyse de plusieurs échantillons de CDD produits par tri mécanique à partir de matières résiduelles, Bessi et al. (2016) ont montré que tous les échantillons respectaient le critère de classe 1 pour le contenu en mercure, montrant que ce critère n'est généralement pas limitant.

Comme le PCI se trouve à être un frein important pour atteindre une bonne qualité de CDD, ce paramètre a été étudié plus en détail pour les deux produits. Deux scénarios ont été comparés pour le CDD sec, soit lorsqu'aucune étape supplémentaire n'est effectuée (scénario 1A) ou lorsqu'un séchage est effectué permettant de retirer toute l'eau encore présente (scénario 1B). Pour le CDD carbonisé, quatre scénarios sont comparés, soit un traitement de la matière organique par une étape de HTC (scénario 2A), un traitement de la matière organique par une étape de HTC suivi d'une séparation parfaite de tous les composés inertes (scénario 2B), aucun traitement de la matière organique (scénario 2C) et un séchage de la matière organique uniquement (scénario 2D). Les résultats sont présentés dans la Figure 9.3. Dans cette figure, les lignes pointillées identifient les différentes classes pour le critère du PCI tel que présenté dans le Tableau 9-3.

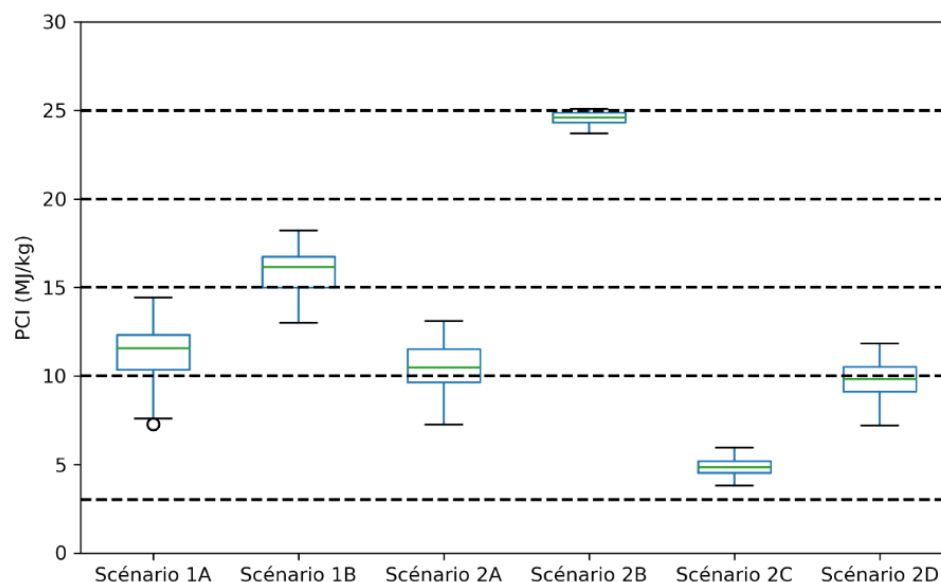


Figure 9.3 Comparaison de scénarios pour la production d'un CDD

Au niveau des scénarios 1A et 1B, un séchage du CDD permettrait d'obtenir un PCI supérieur à 15 MJ/kg pour la plupart des configurations, ce qui permettrait d'atteindre un CDD de classe 3 pour ce critère. L'utilisation d'une étape de bio-séchage permettrait donc d'améliorer le PCI de la fraction. Toutefois, comme cette étape permet uniquement d'abaisser l'humidité des matières résiduelles à environ 20%, une autre étape de séchage serait possiblement nécessaire en vue d'atteindre 15 MJ/kg pour beaucoup de configurations modélisées.

Au niveau des scénarios étudiés pour le CDD carbonisé, le scénario 2B se démarque clairement des autres scénarios en étant le seul permettant d'obtenir un CDD de classe 1-2. La possibilité de séparer les matières inertes du combustible carbonisé n'est toutefois pas garantie et devrait être étudiée plus en détail. Une certaine quantité des matières inertes pourrait par exemple être retirée en se basant sur une différence de tailles de particules ou par différence de densité. Ainsi, il serait possible d'obtenir un PCI entre le scénario 2A et le scénario 2B selon la capacité de séparation.

Dans le cas où aucune séparation des matières inertes n'est possible, le procédé de HTC (2A) permet d'obtenir un PCI équivalent à un séchage complet des matières organiques (2D). Une analyse énergétique pourrait donc permettre de trancher parmi les deux approches pour déterminer laquelle aurait le meilleur rendement énergétique. L'avantage du scénario 2A par rapport au scénario 2D est toutefois qu'il permet également une diminution des concentrations de contaminants comme le chlore. Également, le scénario pour lequel aucun traitement n'est effectué

(2C), il est possible d'observer qu'un PCI significativement plus faible est obtenu que pour les autres et ne permet pas de produire un combustible intéressant pour une valorisation énergétique.

9.3.2 Performance des scénarios

En considérant les scénarios 1A et 2A (Figure 9.3) pour la production des CDD, les quatre critères de performance définis dans la section 9.2.3 ont été calculés pour toutes les configurations modélisées de TMB. Les critères sont comparés deux à deux dans la Figure 9.4 afin d'analyser les corrélations potentielles entre ceux-ci. Ainsi, le critère de récupération et le critère de pureté sont comparés pour les deux types de produits.

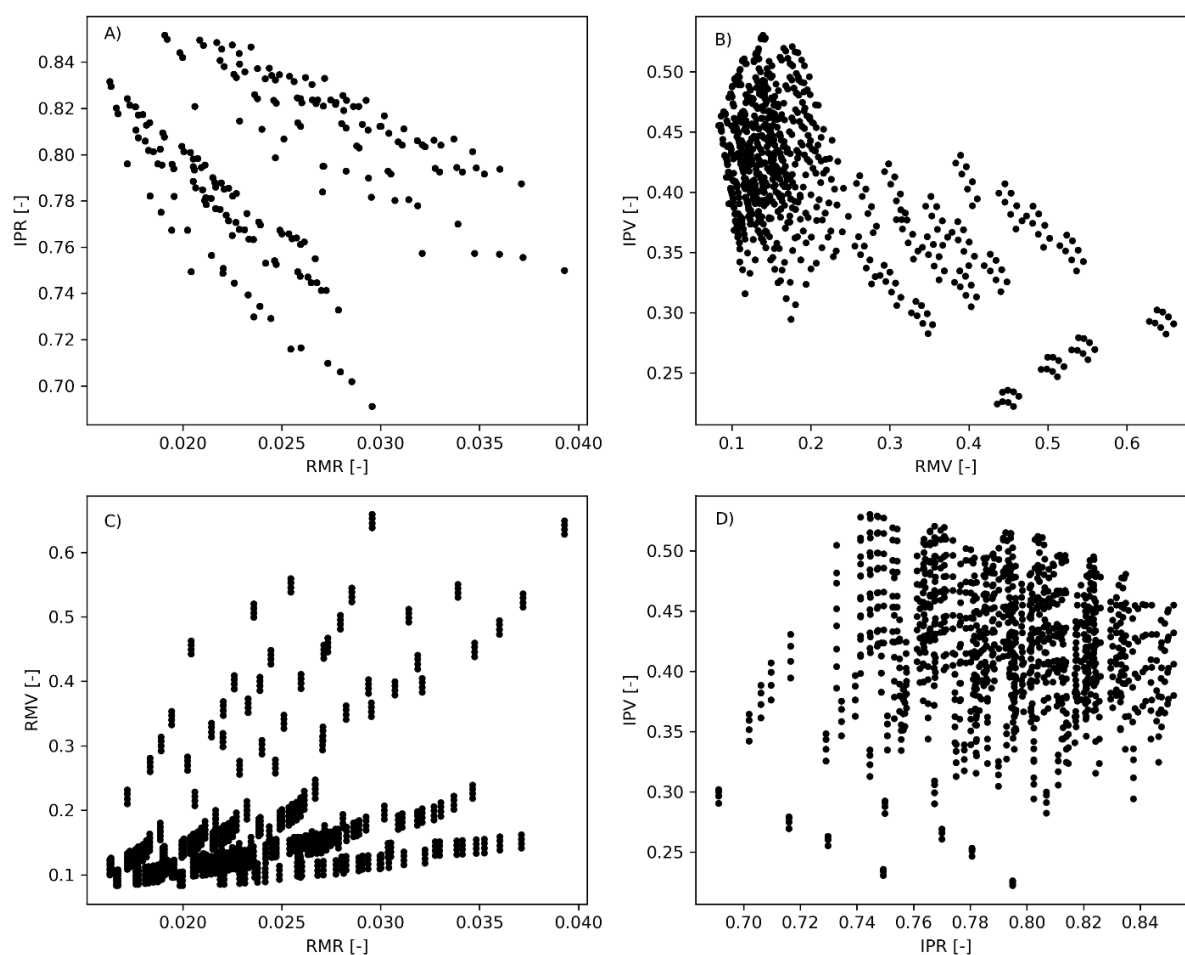


Figure 9.4 Variation des critères deux à deux pour A) la pureté (IPR) et la récupération (RMR) des matières recyclables, B) la pureté (IPV) et la récupération (RMV) des matières combustibles, C) la récupération des matières combustibles (RMV) et la récupération des matières recyclables (RMR) et D) la pureté des matières combustibles (IPV) et la pureté des matières recyclables (IPR)

La Figure 9.4A et la Figure 9.4B montrent une corrélation inverse entre la pureté et la récupération des matières, autant au niveau des matières séparées pour les filières du recyclage (coefficient de corrélation de -0,23) que les matières séparées pour une valorisation énergétique (coefficient de corrélation de -0,63). Ceci indique très clairement qu'il n'est pas possible de maximiser ces deux paramètres en même temps. Ainsi, il est nécessaire de faire un compromis entre ces deux variables en fonction des objectifs du centre. Au niveau de la corrélation entre la récupération des matières recyclables et des matières combustibles (Figure 9.4C), les résultats semblent indiquer qu'une augmentation de l'un de ces critères permet également une augmentation de l'autre puisqu'une faible corrélation est observée (coefficient de corrélation de 0,35). Ainsi, augmenter la quantité de matières recyclables ne se traduit pas nécessairement par une diminution de la récupération des matières combustibles, ce qui est très intéressant pour assurer la viabilité de ce type de procédés. Une très faible corrélation est également observée pour la qualité des produits dédiés aux filières de recyclage et aux filières de valorisation énergétique (Figure 9.4D), puisqu'un coefficient de corrélation de 0,12 est obtenu, montrant que le lien entre ces variables est faible. Ainsi, améliorer la qualité d'un produit ne se traduit pas par une diminution de la pureté de l'autre.

Les scénarios ont ensuite été filtrés afin de conserver uniquement les scénarios permettant de respecter le critère 2 pour le contenu en chlore et le critère 4 pour le PCI. Puis les scénarios ont été analysés afin de déterminer lesquels permettent d'obtenir la meilleure performance en fonction des critères considérés. Les cinq meilleures configurations pour les quatre critères sont présentées dans le Tableau 9-4. Dans certains cas, plusieurs configurations sont données pour une valeur unique d'un critère puisque ces configurations permettent d'obtenir exactement la même performance. Ceci arrive lorsqu'un équipement n'a pas d'influence sur un critère. Par exemple, le crible rotatif fin n'a pas d'influence sur la récupération des matières recyclables.

Tableau 9-4 Meilleures configurations de TMB selon le critère de performance considéré

RMR		RMV		IPR		IPV	
Configurations	Valeurs	Configurations	Valeurs	Configurations	Valeurs	Configurations	Valeurs
0-1-2-1-2-3	0,036	0-5-0-0-1-0 0-5-0-0-0-0	0,411	1-5-2-0-2-1 1-5-2-0-2-2 1-5-2-0-2-3 1-5-2-0-2-0	0,852	0-3-1-1-1-3	0,530
0-2-1-1-2-2 0-2-1-1-2-3	0,035	0-5-0-0-1-1 0-5-0-0-0-1	0,404	1-5-1-0-2-1 1-5-1-0-2-2 1-5-1-0-2-3 1-5-1-0-2-0	0,850	0-3-2-1-1-3	0,529
0-2-2-1-2-2 0-2-2-1-2-3	0,035	0-5-0-0-1-2 0-5-0-0-0-2	0,397	1-4-2-0-2-1 1-4-2-0-2-2 1-4-2-0-2-3	0,850	0-4-1-1-1-3	0,529
0-3-1-1-2-1 0-3-1-1-2-2 0-3-1-1-2-3	0,034	0-5-0-0-1-3 0-5-0-0-0-3	0,389	1-3-2-0-2-1 1-3-2-0-2-2 1-3-2-0-2-3	0,849	0-2-1-1-1-3	0,528
0-3-2-1-2-1 0-3-2-1-2-2 0-3-2-1-2-3	0,034	3-5-0-0-1-0 3-5-0-0-0-0	0,320	1-2-2-0-2-2 1-2-2-0-2-3	0,847	0-4-2-1-1-3	0,527

Au niveau de la récupération des matières en vue de leur acheminement vers des filières de recyclage (RMR), il est tout d'abord possible de constater que même pour le scénario le plus performant, une quantité relativement faible de matières est récupérée, soit environ 3,5% de l'intrant. La valeur théorique maximale du RMR est de 5,4%, valeur qui pourrait théoriquement être atteinte si tous les équipements séparant des matières recyclables avaient une efficacité de 100%. Cette faible récupération est attendue puisque la récupération de matières recyclables n'est généralement pas le principal objectif visé par un TMB. Une quantité de matières recyclables similaire est d'ailleurs obtenue pour le centre de tri de *Valoris* au Québec. Les cinq scénarios ont tous en commun qu'ils ne comprennent pas de crible rotatif grossier, ont deux séparateurs balistiques et acheminent les plastiques mixtes vers les marchés de recyclage. La principale différence se situe au niveau de la taille des ouvertures du crible rotatif médian. Plus la taille des

ouvertures est petite, plus la quantité de matières recyclables récupérée est importante puisqu'une quantité moins importante de ces matières est perdue dans le flux de matières organiques. Malgré une bonne récupération, on peut toutefois s'attendre à ce qu'une faible qualité de ces matières soit obtenue.

Au niveau du critère de qualité des matières recyclables récupérées (IPR), des configurations très différentes sont d'ailleurs observées que pour le RMR. Ainsi, pour favoriser la qualité des matières recyclables, un crible rotatif grossier ayant la plus petite taille d'ouvertures et un crible rotatif médian ayant la plus large taille d'ouvertures devraient être utilisés. Comme pour le RMR, le premier séparateur balistique devrait être utilisé, les plastiques mixtes devraient être envoyés vers des filières de recyclage et le crible rotatif fin n'a pas d'influence. Ces tailles d'ouvertures pour les deux premiers cribles rotatifs permettent de retirer plusieurs contaminants de la ligne de contenants permettant ainsi d'obtenir de meilleures puretés, car plusieurs contaminants inertes ont une taille de particules élevée, mais se traduisent par une diminution importante de la récupération. Au niveau du deuxième séparateur balistique, son utilisation semble mener à une diminution de la qualité des matières recyclables, possiblement par une concentration de certaines matières incorrectement triées par les séparateurs optiques.

Au niveau de la récupération de matières destinées à une filière de valorisation énergétique (RMV), tous les scénarios les plus performants ont en commun qu'ils n'ont pas de crible rotatif grossier, ont une large taille d'ouvertures pour le crible rotatif médian, n'ont pas de séparateur balistique. Ils ont cependant des tailles d'ouvertures variables au niveau du crible rotatif fin, puisque cet équipement permet principalement de retirer des matières inertes et n'a donc pas d'effet sur le rendement énergétique. Au niveau de la séparation des plastiques mixtes, le fait de ne pas avoir de séparation ou d'effectuer une séparation vers les filières de valorisation énergétique s'équivaut dans ces cinq configurations puisque lorsqu'il n'y a pas de séparateur balistique, toutes les matières n'ayant pas été récupérées de la ligne de contenant sont envoyées vers une valorisation énergétique. Ceci permet donc de favoriser la récupération, mais aux dépens de la qualité. Une large taille des ouvertures du crible rotatif médian est observée, car cela permet d'augmenter le PCI des matières organiques qui auraient autrement un contenu énergétique beaucoup plus faible. Ceci tend à démontrer que l'utilisation d'un procédé de HTC permet d'augmenter le rendement énergétique d'un TMB.

Finalement, au niveau de la pureté des matières destinées à la filière de la valorisation énergétique (IPV), la présence d'un crible rotatif grossier n'est pas nécessaire, mais les deux séparateurs balistiques doivent être présents, ainsi qu'un crible rotatif fin ayant la plus large taille d'ouvertures. Également, les plastiques mixtes doivent être acheminés vers la valorisation énergétique. Au niveau du crible rotatif médian, une taille d'ouvertures moyennes, soit entre 3 et 4 pouces est à privilégier. Ainsi, tel qu'attendu, une configuration complètement différente doit être utilisée pour produire des CDD de qualité que pour produire des quantités importantes de CDD.

Ces résultats démontrent très clairement une opposition entre les configurations à privilégier pour atteindre une bonne récupération et une bonne pureté des différents produits d'une séquence de tri mécanique. Le Tableau 9-4 permet donc de privilégier certaines configurations de scénarios selon les différents critères, mais ne permet toutefois pas de choisir un scénario par rapport aux autres à partir d'un score unique. Pour ce faire, il est possible de pondérer les différents critères à partir de l'équation 9-1. Dans le cas présent, une pondération égale a été donnée à tous les facteurs. Il est toutefois possible de donner une pondération plus importante à un facteur, selon les objectifs spécifiques du centre.

$$C_c = 0.25 \frac{C_{1,c} - C_{1,min}}{C_{1,max} - C_{1,min}} + 0.25 \frac{C_{2,c} - C_{2,min}}{C_{2,max} - C_{2,min}} + 0.25 \frac{C_{3,c} - C_{3,min}}{C_{3,max} - C_{3,min}} + 0.25 \frac{C_{4,c} - C_{4,min}}{C_{4,max} - C_{4,min}} \quad (9-5)$$

où C_c est le critère global pour la configuration c , $C_{1,c}$ est la valeur du premier critère, $C_{1,min}$ est la valeur minimale obtenue pour le premier critère et $C_{1,max}$ est la valeur maximale obtenue pour le premier critère. Cette équation permet donc d'obtenir une performance globale ayant une valeur entre 0 et 1. Les 10 configurations obtenant la valeur la plus élevée pour le critère global de performance et la valeur obtenue pour ce critère sont présentées dans le Tableau 9-5.

Tableau 9-5 Configuration des scénarios permettant d'obtenir les valeurs les plus élevées de C_c

Rang	Configuration	Valeur de C_c
1	0-2-2-0-2-3	0,621
2	0-2-1-1-2-3	0,618
3	0-3-2-0-2-3	0,618
4	0-2-2-1-2-3	0,618
5	0-2-1-0-2-3	0,617
6	0-3-1-0-2-3	0,615
7	0-1-2-1-2-3	0,615
8	0-1-2-0-2-3	0,612
9	0-3-1-1-2-3	0,611
10	0-3-2-1-2-3	0,610

En analysant ces résultats, certains aspects reviennent systématiquement dans toutes les configurations. Ainsi, pour effectuer un compromis entre les quatre critères, il n'est pas nécessaire d'avoir de crible rotatif grossier, le premier séparateur balistique doit être présent, les plastiques mixtes doivent être envoyés vers une filière de recyclage et il est nécessaire d'avoir un crible rotatif fin. Au niveau du crible rotatif médian, une taille d'ouvertures de 7.6 ou 8.9 cm est à privilégier. Pour ce qui est du deuxième séparateur balistique, sa nécessité dépend du scénario et son utilisation ne semble donc pas cruciale. Également, la taille des ouvertures du premier séparateur balistique ne semble avoir un impact important, probablement dû au fait que les quantités récupérées sont relativement faibles.

Les résultats obtenus pour la taille des ouvertures de crible rotatif correspondent à ce qui est généralement observé dans la littérature, puisque des tailles d'ouverture de 8-9 cm ont souvent été rapportées (Montejo et al., 2010). Au niveau de la récupération des plastiques mixtes, même si le résultat de cette étude démontre qu'il serait préférable d'en effectuer la valorisation par recyclage, les deux alternatives devraient être étudiées à partir d'une analyse environnementale. Comme mentionné dans la revue de la littérature, cette fraction est généralement plus difficilement recyclable et est souvent caractérisée par une qualité moindre. Toutefois, la modélisation réalisée permet d'avoir des bases solides pour effectuer cette analyse.

9.4 Conclusions de l'étude de cas

Cette étude de cas a permis de montrer que l'outil développé peut prédire la composition et les caractéristiques des différents produits issus d'un tri mécanique de matières résiduelles. Également, l'outil permet de modéliser l'impact d'intégrer un procédé de conversion thermique à une chaîne de tri mécanique. Ceci permet de facilement comparer plusieurs scénarios et configurations de systèmes pour la valorisation des matières résiduelles et peut faciliter la prise de décision selon la situation dans laquelle le système doit être implanté. Par exemple, la disponibilité d'énergie renouvelable et à faible émission de carbone dans un marché, les politiques gouvernementales et la présence de débouchés locaux pour les matières résiduelles peuvent toutes influencer considérablement la stratégie optimale de gestion, ainsi que la configuration privilégiée pour un TMB.

Dans le cas présent, il a été montré que lors de l'implantation d'un procédé de TMB dans un contexte québécois, la valorisation énergétique des fractions combustibles semble indispensable malgré le profil énergétique actuel, puisque sans cette valorisation, le procédé ne permet de récupérer qu'au plus 3,5% des matières. Par contre, en regard des critères de qualité, il a été montré que l'atteinte d'un PCI élevé est le principal frein à la valorisation énergétique des matières résiduelles. Un séchage du CDD sec et une séparation des inerts du CDD carbonisé pourraient cependant considérablement améliorer la classe des CDD produits.

Une comparaison de la performance des différents scénarios en regard de leur capacité à produire des CDD et des matières recyclables a montré qu'il est possible de combiner ces deux objectifs, puisqu'il n'y a pas de corrélation inverse entre ces deux objectifs autant au niveau de la qualité que de la récupération. Toutefois, l'atteinte d'une récupération élevée se fait nécessairement au profit d'une perte de pureté et vice versa. Ceci a d'ailleurs été observé pour les deux types de produits. Des compromis doivent donc être faits à partir d'un critère de comparaison unique, nécessitant toutefois une pondération des différents facteurs. Lorsque les 4 critères définis sont jugés égaux en termes d'importance, il est possible de maximiser la performance du TMB en utilisant une configuration requérant un crible rotatif médian d'environ 8 cm, un crible rotatif fin de 3 cm, un séparateur balistique et une séparation des plastiques mixtes pour l'acheminement vers des marchés de recyclage.

CHAPITRE 10 DISCUSSION GÉNÉRALE

L'objectif principal de ce projet de recherche était de développer un outil prédictif permettant de représenter un procédé de TMB de matières résiduelles et pouvant capturer l'impact des mécanismes physiques et des propriétés des matières résiduelles. Cet objectif a principalement été atteint dans le Chapitre 8 alors que l'outil développé est présenté et dans le Chapitre 9, dans lequel il est utilisé dans une étude de cas. Toutefois, pour produire ces résultats, et ainsi répondre aux principales limitations identifiées dans la littérature quant à la modélisation du tri mécanique des matières résiduelles, plusieurs étapes ont dû être réalisées.

Ainsi, afin d'améliorer la compréhension des mécanismes du tri mécanique des matières résiduelles, il a tout d'abord été montré qu'il est nécessaire d'obtenir plus d'informations sur les flux de matières et les efficacités de séparation des centres existants. Pour remédier à l'absence de méthodologie disponible dans la littérature pour réaliser ce type d'analyses, le Chapitre 4 présente une approche systématique permettant de déterminer les flux de matières d'un centre de tri mécanique en se basant sur la réalisation de caractérisations. Ce chapitre vient ainsi combler un vide dans la littérature, tout en permettant d'obtenir des efficacités de tri pour plusieurs équipements, données qui sont souvent très peu disponibles. L'obtention de ces données a d'ailleurs été essentielle au développement d'un modèle de séparateur balistique en fournissant des efficacités utiles pour la calibration du modèle.

Le Chapitre 5 a ensuite permis d'identifier les limitations associées à la modélisation du tri mécanique des matières résiduelles à partir de coefficients de transfert et de dresser un portrait des données disponibles dans la littérature. Ce chapitre a également permis d'identifier des pistes pour améliorer la modélisation du tri mécanique, permettant ainsi d'établir les bases de l'outil. Comme il a été déterminé qu'une modélisation des mécanismes était nécessaire pour représenter les séparateurs directs ciblant une propriété, il a également été déterminé qu'une meilleure compréhension des propriétés physiques des matières résiduelles devait être atteinte, puisque la revue de la littérature a soulevé plusieurs limitations à ce niveau.

Le Chapitre 6 et le Chapitre 7 ont ainsi permis de remédier à cette lacune en analysant trois principales propriétés physiques des matières résiduelles importantes pour le tri mécanique, soit la densité, le facteur de forme et la taille des particules. L'approche utilisée pour représenter le facteur de forme, soit la fraction de vide des matières, permet de quantifier pour une première fois cette

propriété dans le contexte des matières résiduelles, venant ainsi combler un vide important dans la littérature. Ceci a également mené à la modélisation du séparateur balistique et ouvre la porte à la modélisation de plusieurs autres équipements ciblant cette propriété. Au niveau de la représentation de la taille des particules des matières résiduelles, l'identification d'une distribution permettant de représenter l'ensemble des catégories de matière, soit la distribution de Rosin-Rammler, permet d'homogénéiser la modélisation de cette propriété dans la littérature. Ces chapitres ont donc contribué à l'amélioration de la modélisation des propriétés physiques dans la littérature et donc, fournis des bases solides pour la modélisation mécanistique des équipements de tri.

Cette modélisation, présentée dans le Chapitre 8, permet de remédier aux principales limitations identifiées dans la littérature et dans le Chapitre 5 en lien avec la modélisation du tri mécanique, soit l'impossibilité de prendre en compte les propriétés physiques des matières, les conditions d'opération des équipements de tri et la séquence des opérations. De plus, il permet d'effectuer une intégration judicieuse de modèles mécanistiques et de coefficients de transfert selon les besoins spécifiques des opérations unitaires, permettant ainsi d'obtenir un niveau de détail élevé lorsque nécessaire sans ajouter un niveau de complexité trop important. L'outil présenté est le premier modèle de tri mécanique se basant sur une représentation des mécanismes des équipements pour lequel une validation avec des données de terrain a été effectuée. La validation effectuée, étant réalisée pour un centre de tri réel avec des données de terrain, permet de démontrer l'intérêt de l'ensemble de la méthodologie.

Finalement, le modèle a été utilisé dans le Chapitre 9 pour analyser l'influence des conditions d'opération et de la séquence de tri sur l'efficacité d'un procédé de TMB auquel un procédé de carbonisation hydrothermale a été intégré à travers une analyse de scénarios. La flexibilité de l'outil développé répond à un besoin identifié en ayant la capacité de prédire l'efficacité de différentes configurations de tri pour différents flux de matières. Ainsi, le modèle peut être utilisé pour comparer des scénarios, déterminer les taux de recyclage d'un système, produire des inventaires de cycle de vie, analyser la récupération de nouveaux produits et prédire l'impact de l'ajout de nouvelles unités à un système existant. Cette capacité prédictive du modèle représente un atout indéniable dans le contexte actuel puisqu'il est attendu que les systèmes de gestion de matières résiduelles actuels évoluent dans les prochaines années devant l'émergence du concept d'éco-conception, la progression de la collecte à la source, l'élargissement de la consigne et l'intérêt grandissant pour la réduction à la source.

Lors de la réalisation de ce projet, plusieurs défis importants ont été rencontrés. Ainsi, très peu de données sont disponibles dans la littérature en lien avec la modélisation du tri mécanique des matières résiduelles et les propriétés physiques de ces matières. Également, les données disponibles font souvent face à un manque de transparence et doivent être trouvées dans des sources moins conventionnelles. Par exemple, beaucoup d'informations en lien avec le tri mécanique des matières résiduelles ont été trouvées dans des rapports techniques plutôt que dans des articles scientifiques ou des livres, faisant en sorte que les données sont plus difficiles à obtenir et que leur qualité n'est pas assurée. Également, les données disponibles datent souvent de plusieurs années ce qui limite leur validité. Afin d'approfondir la modélisation du tri mécanique des matières résiduelles, il est donc essentiel d'obtenir la majorité des données à l'interne, puisque la littérature n'en contient pas suffisamment.

Également, un autre défi important rencontré dans le cadre de ce projet est en lien avec les données réellement possibles d'obtenir dans un centre de tri mécanique. Ainsi, dans un centre de tri, il n'est pas possible de caractériser l'ensemble des convoyeurs. Le nombre de points qu'il est possible de réellement échantillonner est largement restreint, faisant en sorte qu'il n'est presque jamais possible de caractériser à la fois les matières entrantes et sortantes d'un équipement. Ceci limite grandement la possibilité de déterminer l'efficacité de différents équipements selon leurs conditions d'opération. Il est donc nécessaire de combler le manque de données disponibles par des caractérisations ciblées et des stratégies de résolution mathématique.

Finalement, effectuer des caractérisations de propriétés physiques des matières, comme la taille des particules, prend un temps considérable. La réalisation de ce type de mesure doit donc être très bien ciblée et planifiée afin d'optimiser le temps de caractérisation et s'assurer que des données pertinentes et représentatives sont obtenues dans le projet. Par exemple, caractériser les tailles de particules d'une quinzaine de catégories de matières d'un échantillon de 50 kg de matières recyclables peut facilement prendre une journée de travail à une équipe de quatre trieurs.

CHAPITRE 11 CONCLUSION

La conclusion inclut une synthèse des travaux réalisés durant ce projet, les principales limites identifiées et des recommandations en vue de travaux futurs.

11.1 Synthèse des travaux

Tout d'abord, la réalisation de ce projet de recherche a mené à l'amélioration de la représentation des propriétés physiques des matières résiduelles, variables qui sont essentielles à la modélisation des mécanismes du tri mécanique. Il a été montré que la taille des particules des matières résiduelles peut adéquatement être représentée par une distribution de Rosin-Rammler. Pour un mélange de matières résiduelles mixtes, la distribution des tailles de particules se traduit par deux modes, l'un pour les matières organiques et l'autre pour les matières inorganiques, démontrant l'intérêt d'utiliser cette propriété pour adéquatement séparer ces fractions. Une approche basée sur la fraction de vide a été proposée pour représenter le facteur de forme des matières résiduelles, permettant ainsi de quantifier pour une première fois cette propriété dans la littérature pour des matières résiduelles. Ceci permet également d'effectuer la modélisation d'équipements de tri ciblant cette propriété, comme les séparateurs balistiques. Le lien important entre les propriétés physiques des matières et la représentation numérique des opérations de tri a d'ailleurs été démontré à plusieurs reprises.

Outre l'étude des propriétés, ce projet a également mené au développement d'une méthodologie permettant de calculer les efficacités de tri des différents équipements d'un centre de tri de matières résiduelles à partir d'un algorithme d'optimisation linéaire. Ceci permet d'homogénéiser les hypothèses posées et d'ainsi donner une plus grande transparence et une plus grande cohérence aux résultats obtenus. Ceci pourrait ainsi permettre de faciliter l'acquisition de ce type de données, menant à une meilleure compréhension globale de l'opération de centre de tri de matières résiduelles.

Une analyse de la variabilité des efficacités de tri des opérations mécaniques des matières résiduelles a permis de catégoriser les principaux équipements en trois types selon l'approche à utiliser pour les modéliser, soit les séparateurs directs ciblant une propriété, les séparateurs directs ciblant une matière et les séparateurs indirects. De ces trois types, seuls les séparateurs directs ciblant une propriété requièrent d'être modélisés à partir d'une représentation des mécanismes

physiques puisqu'il a été montré qu'il est nécessaire de capturer l'effet des conditions opératoires sur l'efficacité de séparation pour ce type d'équipement.

Finalement, un nouveau modèle intégrant une approche de modélisation mécanistique et par coefficients de transfert a été développé et validé. Ce modèle permet de prendre en considération les principales conditions d'opération des équipements de tri, la configuration des équipements et les propriétés physiques des matières entrantes. Ainsi, le modèle développé est le premier outil présenté dans la littérature ayant été validé permettant de prendre en compte ces trois aspects pour la représentation numérique du tri mécanique de matières résiduelles. Cet outil a une grande flexibilité permettant de facilement effectuer des analyses de scénarios.

Une analyse réalisée a d'ailleurs permis de montrer que la production d'un combustible dérivé de déchets est essentielle pour permettre l'implantation d'un TMB dans un contexte québécois dû aux faibles taux de récupération des matières recyclables potentiellement atteignables, soit au mieux 3,5%. Plus encore, une valorisation énergétique de la fraction organique devrait être envisagée puisque sa valorisation matérielle semble peu envisageable due à sa faible qualité. Ceci devrait toutefois se faire suite à une mise en valeur de cette fraction, par exemple à partir d'un séchage important ou l'utilisation d'un procédé thermochimique comme la carbonisation hydrothermale. Les résultats de cette analyse ont également montré qu'une augmentation de la récupération des matières se traduit inévitablement par une réduction de sa qualité, et cela autant pour les matières recyclables que les matières combustibles. Il est donc essentiel de faire un compromis entre ces deux variables lors de la conception de ce type de procédé. Finalement, les travaux ont permis d'identifier une configuration de TMB permettant de faire un compromis entre les différents critères de qualité. Celle-ci indique qu'une séparation de la fraction organique à partir d'une séparation granulométrique d'environ 8 cm suivie d'une purification avec une séparation granulométrique de 3 cm sont nécessaires. Également, l'utilisation d'au moins un séparateur balistique est requise pour assurer une qualité suffisante des fractions produites.

L'ensemble de ces résultats témoigne que l'outil développé peut servir dans le contexte actuel de gestion des matières résiduelles pour favoriser une augmentation de la récupération des ressources. Cet outil peut également contribuer à mieux guider l'éco-conception des matières, la conception des centres de récupération et la planification globale des systèmes de gestion en fournissant des données d'analyses fiables.

11.2 Principales limitations et recommandations

La qualité des prédictions de l'outil développé dépend fortement de la qualité de la représentation des caractéristiques des flux de matières. Ainsi, plus le nombre de catégories de matières considéré dans la modélisation est grand, plus les catégories sont homogènes, et donc plus la prédiction des caractéristiques est adéquate. Également, plus la qualité des caractérisations est grande, plus la qualité des prédictions est bonne. Toutefois, la prise en compte d'un plus grand nombre de catégories est limitée par la complexité engendrée par le besoin de déterminer des propriétés physiques pour toutes les nouvelles catégories. Ainsi, le nombre relativement restreint de catégories de matières résiduelles présentement considérées, principalement pour les catégories de matières inertes, devrait être augmenté dans des versions futures afin d'augmenter la qualité des prédictions.

Également, les propriétés physiques sont déterminées à partir de caractérisation des matières. Par contre, à ce stade, l'analyse de la variation de ces propriétés en fonction de différents facteurs n'a pas été réalisée. Par exemple, les propriétés de certaines catégories de matières pourraient potentiellement varier en fonction de la saison, du niveau de compaction appliqué lors de la collecte et de l'humidité des matières. Les différentes propriétés peuvent donc potentiellement varier, ce qui n'a pas été considéré dans le cadre de ce projet. Une étude plus approfondie des sources de variation des propriétés physiques pourrait ainsi permettre d'augmenter la fiabilité des résultats.

Cette dernière limitation est d'ailleurs reliée à une autre limitation précédemment identifiée quant à la prise en compte de l'humidité pour la modélisation des opérations de tri. Ainsi, dans la version actuelle, autant l'impact du taux d'humidité sur les autres propriétés que sur la réduction de l'efficacité des équipements n'ont pas été considérés. Approfondir le lien entre ces paramètres pourrait donc contribuer à améliorer la qualité de la prédiction. Ceci ouvre également la porte à une modélisation du bio-séchage, qui pourrait mener à une amélioration de la modélisation de la séquence. Plus globalement, la modélisation mécanistique proposée permet de représenter une opération idéale, ce qui n'est pas toujours le cas dans les centres de tri de matières résiduelles. Ainsi, l'encrassement a été négligé, malgré le fait que ceci peut jouer un rôle important dans la réduction de l'efficacité des équipements de tri. Cet aspect pourrait donc être modélisé à partir de relation empirique en fonction de différents paramètres comme la température extérieure, l'humidité et le débit d'opération.

Il est également à noter que les contraintes associées à la valorisation des matières résiduelles autres que la qualité des matières n'ont pas été prises en compte à ce stade. Toutefois, le recyclage et la valorisation de certaines fractions de matières résiduelles dépendent de plusieurs autres facteurs tels que des contraintes environnementales et sociales. Ainsi, l'acceptabilité sociale, la mitigation des nuisances et les impacts environnementaux associés à la valorisation d'un produit peuvent grandement affecter la recyclabilité réelle de ce produit. La prise en compte de ces aspects pourrait permettre de mieux refléter la situation réelle.

Tous les résultats obtenus dans le cadre de ce projet l'ont été pour un contexte québécois. Toutefois, il serait possible d'utiliser ces résultats pour un contexte différent dans la mesure où les données brutes de propriétés physiques sont représentatives de la nouvelle situation à l'étude. Ainsi, la principale limite à l'extrapolation des résultats se situe au niveau de la représentativité de ces données pour d'autres contextes. Par exemple, il est possible que la composition des matières résiduelles, ou même la forme et la taille des objets, change selon les pays, les habitudes de consommation, les saisons, etc. Ainsi, pour permettre une utilisation de l'outil dans d'autres contextes, une investigation approfondie de cette représentativité devrait être réalisée. Toutefois, si un nombre de catégories de matières plus important était couvert dans une version future, il serait probablement plus facile d'extrapoler les résultats, puisque l'impact de la variation de la composition serait considérablement réduit.

Finalement, en raison des contraintes externes au projet, le modèle de HTC n'a pas pu être validé expérimentalement. Ainsi, la fiabilité de ce modèle n'est pas garantie et devrait être investiguée plus en détail. Également, d'autres modèles, incluant autant des opérations de tri mécanique que des procédés thermochimiques, devraient être développés dans une prochaine version afin d'augmenter le nombre de modules disponibles, permettant ainsi d'analyser différentes configurations et différentes possibilités d'intégration de procédé dans la séquence de tri mécanique.

11.3 Perspectives futures

L'outil développé dans cette thèse permet de calculer les flux de matières et leurs principales caractéristiques pour un centre de tri mécanique de matières résiduelles. Les chapitres précédents ont montré les principales utilisations de l'outil et les principaux résultats pouvant en être tirés. Ceux-ci s'appliquent autant au niveau du tri des matières recyclables que du tri des matières

résiduelles mixtes à partir d'un TMB. Toutefois, l'outil peut également servir dans d'autres contextes pour améliorer la planification des systèmes de gestion. Par exemple, l'outil développé peut jouer un rôle pour améliorer la recyclabilité des nouvelles matières mises en marché sachant qu'un focus important est présentement mis sur la recyclabilité réelle des produits, autant au niveau de leur recyclage que de leur séparation. Ainsi, il est essentiel de s'assurer que les nouvelles matières vont pouvoir être réellement récupérées dans les centres afin d'en effectuer le recyclage. Ceci doit donc passer par une modélisation rigoureuse de la séparation de ces nouvelles matières.

Également, il a été mentionné que certains questionnements ne peuvent pas être uniquement répondus avec l'outil développé. La planification en gestion des matières résiduelles dépend de plusieurs facteurs, qui ne sont pas exclusivement techniques, incluant des aspects énergétiques, environnementaux, sociaux et économiques. Ainsi, l'outil proposé doit servir de base pour guider ces analyses afin de s'assurer que les solutions choisies vont permettre d'obtenir des gains réels tout en s'intégrant adéquatement dans le contexte pour lequel elles sont proposées. Pour ce faire, l'outil développé peut servir pour calculer des inventaires de cycle de vie, menant à une description plus rigoureuse des flux de matières lors de l'analyse environnementale des produits. Une meilleure prédiction des émissions, des intrants et des différents produits peut ainsi être effectuée en utilisant l'approche de modélisation proposée dans cette thèse.

Finalement, l'approfondissement des connaissances en lien avec les propriétés physiques des matières et des mécanismes de séparation mécanique pourrait permettre d'améliorer l'approche utilisée pour séparer les matières, ainsi que les équipements utilisés. Les résultats permettent de mieux cibler les mécanismes devant être exploités pour séparer certaines matières, ouvrant la voie au développement de nouvelles stratégies et de nouveaux équipements.

RÉFÉRENCES

- Abeliotis, K., Kalogeropoulos, A., & Lasaridi, K. (2012). Life Cycle Assessment of the MBT plant in Ano Liossia, Athens, Greece. *Waste Management*, 32(1), 213-219. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2011.09.002>
- Adrados, A., de Marco, I., Caballero, B. M., López, A., Laresgoiti, M. F., & Torres, A. (2012). Pyrolysis of plastic packaging waste : A comparison of plastic residuals from material recovery facilities with simulated plastic waste. *Waste Management*, 32(5), 826-832. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2011.06.016>
- Agrawal, A., Verschueren, R., Diamond, S., & Boyd, S. (2018). A rewriting system for convex optimization problems. *Journal of Control and Decision*, 5(1), 42-60. <https://doi.org/10.1080/23307706.2017.1397554>
- Alderliesten, M. (2013). Mean Particle Diameters. Part VII. The Rosin-Rammler Size Distribution: Physical and Mathematical Properties and Relationships to Moment-Ratio Defined Mean Particle Diameters. *Particle & Particle Systems Characterization*, 30(3), 244–257. <https://doi.org/10.1002/ppsc.201200021>
- Allesch, A., & Brunner, P. H. (2015). Material Flow Analysis as a Decision Support Tool for Waste Management : A Literature Review. *Journal of Industrial Ecology*, 19(5), 753-764. <https://doi.org/10.1111/jiec.12354>
- Alter, H. (1983). *Materials Recovery from Municipal Waste : Unit Operations in Practice*. CRC Press.
- Alter, H., Gavis, J., & Renard, M. L. (1981). Design models of trommels for resource recovery processing. *Resources and Conservation*, 6(3), 223-240. [https://doi.org/10.1016/0166-3097\(81\)90051-1](https://doi.org/10.1016/0166-3097(81)90051-1)
- Andreasi Bassi, S., Boldrin, A., Faraca, G., & Astrup, T. F. (2020). Extended producer responsibility : How to unlock the environmental and economic potential of plastic packaging waste? *Resources, Conservation and Recycling*, 162, 105030. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.105030>

- Andreasi Bassi, S., Christensen, T. H., & Damgaard, A. (2017). Environmental performance of household waste management in Europe—An example of 7 countries. *Waste Management*, 69, 545-557. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.07.042>
- Apotheker, S. (1991). Volume-to-weight factors: Recycling's manifest density. *Resource Recycling*, 69-71.
- Ardolino, F., Berto, C., & Arena, U. (2017). Environmental performances of different configurations of a material recovery facility in a life cycle perspective. *Waste Management*, 68, 662-676. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.05.039>
- Arena, U., & Di Gregorio, F. (2014). A waste management planning based on substance flow analysis. *Resources, Conservation and Recycling*, 85, 54-66. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2013.05.008>
- Ashkiki, A. R., Felske, C., & McCartney, D. (2019). Impacts of seasonal variation and operating parameters on double-stage trommel performance. *Waste Management*, 86, 36-48. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.01.026>
- ASTM D5231-92(2016), Standard Test Method for Determination of the Composition of Unprocessed Municipal Solid Waste, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2016, www.astm.org
- ASTM D5519-15, Standard Test Methods for Particle Size Analysis of Natural and Man-Made Riprap Materials, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2015, www.astm.org
- ASTM E1037-15, Standard Test Method for Measuring Particle Size Distribution of RDF-5, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2015, www.astm.org
- ASTM E1109-19, Standard Test Method for Determining the Bulk Density of Solid Waste Fractions, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2019, www.astm.org
- Barton, J., Poll, A., Webb, M., & Whalley, L. (1985). *Waste sorting and RDF production in Europe*. London, UK: Elsevier Applied Science Publishers.
- Basso, D., Weiss-Hortala, E., Patuzzi, F., Castello, D., Baratieri, M., & Fiori, L. (2015). Hydrothermal carbonization of off-specification compost: A byproduct of the organic

- municipal solid waste treatment. *Bioresource Technology*, 182, 217-224. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2015.01.118>
- Basu, P. (2013). *Biomass Gasification, Pyrolysis and Torrefaction : Practical Design and Theory*. Elsevier Science & Technology. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/polymtl-ebooks/detail.action?docID=1319046>
- Bayard, R., de Araújo Morais, J., Ducom, G., Achour, F., Rouez, M., & Gourdon, R. (2010). Assessment of the effectiveness of an industrial unit of mechanical–biological treatment of municipal solid waste. *Journal of Hazardous Materials*, 175(1), 23-32. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2009.10.049>
- Berge, N. D., Ro, K. S., Mao, J., Flora, J. R. V., Chappell, M. A., & Bae, S. (2011). Hydrothermal Carbonization of Municipal Waste Streams. *Environmental Science & Technology*, 45(13), 5696-5703. <https://doi.org/10.1021/es2004528>
- Bernat, K., Wojnowska-Baryła, I., Zaborowska, M., & Samul, I. (2021). Insight into the Composition of the Stabilized Residual from a Full-Scale Mechanical-Biological Treatment (MBT) Plant in Terms of the Potential Recycling and Recovery of Its Contaminants. *Sustainability*, 13(10), 5432. <https://doi.org/10.3390/su13105432>
- Bessi, C., Lombardi, L., Meoni, R., Canovai, A., & Corti, A. (2016). Solid recovered fuel : An experiment on classification and potential applications. *Waste Management*, 47, 184-194. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.08.012>
- Beyer, C., & Pretz, T. (2004). Special requirements for material characterisation regarding the simulation of solid waste material processing. *Resources, Conservation and Recycling*, 42(2), 121-131. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2004.02.007>
- Beylot, A., Vaxelaire, S., Zdanevitch, I., Auvinet, N., & Villeneuve, J. (2015). Life Cycle Assessment of mechanical biological pre-treatment of Municipal Solid Waste : A case study. *Waste Management*, 39, 287-294. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.01.033>
- Białowiec, A., Pulka, J., Stępień, P., Manczarski, P., & Gołaszewski, J. (2017). The RDF/SRF torrefaction : An effect of temperature on characterization of the product – Carbonized

Refuse Derived Fuel. Waste Management, 70, 91-100.
<https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.09.020>

Bilitewski, B. (2010). Mechanical Treatment : Unit Processes. Dans T. H. Christensen, Solid Waste Technology & Management (p. 319-348). John Wiley & Sons, Ltd.
<https://doi.org/10.1002/9780470666883.ch24>

Bilitewski, B., Oros, C., & Christensen, T. H. (2010). Mechanical Biological Treatment. Dans T. H. Christensen (Éd.), Solid Waste Technology & Management (p. 628-638). John Wiley & Sons, Ltd.

Bisinella, V., Götze, R., Conradsen, K., Damgaard, A., Christensen, T. H., & Astrup, T. F. (2017). Importance of waste composition for Life Cycle Assessment of waste management solutions. Journal of Cleaner Production, 164(Supplement C), 1180-1191.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.07.013>

Björklund, A., Finnveden, G., & Roth, L. (2010). Application of LCA in Waste Management. Dans Solid Waste Technology & Management (p. 137-160). John Wiley & Sons, Ltd.
<https://doi.org/10.1002/9780470666883.ch11>

Blikra Veia, E., Martinez-Sanchez, V., & Thomsen, M. (2018). A Review of Waste Management Decision Support Tools and Their Ability to Assess Circular Biowaste Management Systems. Sustainability, 10(10), 3720. <https://doi.org/10.3390/su10103720>

Brunner, P. H., & Rechberger, H. (2016). Practical Handbook of Material Flow Analysis : For Environmental, Resource, and Waste Engineers (Second Edition). CRC Press - Taylor & Francis Group.

Burnley, S. J., Ellis, J. C., Flowerdew, R., Poll, A. J., & Prosser, H. (2007). Assessing the composition of municipal solid waste in Wales. Resources, Conservation and Recycling, 49(3), 264–283. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2006.03.015>

Caputo, A. C., & Pelagagge, P. M. (2002). RDF production plants : I Design and costs. Applied Thermal Engineering, 22(4), 423-437. [https://doi.org/10.1016/S1359-4311\(01\)00100-4](https://doi.org/10.1016/S1359-4311(01)00100-4)

- Carchesio, M., Di Addario, M., Tatàno, F., de Rosa, S., & Gambioli, A. (2020). Evaluation of the biochemical methane potential of residual organic fraction and mechanically-biologically treated organic outputs intended for landfilling. *Waste Management*, 113, 20-31. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.05.021>
- Cencic, O., & Rechberger, H. (2008). Material flow analysis with software STAN. *J. Environ. Eng. Manage.*, 18(1), 3-7.
- Cencic, O. (2016). Nonlinear data reconciliation in material flow analysis with software STAN. *Sustainable Environment Research*, 26(6), 291-298. <https://doi.org/10.1016/j.serj.2016.06.002>
- Cesaro, A., & Belgiorno, V. (2021). Anaerobic digestion of mechanically sorted organic waste : The influence of storage time on the energetic potential. *Sustainable Chemistry and Pharmacy*, 20, 100373. <https://doi.org/10.1016/j.scp.2020.100373>
- Chang, N.-B., & Pires, A. (2015). *Sustainable Solid Waste Management : A systems Engineering Approach*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119035848.ch14>
- Christensen, T. H., & Bilitewski, B. (2010). *Mechanical Treatment : Material Recovery Facilities*. Dans T. H. Christensen, *Solid Waste Technology & Management* (p. 349-362). John Wiley & Sons, Ltd.
- Christensen, T. H., Fruergaard, T., & Matsufuji, Y. (2011). *Residential Waste*. In T. H. Christensen, *Solid Waste Technology & Management*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Christensen, T. H., Damgaard, A., Levis, J., Zhao, Y., Björklund, A., Arena, U., Barlaz, M. A., Starostina, V., Boldrin, A., Astrup, T. F., & Bisinella, V. (2020). Application of LCA modelling in integrated waste management. *Waste Management*, 118, 313-322. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.08.034>
- Cimpan, C., Maul, A., Jansen, M., Pretz, T., & Wenzel, H. (2015). Central sorting and recovery of MSW recyclable materials : A review of technological state-of-the-art, cases, practice and implications for materials recycling. *Journal of Environmental Management*, 156, 181-199. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2015.03.025>

- Cimpan, C., Maul, A., Wenzel, H., & Pretz, T. (2016). Techno-economic assessment of central sorting at material recovery facilities – the case of lightweight packaging waste. *Journal of Cleaner Production*, 112, 4387-4397. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.09.011>
- Clavreul, J., Baumeister, H., Christensen, T. H., & Damgaard, A. (2014). An environmental assessment system for environmental technologies. *Environmental Modelling & Software*, 60, 18-30. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.06.007>
- Clift, R., Doig, A., & Finnveden, G. (2000). The Application of Life Cycle Assessment to Integrated Solid Waste Management: Part 1—Methodology. *Process Safety and Environmental Protection*, 78(4), 279-287. <https://doi.org/10.1205/095758200530790>
- Combs, A. R. (2012). Life Cycle Analysis of Recycling Facilities in a Carbon Constrained World (North Carolina State University). Retrieved from <http://www.lib.ncsu.edu/resolver/1840.16/7808>
- Cook, E., Wagland, S., & Coulon, F. (2015). Investigation into the non-biological outputs of mechanical–biological treatment facilities. *Waste Management*, 46, 212-226. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.09.014>
- Damgacioglu, H., Hornilla, M., Bafail, O., & Celik, N. (2020). Recovering value from single stream material recovery facilities – An outbound contamination analysis in Florida. *Waste Management*, 102, 804-814. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.11.020>
- Danso-Boateng, E., Shama, G., Wheatley, A. D., Martin, S. J., & Holdich, R. G. (2015). Hydrothermal carbonisation of sewage sludge: Effect of process conditions on product characteristics and methane production. *Bioresource Technology*, 177, 318-327. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2014.11.096>
- Demets, R., Van Kets, K., Huysveld, S., Dewulf, J., De Meester, S., & Ragaert, K. (2021). Addressing the complex challenge of understanding and quantifying substitutability for recycled plastics. *Resources, Conservation and Recycling*, 174, 105826. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105826>

- Di Lonardo, M. C., Lombardi, F., & Gavasci, R. (2012). Characterization of MBT plants input and outputs: A review. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 11(4), 353-363. <https://doi.org/10.1007/s11157-012-9299-2>
- Diamond, S., & Boyd, S. (2016). CVXPY: A python-embedded modeling language for convex optimization. *The Journal of Machine Learning Research*, 17(1), 2909-2913.
- Diaz, L. F., Savage, G. M., & Golueke, G. C. (1982). *Resource Recovery from Municipal Solid Wastes- Primary Processing (Vol. 1)*. CRC Press, Inc.
- Dubanowitz, A. J. (2000). *Design of a Materials Recovery Facility (MRF) For Processing the Recyclable Materials of New York City's Municipal Solid Waste [Master of Science in Earth Resources Engineering]*. Columbia University.
- Edjabou, M. E., Jensen, M. B., Götze, R., Pivnenko, K., Petersen, C., Scheutz, C., & Astrup, T. F. (2015). Municipal solid waste composition: Sampling methodology, statistical analyses, and case study evaluation. *Waste Management*, 36, 12–23. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2014.11.009>
- Edjabou, M. E., Martín-Fernández, J. A., Scheutz, C., & Astrup, T. F. (2017). Statistical analysis of solid waste composition data: Arithmetic mean, standard deviation and correlation coefficients. *Waste Management*, 69, 13-23. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.08.036>
- Edo, M., Skoglund, N., Gao, Q., Persson, P.-E., & Jansson, S. (2017). Fate of metals and emissions of organic pollutants from torrefaction of waste wood, MSW, and RDF. *Waste Management*, 68, 646-652. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.06.017>
- ÉEQU, & RECYC-QUÉBEC. (2021). *Caractérisation des matières résiduelles du secteur municipal 2015-2018*. <https://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/sites/default/files/documents/caracterisation-secteur-municipal-2015-2018.pdf>
- Ekvall, T., Assefa, G., Björklund, A., Eriksson, O., & Finnveden, G. (2007). What life-cycle assessment does and does not do in assessments of waste management. *Waste Management*, 27(8), 989-996. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2007.02.015>

- Eriksen, M. K., & Astrup, T. F. (2019). Characterisation of source-separated, rigid plastic waste and evaluation of recycling initiatives : Effects of product design and source-separation system. *Waste Management*, 87, 161-172. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.02.006>
- Eriksen, M. K., Damgaard, A., Boldrin, A., & Astrup, T. F. (2019). Quality Assessment and Circularity Potential of Recovery Systems for Household Plastic Waste. *Journal of Industrial Ecology*, 23(1), 156-168. <https://doi.org/10.1111/jiec.12822>
- Eriksen, M. K., Pivnenko, K., Faraca, G., Boldrin, A., & Astrup, T. F. (2020). Dynamic Material Flow Analysis of PET, PE, and PP Flows in Europe : Evaluation of the Potential for Circular Economy. *Environmental Science & Technology*, 54(24), 16166-16175. <https://doi.org/10.1021/acs.est.0c03435>
- Eriksson, O., Frostell, B., Björklund, A., Assefa, G., Sundqvist, J.-O., Granath, J., Carlsson, M., Baky, A., & Thyselius, L. (2002). ORWARE—a simulation tool for waste management. *Resources, Conservation and Recycling*, 36(4), 287-307. [https://doi.org/10.1016/S0921-3449\(02\)00031-9](https://doi.org/10.1016/S0921-3449(02)00031-9)
- Escala, M., Zumbühl, T., Koller, Ch., Junge, R., & Krebs, R. (2013). Hydrothermal Carbonization as an Energy-Efficient Alternative to Established Drying Technologies for Sewage Sludge : A Feasibility Study on a Laboratory Scale. *Energy & Fuels*, 27(1), 454-460. <https://doi.org/10.1021/ef3015266>
- Eule, B. (2013). Processing of Co-mingled Recyclate Material at UK Material Recycling Facilities (MRF's). Shaker Verlag.
- European Committee for Standardisation. (2006). Solid Recovered Fuels-Specifications and Classes (CEN/TS 15359:2006).
- Faraca, G., & Astrup, T. (2019). Plastic waste from recycling centres : Characterisation and evaluation of plastic recyclability. *Waste Management*, 95, 388-398. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.06.038>
- Feil, A., Pretz, T., Jansen, M., & Thoden Van Velzen, E. U. T. (2016). Separate collection of plastic waste, better than technical sorting from municipal solid waste?: *Waste Management & Research*. <https://doi.org/10.1177/0734242X16654978>

- Feil, A., Pretz, T., Vitz, P., & Thoden Van Velzen, E. U. T. (2017). A methodical approach for the assessment of waste sorting plants: Waste Management & Research. <https://doi.org/10.1177/0734242X16683270>
- Feil, A., Thoden Van Velzen, E. U. T., Jansen, M., Vitz, P., Go, N., & Pretz, T. (2016). Technical assessment of processing plants as exemplified by the sorting of beverage cartons from lightweight packaging wastes. Waste Management, 48, 95-105. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.10.023>
- Fieller, N. R. J., Flenley, E. C., & Olbricht, W. (1992). Statistics of Particle Size Data. Applied Statistics, 41(1), 127-148.
- Friedlander, D. (1961). A Technique for Estimating a Contingency Table, Given the Marginal Totals and Some Supplementary Data. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 124(3), 412-420. <https://doi.org/10.2307/2343244>
- Funke, A., & Ziegler, F. (2010). Hydrothermal carbonization of biomass: A summary and discussion of chemical mechanisms for process engineering. Biofuels, Bioproducts and Biorefining, 4(2), 160-177. <https://doi.org/10.1002/bbb.198>
- Gallardo, A., Carlos, M., Bovea, M. D., Colomer, F. J., & Albarrán, F. (2014). Analysis of refuse-derived fuel from the municipal solid waste reject fraction and its compliance with quality standards. Journal of Cleaner Production, 83, 118-125. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.07.085>
- Gentil, E. C., Damgaard, A., Hauschild, M., Finnveden, G., Eriksson, O., Thorneloe, S., Kaplan, P. O., Barlaz, M., Muller, O., Matsui, Y., Ii, R., & Christensen, T. H. (2010). Models for waste life cycle assessment: Review of technical assumptions. ResearchGate, 30(12), 2636-2648. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2010.06.004>
- Giani, H., Borchers, B., Kaufeld, S., Feil, A., & Pretz, T. (2016). Fine grain separation for the production of biomass fuel from mixed municipal solid waste. Waste Management, 47, 174-183. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.07.022>
- Glaub, J. C., Jones, D. B., & Savage, G. M. (1982). Design and use of trommel screens for processing municipal solid waste. ASME waste processing conference, United States.

- Götze, R., Pivnenko, K., Boldrin, A., Scheutz, C., & Astrup, T. F. (2016). Physico-chemical characterisation of material fractions in residual and source-segregated household waste in Denmark. *Waste Management*, 54, 13-26. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.05.009>
- Gundupalli, S. P., Hait, S., & Thakur, A. (2017). A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling. *Waste Management*, 60, 56-74. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.09.015>
- Haight, M. (2004). Technical report : Integrated solid waste management model. University of Waterloo.
- Haupt, M., Waser, E., Würmli, J. C., & Hellweg, S. (2018). Is there an environmentally optimal separate collection rate? *Waste Management*. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.03.050>
- He, P., Zhao, L., Zheng, W., Wu, D., & Shao, L. (2013). Energy Balance of a Biodrying Process for Organic Wastes of High Moisture Content : A Review. *Drying Technology*, 31(2), 132-145. <https://doi.org/10.1080/07373937.2012.693143>
- Hopewell, J., Dvorak, R., & Kosior, E. (2009). Plastics recycling : Challenges and opportunities. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1526), 2115-2126. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0311>
- Huang, W., Kobayashi, S., & Tanji, H. (2008). Updating an Input–Output Matrix with Sign-preservation : Some Improved Objective Functions and their Solutions. *Economic Systems Research*, 20(1), 111-123. <https://doi.org/10.1080/09535310801892082>
- Hwang, I.-H., Aoyama, H., Matsuto, T., Nakagishi, T., & Matsuo, T. (2012). Recovery of solid fuel from municipal solid waste by hydrothermal treatment using subcritical water. *Waste Management*, 32(3), 410-416. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2011.10.006>
- Ip, K., Testa, M., Raymond, A., Graves, S. C., & Gutowski, T. (2018). Performance evaluation of material separation in a material recovery facility using a network flow model. *Resources, Conservation and Recycling*, 131, 192-205. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2017.11.021>

- Jansen, M., Thoden Van Velzen, E. U., Ferreira, B., & Pretz, T. (2013). Recovery of plastics from municipal solid waste in materials recovery facilities. Fourteenth International Waste Management and Landfill Symposium, Cagliari, Italy.
- Jansen, M., Thoden Van Velzen, E. U., & Pretz, T. (2015). Handbook for sorting of plastic packaging waste concentrates (No 1604). <https://kidv.nl/handbook-for-the-sorting-of-plastic-packaging-waste-concentrates>
- Joliet, O., Saadé, M., Crettaz, P., & Shaked, S. (2010). Analyse du cycle de vie : Comprendre et réaliser un écobilan (2e édition). PPUR.
- Kambo, H. S., & Dutta, A. (2015). Comparative evaluation of torrefaction and hydrothermal carbonization of lignocellulosic biomass for the production of solid biofuel. *Energy Conversion and Management*, 105, 746-755. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.08.031>
- Kim, D., Prawisudha, P., & Yoshikawa, K. (2012). Hydrothermal Upgrading of Korean MSW for Solid Fuel Production : Effect of MSW Composition [Research article]. *Journal of Combustion*. <https://doi.org/10.1155/2012/781659>
- Kleinhans, K., Hallemans, M., Huysveld, S., Thomassen, G., Ragaert, K., Van Geem, K. M., Roosen, M., Mys, N., Dewulf, J., & De Meester, S. (2021). Development and application of a predictive modelling approach for household packaging waste flows in sorting facilities. *Waste Management*, 120, 290-302. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.11.056>
- Kuiper, N. H. (1960). Tests concerning random points on a circle. *Indagationes Mathematicae (Proceedings)*, 63, 38–47. [https://doi.org/10.1016/S1385-7258\(60\)50006-0](https://doi.org/10.1016/S1385-7258(60)50006-0)
- Lagerkvist, A., Ecke, H., & Christensen, T. H. (2010). Waste Characterization : Approaches and Methods. Dans *Solid Waste Technology & Management* (p. 61-84). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470666883.ch5>
- Laurent, A., Bakas, I., Clavreul, J., Bernstad, A., Niero, M., Gentil, E., Hauschild, M. Z., & Christensen, T. H. (2014). Review of LCA studies of solid waste management systems –

- Part I: Lessons learned and perspectives. *Waste Management*, 34(3), 573-588.
<https://doi.org/10.1016/j.wasman.2013.10.045>
- Laurent, A., Clavreul, J., Bernstad, A., Bakas, I., Niero, M., Gentil, E., Christensen, T. H., & Hauschild, M. Z. (2014). Review of LCA studies of solid waste management systems – Part II : Methodological guidance for a better practice. *Waste Management*, 34(3), 589-606.
<https://doi.org/10.1016/j.wasman.2013.12.004>
- Lawless, J. F. (2002). *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*, Second Edition. John Wiley & Sons.
- Levis, J. W., Barlaz, M. A., DeCarolis, J. F., & Ranjithan, S. R. (2013). A generalized multistage optimization modeling framework for life cycle assessment-based integrated solid waste management. *Environmental Modelling & Software*, 50, 51-65.
<https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.08.007>
- Libra, J. A., Ro, K. S., Kammann, C., Funke, A., Berge, N. D., Neubauer, Y., Titirici, M.-M., Fühner, C., Bens, O., Kern, J., & Emmerich, K.-H. (2011). Hydrothermal carbonization of biomass residuals : A comparative review of the chemistry, processes and applications of wet and dry pyrolysis. *Biofuels*, 2(1), 71-106. <https://doi.org/10.4155/bfs.10.81>
- Limpert, E., Stahel, W. A., & Abbt, M. (2001). Log-normal Distributions across the Sciences: Keys and Clues On the charms of statistics, and how mechanical models resembling gambling machines offer a link to a handy way to characterize log-normal distributions, which can provide deeper insight into variability and probability—normal or log-normal: That is the question. *BioScience*, 51(5), 341–352. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2001\)051\[0341:LNDATS\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0341:LNDATS]2.0.CO;2)
- Lin, Y., Ma, X., Peng, X., & Yu, Z. (2016). A Mechanism Study on Hydrothermal Carbonization of Waste Textile. *Energy & Fuels*, 30(9), 7746-7754.
<https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.6b01365>
- Lin, Y., Ma, X., Peng, X., & Yu, Z. (2017a). Forecasting the byproducts generated by hydrothermal carbonisation of municipal solid wastes. *Waste Management & Research*, 35(1), 92-100.
<https://doi.org/10.1177/0734242X16678063>

- Lin, Y., Ma, X., Peng, X., & Yu, Z. (2017b). Hydrothermal carbonization of typical components of municipal solid waste for deriving hydrochars and their combustion behavior. *Bioresource Technology*, 243, 539-547. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2017.06.117>
- Liu, Z., & Balasubramanian, R. (2014). Upgrading of waste biomass by hydrothermal carbonization (HTC) and low temperature pyrolysis (LTP): A comparative evaluation. *Applied Energy*, 114, 857-864. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.06.027>
- Lokahita, B., Aziz, M., Yoshikawa, K., & Takahashi, F. (2017). Energy and resource recovery from Tetra Pak waste using hydrothermal treatment. *Applied Energy*, 207, 107-113. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.141>
- Mastellone, M. L., Cremiato, R., Zaccariello, L., & Lotito, R. (2017). Evaluation of performance indicators applied to a material recovery facility fed by mixed packaging waste. *Waste Management*, 64, 3-11. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.02.030>
- Medic, D., Darr, M., Shah, A., Potter, B., & Zimmerman, J. (2012). Effects of torrefaction process parameters on biomass feedstock upgrading. *Fuel*, 91(1), 147-154. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2011.07.019>
- Merkus, H. G. (2009). *Particle Size Measurement—Fundamentals, Practice, Quality*. Springer Netherlands.
- Montejo, C., Costa, C., Ramos, P., & Márquez, M. del C. (2011). Analysis and comparison of municipal solid waste and reject fraction as fuels for incineration plants. *Applied Thermal Engineering*, 31(13), 2135-2140. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2011.03.041>
- Montejo, C., Ramos, P., Costa, C., & Márquez, M. del C. (2010). Analysis of the presence of improper materials in the composting process performed in ten MBT plants. *Bioresource Technology*, 101(21), 8267-8272. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2010.06.024>
- Montejo, C., Tonini, D., Márquez, M. del C., & Fruergaard Astrup, T. (2013). Mechanical–biological treatment: Performance and potentials. An LCA of 8 MBT plants including waste characterization. *Journal of Environmental Management*, 128, 661-673. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.05.063>

- Müller, W., Niesar, M., & Turk, T. (2003). Optimized mechanical and material segregation through ballistic separation within mechanical biological waste treatment. Ninth International Waste Management and Landfill Symposium, Cagliari, Italy.
- Nakamura, M., Castaldi, M., & Themelis, N. (2006). Measurement of Particle Size and Shape of New York City Municipal Solid Waste and Combustion Residues Using Image Analysis. Proceedings of 14th Annual North American Waste-to-Energy Conference, FL, USA.
- Nakhaei, M., Pedersen, M. N., Wu, H., Skaarup Jensen, L., Glarborg, P., Jensen, P. A., Grévain, D., Dam-Johansen, K. (2018). Aerodynamic and Physical Characterization of Refuse Derived Fuel. *Energy & Fuels*, 32(7), 7685–7700. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.8b01359>
- Nasrullah, M., Vainikka, P., Hannula, J., & Hurme, M. (2015). Elemental balance of SRF production process : Solid recovered fuel produced from commercial and industrial waste. *Fuel*, 145, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2014.12.071>
- Nasrullah, M., Vainikka, P., Hannula, J., Hurme, M., & Kärki, J. (2014). Mass, energy and material balances of SRF production process. Part 1 : SRF produced from commercial and industrial waste. *Waste Management*, 34(8), 1398-1407. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2014.03.011>
- Pantini, S., Verginelli, I., Lombardi, F., Scheutz, C., & Kjeldsen, P. (2015). Assessment of biogas production from MBT waste under different operating conditions. *Waste Management*, 43, 37-49. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.06.019>
- Pawlowsky-Glahn, V., Egozcue, J. J., & Tolosana-Delgado, R. (2007). Lecture Notes on Compositional Data Analysis.
- Peng, N., Li, Y., Liu, T., Lang, Q., Gai, C., & Liu, Z. (2017). Polycyclic Aromatic Hydrocarbons and Toxic Heavy Metals in Municipal Solid Waste and Corresponding Hydrochars. *Energy & Fuels*, 31(2), 1665-1671. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.6b02964>
- Petersen, L., Minkinen, P., & Esbensen, K. H. (2005). Representative sampling for reliable data analysis : Theory of Sampling. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 77(1), 261-277. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2004.09.013>

- Pieber, S., Ragossnig, A., Pomberger, R., & Curtis, A. (2012). Biogenic carbon-enriched and pollutant depleted SRF from commercial and pretreated heterogeneous waste generated by NIR sensor-based sorting. *Waste Management & Research*, 30(4), 381-391. <https://doi.org/10.1177/0734242X12437567>
- Prawisudha, P., Namioka, T., & Yoshikawa, K. (2012). Coal alternative fuel production from municipal solid wastes employing hydrothermal treatment. *Applied Energy*, 90(1), 298-304. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.03.021>
- Pressley, P. N., Levis, J. W., Damgaard, A., Barlaz, M. A., & DeCarolis, J. F. (2015). Analysis of material recovery facilities for use in life-cycle assessment. *Waste Management*, 35, 307-317. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2014.09.012>
- Ragaert, K., Delva, L., & Van Geem, K. (2017). Mechanical and chemical recycling of solid plastic waste. *Waste Management*, 69, 24-58. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.07.044>
- Raymond, A. (2017). Modeling of Material Recovery Facility Performance with Applications for Life Cycle Assessment [Thèse]. Massachusetts Institute of Technology.
- RECYC-QUÉBEC. (2007). Caractérisation des matières résiduelles du secteur résidentiel au Québec 2006-2007 (p. 109). <https://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/sites/default/files/documents/carac-residentielle-2006-2007-rapport-projet.pdf>
- RECYC-QUÉBEC. (2015). Rapport synthèse: Caractérisation des matières résiduelles du secteur résidentiel 2012-2013. Retrieved from <https://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/sites/default/files/documents/carac-2012-2013-rapport-synthese.pdf>
- RECYC-QUÉBEC. (2020). Caractérisation des matières sortantes des centres de tri 2018-2020 (p. 17). <https://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/haut-de-page/salle-de-presse/archives-presse/2020-publication-caracterisation-matieres-sortantes-centres-de-tri-2018-2020>
- Rigamonti, L., Grosso, M., & Giugliano, M. (2010). Life cycle assessment of sub-units composing a MSW management system. *Journal of Cleaner Production*, 18(16), 1652-1662. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2010.06.029>

- Rigamonti, L., Taelman, S. E., Huysveld, S., Sfez, S., Ragaert, K., & Dewulf, J. (2020). A step forward in quantifying the substitutability of secondary materials in waste management life cycle assessment studies. *Waste Management*, 114, 331-340. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.07.015>
- Rosin, P., & Rammmler, B. (1933). The Laws Governing the Fineness of Powdered Coal. *Journal of the Institute of Fuel*, 7, 29–36.
- Rotter, V. S. (2011). Incineration : RDF and SRF - Solid Fuels from Waste. Dans T. H. Christensen, *Solid Waste Technology & Management*, Chapitre 8.1 (John Wiley&Sons, Ltd).
- Rotter, V. S., Kost, T., Winkler, J., & Bilitewski, B. (2004). Material flow analysis of RDF-production processes. *Waste Management*, 24(10), 1005-1021. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2004.07.015>
- Ruf, J. A. (1974). Particle size spectrum and compressibility of raw and shredded municipal solid waste. University of Florida.
- Savage, G. M., Glaub, J. C., & Diaz, L. F. (1984). Models of unit operations used for solid-waste processing (ANL/CNSV-TM-152; p. 226). Cal Recovery Systems, Inc.
- Savage, G. M., & Trezek, G. J. (1980). Significance of Size Reduction in Solid Waste Management Volume 2 (EPA-600/2-80-115; Environmental Protection Technology Series, p. 181). National Service Center for Environmental Publications (NSCEP). <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPURL.cgi?Dockey=9101NGIU.txt>
- Sharma, M., & McBean, E. (2007). A methodology for solid waste characterization based on diminishing marginal returns. *Waste Management*, 27(3), 337-344. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2006.02.007>
- Sharma, H. B., Panigrahi, S., & Dubey, B. K. (2019). Hydrothermal carbonization of yard waste for solid bio-fuel production : Study on combustion kinetic, energy properties, grindability and flowability of hydrochar. *Waste Management*, 91, 108-119. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.04.056>

- Stępień, P., & Białowiec, A. (2018). Kinetic parameters of torrefaction process of alternative fuel produced from municipal solid waste and characteristic of carbonized refuse derived fuel. *Detritus*, 3, 75. <https://doi.org/10.31025/2611-4135/2018.13702>
- Stessel, R. I. (2012). *Recycling and Resource Recovery Engineering: Principles of Waste Processing*. Springer Science & Business Media.
- Stessel, R. I., & Cole, K. (1996). Laboratory Investigation of a New Trommel Model. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 46(6), 558-568. <https://doi.org/10.1080/10473289.1996.10467491>
- Tanguay-Rioux, F., Legros, R., & Spreutels, L. (2020). Particle size analysis of municipal solid waste for treatment process modeling. *Waste Management & Research*, 0734242X20918007. <https://doi.org/10.1177/0734242X20918007>
- Tanguay-Rioux, F., Legros, R., & Spreutels, L. (2021a). On the limits of empirical partition coefficients for modeling material recovery facility unit operations in municipal solid waste management. *Journal of Cleaner Production*, 293, 126016. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126016>
- Tanguay-Rioux, F., Héroux, M., Legros, R., (2021b). Physical properties of recyclable materials and implications for resource recovery. *Waste Management*, <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.10.007>. Accepted for publication
- Tchobanoglous, G., Theisen, H., & Vigil, S. (1993). *Integrated Solid Waste Management: Engineering Principles and Management Issues*. McGraw-Hill Education.
- Testa, M. (2015). *Modeling and Design of Material Recovery Facilities: Genetic Algorithm Approach* [Master of Science]. MIT.
- Themelis, N. J., & Todd, C. E. (2004). Recycling in a Megacity. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 54(4), 389-395. <https://doi.org/10.1080/10473289.2004.10470921>

- Thiounn, T., & Smith, R. C. (2020). Advances and approaches for chemical recycling of plastic waste. *Journal of Polymer Science*, 58(10), 1347-1364. <https://doi.org/10.1002/pol.20190261>
- Thorneloe, S. A., Weitz, K., & Jambeck, J. (2007). Application of the US decision support tool for materials and waste management. *Waste Management*, 27(8), 1006-1020. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2007.02.024>
- Triyono, B., Prawisudha, P., Aziz, M., Mardiyati, Pasek, A. D., & Yoshikawa, K. (2019). Utilization of mixed organic-plastic municipal solid waste as renewable solid fuel employing wet torrefaction. *Waste Management*, 95, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.05.055>
- Trulli, E., Ferronato, N., Torretta, V., Piscitelli, M., Masi, S., & Mancini, I. (2018). Sustainable mechanical biological treatment of solid waste in urbanized areas with low recycling rates. *Waste Management*, 71, 556-564. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.10.018>
- Urtnowski-Morin, C., Tanguay-Rioux, F., Legros, R., & Spreutels, L. (2021). Upgrading waste material flow analysis with process models : The case of anaerobic digestion. *Journal of Cleaner Production*, 298, 126695. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126695>
- US EPA. (1991). Material Recovery Facilities for Municipal Solid Waste (EPA 625/6-91/031). https://cfpub.epa.gov/si/si_public_record_report.cfm?dirEntryId=124727&Lab=NRML
- US EPA. (2016). Volume-to-Weight Conversion Factors for Solid Waste [Reports and Assessments]. <https://www.epa.gov/smm/volume-weight-conversion-factors-solid-waste>
- Vadenbo, C., Hellweg, S., & Astrup, T. F. (2017). Let's Be Clear(er) about Substitution : A Reporting Framework to Account for Product Displacement in Life Cycle Assessment. *Journal of Industrial Ecology*, 21(5), 1078-1089. <https://doi.org/10.1111/jiec.12519>
- Velis, C. A., Longhurst, P. J., Drew, G. H., Smith, R., & Pollard, S. J. T. (2009). Biodrying for mechanical–biological treatment of wastes : A review of process science and engineering. *Bioresource Technology*, 100(11), 2747-2761. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2008.12.026>

- Velis, C. A., Longhurst, P. J., Drew, G. H., Smith, R., & Pollard, S. J. T. (2010). Production and Quality Assurance of Solid Recovered Fuels Using Mechanical—Biological Treatment (MBT) of Waste : A Comprehensive Assessment. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 40(12), 979-1105. <https://doi.org/10.1080/10643380802586980>
- Velis, C. A., Wagland, S., Longhurst, P. J., Robson, B., Sinfield, K., Wise, S., & Pollard, S. J. T. (2012). Solid Recovered Fuel : Influence of Waste Stream Composition and Processing on Chlorine Content and Fuel Quality. *Environmental Science & Technology*, 46(3), 1923-1931. <https://doi.org/10.1021/es2035653>
- Velis, C. A., Wagland, S., Longhurst, P., Robson, B., Sinfield, K., Wise, S., & Pollard, S. J. T. (2013). Solid Recovered Fuel : Materials Flow Analysis and Fuel Property Development during the Mechanical Processing of Biodried Waste. *Environmental Science & Technology*, 47(6), 2957-2965. <https://doi.org/10.1021/es3021815>
- Vesilind, P. A. (1980). The Rosin-Rammler particle size distribution. *Resource Recovery and Conservation*, 5, 275--277.
- Vesilind, P. A., Worrell, W. A., & Reinhart, D. R. (2002). *Solid Waste Engineering*. BROOKS/COLE.
- Viau, S., Majeau-Bettez, G., Spreutels, L., Legros, R., Margni, M., & Samson, R. (2020). Substitution modelling in life cycle assessment of municipal solid waste management. *Waste Management*, 102, 795-803. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2019.11.042>
- von Blottnitz, H., Pehlken, A., & Pretz, T. (2002). The description of solid wastes by particle mass instead of particle size distributions. *Resources, Conservation and Recycling*, 34(3), 193-207. [https://doi.org/10.1016/S0921-3449\(01\)00107-0](https://doi.org/10.1016/S0921-3449(01)00107-0)
- Vounatsos, P., Atsonios, K., Itskos, G., Agraniotis, M., Grammelis, P., & Kakaras, E. (2016). Classification of Refuse Derived Fuel (RDF) and Model Development of a Novel Thermal Utilization Concept Through Air-Gasification. *Waste and Biomass Valorization*, 7(5), 1297-1308. <https://doi.org/10.1007/s12649-016-9520-6>
- Winkler, P. F., & Wilson, D. G. (1973). Size Characteristics of Municipal Solid Waste. *Compost Science*, 14(5).

- Winkler, J., & Bilitewski, B. (2007). Comparative evaluation of life cycle assessment models for solid waste management. *Waste Management*, 27(8), 1021-1031. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2007.02.023>
- Wolf, M. I. (2011). Modeling and Design of Material Separation Systems with Applications to Recycling [Thèse de Doctorat]. Massachusetts Institute of Technology.
- Wong, R. K. W., & Chidambaram, N. (1985). Gamma Size Distribution and Stochastic Sampling Errors. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 24(6), 568-579. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1985\)024<0568:GSDASS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1985)024<0568:GSDASS>2.0.CO;2)
- Woytiuk, K., Campbell, W., Gerspacher, R., Evitts, R. W., & Phoenix, A. (2017). The effect of torrefaction on syngas quality metrics from fluidized bed gasification of SRC willow. *Renewable Energy*, 101, 409-416. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.08.071>
- WRAP. (2010). Material bulk densities (No ROT039). <http://www.wrap.org.uk/sites/files/wrap/Bulk%20Density%20Summary%20Report%20-%20Jan2010.pdf>
- Yuan, H., Wang, Y., Kobayashi, N., Zhao, D., & Xing, S. (2015). Study of Fuel Properties of Torrefied Municipal Solid Waste. *Energy Fuels*, 29(8). <https://doi.org/10.1021/ef502277u>
- Zero Waste Europe. (2020). Recycling of multilayer composite packaging : The beverage carton. <https://zerowasteurope.eu/library/recycling-of-multilayer-composite-packaging-the-beverage-carton/>
- Zwisele, B., Rosenkranz, J., & Nordwig, A. (2007). Simulation of Mechanical Processes in Waste Treatment. *International Symposium MBT 2007*, 360-371.

ANNEXE A ANNEXE DE L'ARTICLE 2

A1: Process block diagram

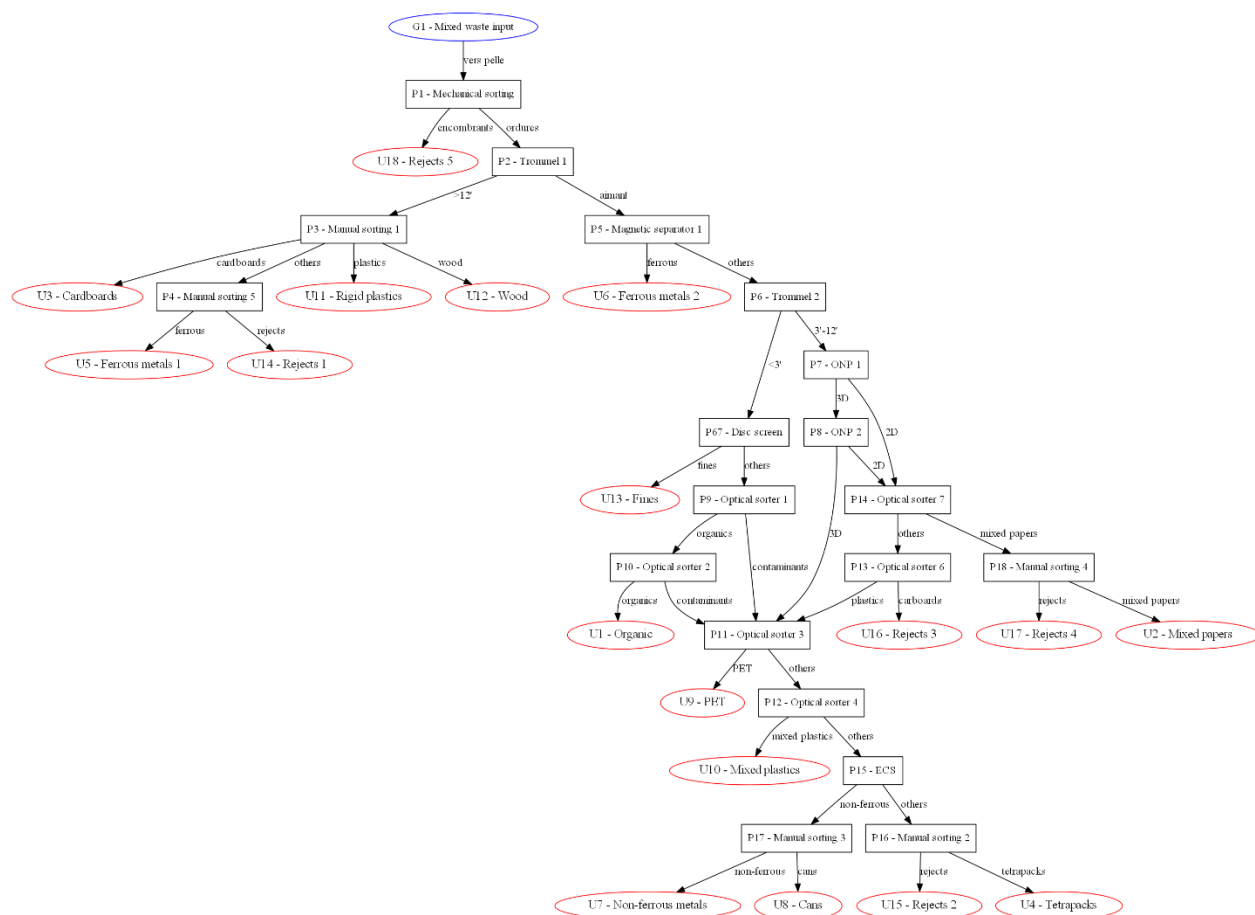


Figure A1 Valoris MRF plant block diagram

A2: Input composition

Table A1 MSW input composition adapted from (RECYC-QUÉBEC, 2015)

Waste categories	Fraction
Ferrous metal	1.61%
Non-ferrous metal	0.60%
Glass	2.77%
Plastics	3.02%
HDPE	0.37%
PET	0.63%
Papers	3.14%
Cardboards	4.76%
Other inorganic materials	17.32%
Other organic materials	18.52%
Green residue	10.42%
Food waste	25.69%
Tree branches	1.99%
Wood	2.02%
Plastic films	3.18%
Rubber	1.00%
Textiles	2.94%

A3: Adaptation rules for obtaining the same waste categories:

The rules should be followed in order and applied only if necessary. If the rule can not be applied due to a lack of data, go to the next rule. Rules should not be applied if there is already a raw data.

1. Green residue is equal to food waste
2. Food waste is equal to green residue
3. Wood is equal to tree branches
4. Tree branches is equal to wood
5. Paper is equal to cardboard
6. Cardboard is equal to paper
7. Green residue, food waste, wood and tree branches are equal to other organics
8. Plastic films, HDPE and PET are equal to plastics
9. Papers, cardboards, HDPE, PET, plastic films, other plastics, ferrous metals, non-ferrous metals, glass, rubber, textiles are equal to other inorganics
10. Other organics is equal to food waste
11. Other inorganics is equal to rubber

A4: Valoris MRF partition coefficientsTable A2 Partition coefficients derived for the *Valoris* MRF

	MS		ECS		TR		OS-PET		OS-MP	
	Ferrous output	Non-ferrous output	Aluminium output	Non-aluminium output	Unders	Overs	PET output	Non-PET output	Plastic output	Non-plastic output
Food waste	0.000	1.000	0.001	0.999	0.827	0.173	0.004	0.996	0.001	0.999
Mixed paper	0.000	1.000	0.011	0.989	0.307	0.693	0.010	0.990	0.005	0.995
Flat cardboard	0.012	0.988	0.004	0.996	0.189	0.811	0.008	0.992	0.002	0.998
Multilayer cardboard	0.000	1.000	0.001	0.999	0.598	0.402	0.001	0.999	0.001	0.999
Ferrous metal	0.945	0.055	0.000	1.000	0.502	0.498	0.000	1.000	0.000	1.000
Non-ferrous metal	0.000	1.000	0.406	0.594	0.855	0.145	0.001	0.999	0.000	1.000
Cans	0.000	1.000	0.727	0.273	0.941	0.059	0.000	1.000	0.001	0.999
PET	0.000	1.000	0.000	1.000	0.579	0.421	0.667	0.333	0.061	0.939
Mixed plastic	0.000	1.000	0.000	1.000	0.544	0.456	0.005	0.995	0.345	0.655
Rigid plastic	-	-	-	-	0.000	1.000	-	-	-	-
Plastic film	0.011	0.989	0.000	1.000	0.242	0.758	0.014	0.986	0.000	1.000
Wood	0.000	1.000	0.000	1.000	0.063	0.937	0.001	0.999	0.000	1.000
Fine	0.000	1.000	NaN	NaN	1.000	0.000	NaN	NaN	NaN	NaN
Reject	0.004	0.996	0.001	0.999	0.497	0.503	0.003	0.997	0.001	0.999

A5. Valoris processes operating conditions**Trommel:**

- Screen sizes: 12"
- Length: 28 ft
- Diameter: 10 ft

Magnetic separator:

- Targeted material concentration in the input: 3.5%

Eddy current separator:

- Targeted material concentration in the input: 4.4%

Optical sorter – PET:

- Targeted material concentration in the input: 4.4%

Optical sorter – Mixed plastics:

- Targeted material concentration in the input: 8.5%

A6: Adapted coefficients for the processes considered

Some data were aggregated to correspond to similar categories. Data marked by * were adapted.

Table A3 Adapted coefficients for the trommel

	Adapted from (Diaz et al., 1982)		Adapted from (Diaz et al., 1982)		Adapted from (Pressley et al., 2015)		Adapted from Valoris plant	
	Overs	Unders	Overs	Unders	Overs	Unders	Overs	Unders
Ferrous metal	0.8	0.2	0.41	0.59	1	0	0.498	0.502
Non-ferrous metal	0.8	0.2	0.37	0.63	1	0	0.12	0.88
Glass	0.2	0.8	0.01	0.99	0.9	0.1	0	1*
Plastics	0.9	0.1	0.62	0.38	0.95	0.05	0.588	0.412
HDPE	0.9	0.1*	0.62	0.38*	0.95	0.05*	0.588	0.412*
PET	0.9	0.1*	0.62	0.38*	0.95	0.05*	0.421	0.579
Papers	0.85	0.15	0.69	0.31	1	0	0.693	0.307
Cardboards	0.85	0.15	0.69	0.31	1	0	0.811	0.189
Other inorganic materials	0.25	0.75	0.02	0.98	0.8	0.2	0.503	0.497
Other organic materials	0.25	0.75	0.11	0.89	0.2	0.8	0.173	0.827*
Green residue	0.25	0.75*	0.11	0.89*	0.15	0.85	0.173	0.827*
Food waste	0.25	0.75*	0.11	0.89*	0.15	0.85	0.173	0.827
Tree branches	0.25	0.75*	0.11	0.89*	0.9	0.1	0.937	0.063*
Wood	0.25	0.75*	0.11	0.89*	0.95	0.05	0.937	0.063
Plastic films	0.9	0.1*	0.62	0.38*	0.95	0.05	0.758	0.242
Rubber	0.25	0.75*	0.02	0.98*	0.95	0.05	0.503	0.497*
Textiles	0.25	0.75*	0.02	0.98*	0.95	0.05	0.503	0.497*

Table A4 Adapted coefficients for the air classifier

	Adapted from (Bilitewski, 2010)		Adapted from (Diaz et al., 1982)		Adapted from (Diaz et al., 1982)		Adapted from (Caputo & Pelagagge, 2002)	
	Light	Heavy	Light	Heavy	Light	Heavy	Light	Heavy
Ferrous metal	0.125	0.875	0.1	0.9	0.1	0.9	0.1	0.9
Non-ferrous metal	0.385	0.615	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.2
Glass	0.056	0.944	0.6	0.4	0.02	0.98	0.7	0.3
Plastics	0.51	0.49	0.98	0.02	0.98	0.02	0.98	0.02
HDPE	0.51	0.49*	0.98	0.02*	0.98	0.02*	0.98	0.02*
PET	0.51	0.49*	0.98	0.02*	0.98	0.02*	0.98	0.02*
Papers	0.82	0.18	0.98	0.02	0.98	0.02	0.98	0.02
Cardboards	0.683	0.317	0.98	0.02	0.98	0.02	0.98	0.02
Other inorganic materials	0.333	0.667*	0.2	0.8	0.15	0.85	0.2	0.8
Other organic materials	0.443	0.557*	0.7	0.3	0.4	0.6	0.7	0.3
Green residue	0.443	0.557*	0.7	0.3*	0.4	0.6*	0.7	0.3*
Food waste	0.443	0.557	0.7	0.3*	0.4	0.6*	0.7	0.3*
Tree branches	0.368	0.632*	0.7	0.3*	0.4	0.6*	0.7	0.3*
Wood	0.368	0.632	0.7	0.3*	0.4	0.6*	0.7	0.3*
Plastic films	0.94	0.06	0.98	0.02*	0.98	0.02*	0.98	0.02*
Rubber	0.333	0.667	0.2	0.8*	0.15	0.85*	0.2	0.8*
Textiles	0.783	0.217	0.2	0.8*	0.15	0.85*	0.2	0.8*

Table A5 Adapted coefficients for the magnetic separator

	Adapted from (Pressley et al., 2015)		Adapted from (Ip et al., 2018)		Adapted from (Diaz et al., 1982)		Adapted from Valoris plant	
	Magnetic	Other	Magnetic	Other	Magnetic	Other	Magnetic	Other
Ferrous metal	0.88	0.12	0.951	0.049	0.8	0.2	0.945	0.055
Non-ferrous metal	0	1	0.0007	0.9993	0	1	0	1
Glass	0	1	0.0022	0.9978	0	1	0	1*
Plastics	0	1	0.0031	0.9969	0.02	0.98	0	1
HDPE	0	1	0.0031	0.9969	0.02	0.98*	0	1*
PET	0	1	0.0031	0.9969	0.02	0.98*	0	1
Papers	0	1	0.0007	0.9993	0.02	0.98	0	1
Cardboards	0	1	0.0007	0.9993	0.02	0.98	0.012	0.988
Other inorganic materials	0	1	0.0147	0.9853	0	1	0.004	0.996
Other organic materials	0	1	0.0002	0.9998	0.05	0.95	0	1*
Green residue	0	1	0.0002	0.9998*	0.05	0.95*	0	1*
Food waste	0	1	0.0002	0.9998*	0.05	0.95*	0	1
Tree branches	0	1	0.0002	0.9998*	0.05	0.95*	0	1*
Wood	0	1	0.0002	0.9998*	0.05	0.95*	0	1
Plastic films	0	1	0.0144	0.9856	0.02	0.98*	0.011	0.989
Rubber	0	1	0.0147	0.9853*	0	1*	0.004	0.996*
Textiles	0	1	0.0147	0.9853*	0	1*	0.004	0.996*

Table A6 Adapted coefficients for the eddy current separator

	Adapted from (Savage et al., 1984)		Adapted from (Ip et al., 2018)		Adapted from (Pressley et al., 2015)		Adapted from (Caputo & Pelagagge, 2002)		Adapted from Valoris plant	
	Aluminum	Other	Aluminum	Other	Aluminum	Other	Aluminum	Other	Aluminum	Other
Ferrous metal	1	0	0	1	0	1	0.8	0.2	0	1
Non-ferrous metal	0.636	0.364	0.846	0.154	0.87	0.13	0.9	0.1	0.549	0.451
Glass	0.083	0.917	0.762	0.239	0	1	0	1	0	1*
Plastics	0.089	0.911	0.008	0.992	0	1	0.02	0.98	0	1
HDPE	0.089	0.911*	0.008	0.992	0	1	0.02	0.98*	0	1*
PET	0.089	0.911*	0.008	0.992	0	1	0.02	0.98*	0	1
Papers	0.083	0.917*	0.000	1.000	0	1	0.02	0.98	0.011	0.989
Cardboards	0.083	0.917*	0.000	1.000	0	1	0.02	0.98	0.004	0.996
Other inorganic materials	0.083	0.917	0.004	0.996	0	1	0.05	0.95	0.001	0.999
Other organic materials	0.083	0.917*	0.001	1.000	0	1	0.02	0.98	0.001	0.999*
Green residue	0.083	0.917*	0.001	1.000*	0	1	0.02	0.98*	0.001	0.999*
Food waste	0.083	0.917*	0.001	1.000*	0	1	0.02	0.98*	0.001	0.999
Tree branches	0.083	0.917*	0.001	1.000*	0	1	0.02	0.98*	0	1*
Wood	0.083	0.917*	0.001	1.000*	0	1	0.02	0.98*	0	1
Plastic films	0.089	0.911*	0.001	0.999	0	1	0.02	0.98*	0	1
Rubber	0.083	0.917*	0.004	0.996*	0	1	0.05	0.95*	0.001	0.999*
Textiles	0.083	0.917*	0.004	0.996*	0	1	0.05	0.95*	0.001	0.999*

Table A7 Adapted coefficients for the ballistic separator

	Adapted from (Raymond. 2017)			Adapted from (Caputo & Pelagagge. 2002)			Adapter from (Müller et al.. 2003)		
	Fines	2D	3D	Fines	2D	3D	Fines	2D	3D
Ferrous metal	0.03	0.04	0.93	0	0.1	0.9	0.04	0.64	0.32*
Non-ferrous metal	0.03	0.04	0.93	0	0.8	0.2	0.04	0.64	0.32*
Glass	0.52	0.12	0.36	0	0.7	0.3	1.00	0.00	0.00
Plastics	0.1	0.23	0.67*	0	0.98	0.02	0.05	0.79	0.16
HDPE	0.1	0.23	0.67	0	0.98	0.02*	0.05	0.79	0.16*
PET	0.1	0.2	0.7	0	0.98	0.02*	0.05	0.79	0.16*
Papers	0	0.76	0.24	0	0.98	0.02	0.02	0.91	0.07*
Cardboards	0	0.76	0.24	0	0.98	0.02	0.02	0.91	0.07*
Other inorganic materials	0.5	0.25	0.25	0	0.2	0.8	0.16	0.79	0.05
Other organic materials	0.5	0.25	0.25*	0	0.6	0.4	0.00	0.97	0.02
Green residue	0.5	0.25	0.25*	0	0.6	0.4*	0.40	0.51	0.09*
Food waste	0.5	0.25	0.25*	0	0.6	0.4*	0.40	0.51	0.09
Tree branches	0	0	1*	0	0.6	0.4*	0.11	0.43	0.46*
Wood	0	0	1*	0	0.6	0.4*	0.11	0.43	0.46
Plastic films	0	0.76	0.24*	0	0.98	0.02*	0.01	0.97	0.01
Rubber	0.5	0.25	0.25*	0	0.2	0.8*	0.00	0.85	0.15*
Textiles	0.5	0.25	0.25*	0	0.2	0.8*	0.00	0.85	0.15

Table A8 Adapted coefficients for the optical sorter targeting PET

	Adapted from (Pressley et al., 2015)		Adapted from (Ip et al., 2018)		Adapted from Valoris plant	
	PET	Other	PET	Other	PET	Other
Ferrous metal	0	1	0.3375	0.6625	0	1
Non-ferrous metal	0	1	0.0474	0.9526	0.001	0.999
Glass	0	1	0.0103	0.9897	0.003	0.997*
Plastics	0	1	0.1074	0.8926	0.005	0.995
HDPE	0	1	0.2066	0.7934	0.005	0.995*
PET	0.83	0.17	0.9319	0.0681	0.667	0.333
Papers	0	1	0.0485	0.9515	0.01	0.99
Cardboards	0	1	0.0485	0.9515	0.008	0.992
Other inorganic materials	0	1	0.3175	0.6825	0.003	0.997
Other organic materials	0	1	0.0005	0.9995	0.004	0.996*
Green residue	0	1	0.0005	0.9995*	0.004	0.996*
Food waste	0	1	0.0005	0.9995*	0.004	0.996
Tree branches	0	1	0.0005	0.9995*	0	1*
Wood	0	1	0.0005	0.9995*	0	1
Plastic films	0	1	0.1316	0.8684	0.014	0.986
Rubber	0	1	0.3175	0.6825*	0.003	0.997*
Textiles	0	1	0.3175	0.6825*	0.003	0.997*

Table A9 Adapted coefficients for the optical sorter targeting HDPE

	Adapted from (Pressley et al., 2015)		Adapted from (Ip et al., 2018)	
	HDPE	Other	HDPE	Other
Ferrous metal	0	1	0	1
Non-ferrous metal	0	1	0.0007	0.9993
Glass	0	1	0.0028	0.9972
Plastics	0	1	0.0093	0.9907
HDPE	0.83	0.17	0.7129	0.2871
PET	0	1	0.0032	0.9968
Papers	0	1	0.0005	0.9995
Cardboards	0	1	0.0005	0.9995
Other inorganic materials	0	1	0.0028	0.9972
Other organic materials	0	1	0	1
Green residue	0	1	0	1*
Food waste	0	1	0	1*
Tree branches	0	1	0	1*
Wood	0	1	0	1*
Plastic films	0	1	0.0673	0.9327
Rubber	0	1	0.0028	0.9972*
Textiles	0	1	0.0028	0.9972*

Table A10 Adapted coefficients for the optical sorter targeting mixed plastics

	Adapted from (Ip et al., 2018)		Adapted from Valoris plant	
	Plastics	Other	Plastics	Other
Ferrous metal	0.0017	0.9983	0	1
Non-ferrous metal	0.021	0.979	0	1
Glass	0.2181	0.7819	0.001	0.999*
Plastics	0.7445	0.2555	0.345	0.655
HDPE	0.0081	0.9919	0.345	0.655*
PET	0.0049	0.9951	0.061	0.939
Papers	0.0032	0.9968	0.005	0.995
Cardboards	0.0032	0.9968	0.002	0.998
Other inorganic materials	0.0373	0.9627	0.001	0.999
Other organic materials	0.0006	0.9994	0.001	0.999*
Green residue	0.0006	0.9994*	0.001	0.999*
Food waste	0.0006	0.9994*	0.001	0.999
Tree branches	0.0006	0.9994*	0	1*
Wood	0.0006	0.9994*	0	1
Plastic films	0.2179	0.7821	0	1
Rubber	0.0373	0.9627*	0.001	0.999*
Textiles	0.0373	0.9627*	0.001	0.999*

*These data were adapted.

A7. HDPE and second non-ferrous output streams according to the chosen datasets

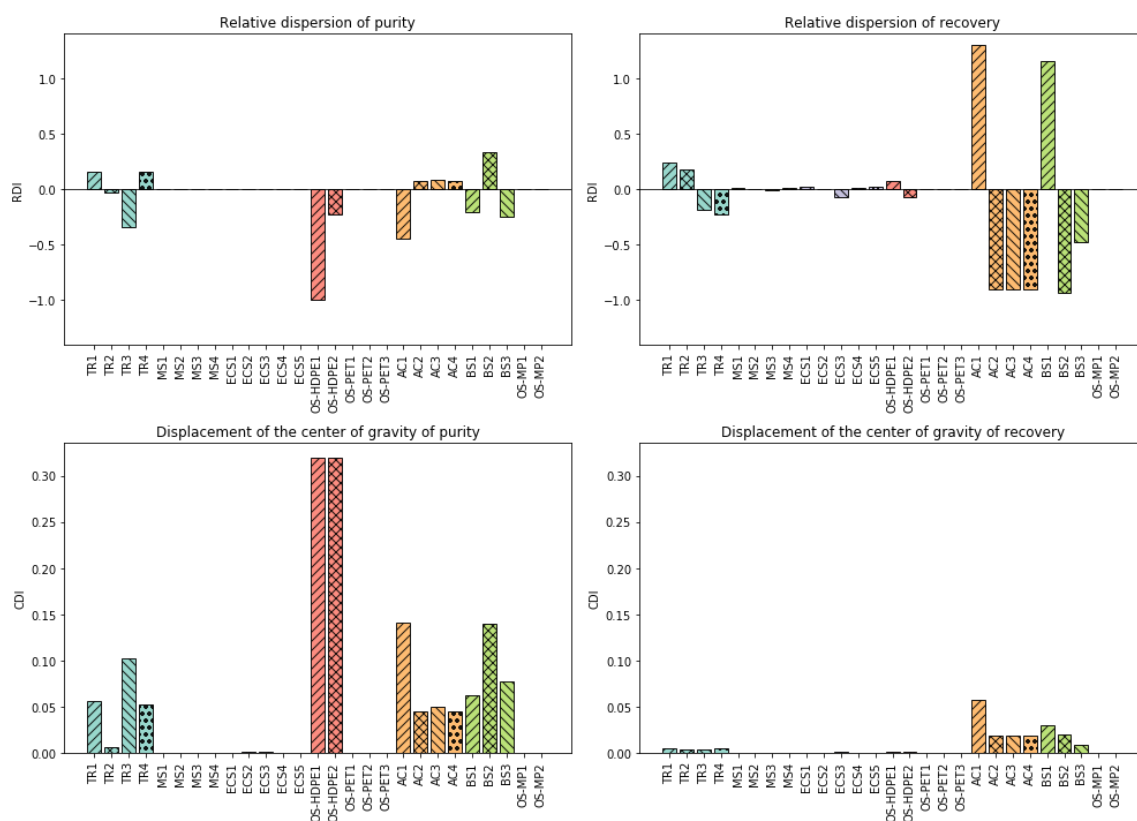


Figure A2 Dispersion and center of gravity displacement for the purity and the recovery of the HDPE stream (M6) according to the chosen datasets

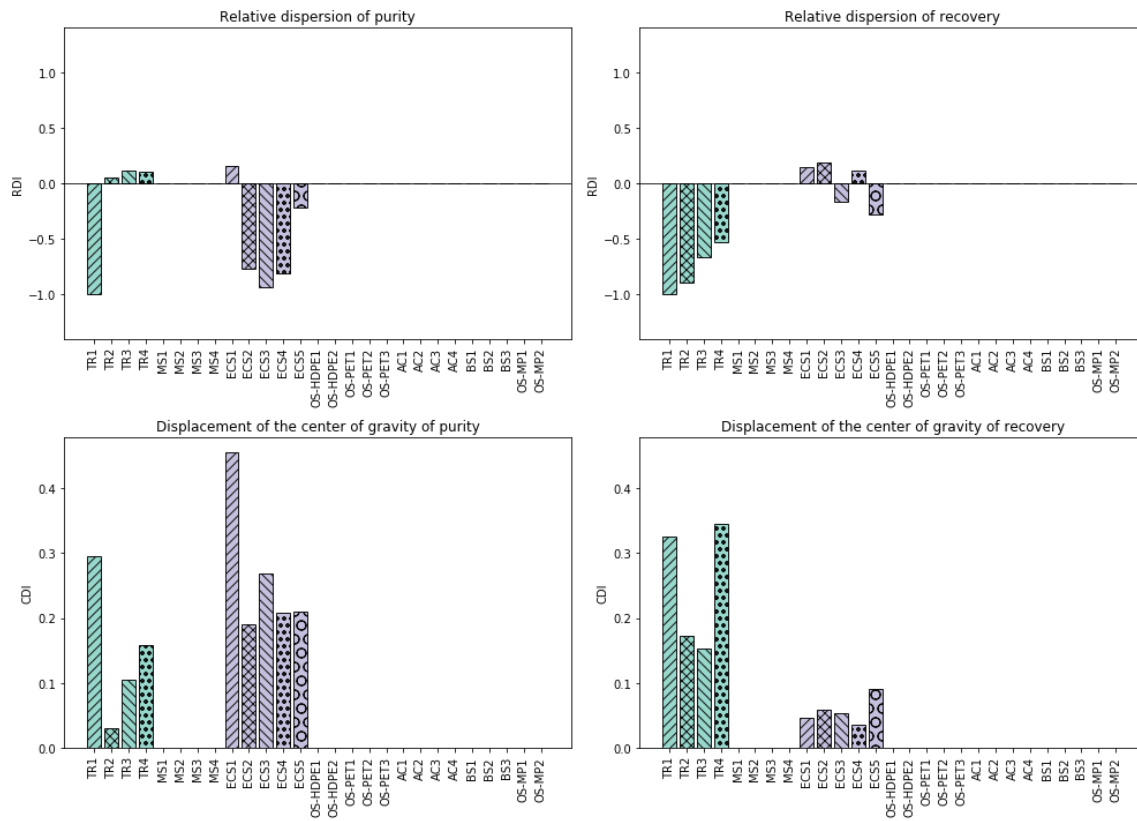


Figure A3 Dispersion and center of gravity displacement for the purity and the recovery of the second non-ferrous output stream (M5) according to the chosen datasets

ANNEXE B ANNEXE DE L'ARTICLE 3

B1. Equations used for the statistical analysis and the model development

1) p-value calculation:

$$p = 2P \left(T_0 > \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}} \right) \quad (\text{B.1})$$

where $\bar{x}$ is the calculated mean diameter, s is the calculated standard deviation of the samples and N is the number of samples.

2) Goodness-of-fit calculation:

The residual sum of squares is given by

$$RSS = \sum_i (F_i(x) - \widehat{F_i(x)})^2 \quad (\text{B.2})$$

Where $F(x)$ is the actual cumulative distribution data and $\widehat{F(x)}$ is the predicted cumulative distribution data for a given sieve diameter x .

The Vn statistic test is defined as

$$V_n = \sup_x D_n(x) - \inf_x D_n(x) = D_n^+ + D_n^- \quad (\text{B.3})$$

where

$$D_n(x) = \widehat{F_i(x)} - F_i(x) \quad (\text{B.4})$$

B2. Fitting results

1) Household wastes

Table B1 Goodness-of-fit results and distribution parameters for household wastes

Waste category	Distribution type	Location shape parameter	or Scale parameter	RSS	Vn
Animal derived food waste	Log-normal	0.22	0.40	0.00127	0.0397
	Rosin-Rammler	1.49	2.65	0.00216	0.0456
	Gamma	6.05	4.53	0.00172	0.0437
Vegetable food waste	Log-normal	0.51	0.63	0.00086	0.0393
	Rosin-Rammler	2.15	1.74	0.00149	0.0454
	Gamma	2.68	1.38	0.00068	0.0362
Green residue	Log-normal	0.07	0.89	0.00748	0.1119
	Rosin-Rammler	1.50	1.10	0.00483	0.0924
	Gamma	1.18	0.80	0.00503	0.0951
Other organic waste accepted	Log-normal	0.48	0.34	0.00036	0.023
	Rosin-Rammler	1.87	3.94	0.00022	0.0156
	Gamma	9.63	5.64	0.00002	0.0058
Other organic waste not accepted	Log-normal	-0.28	0.77	0.00069	0.0316
	Rosin-Rammler	0.97	1.10	0.00025	0.0183
	Gamma	1.20	1.27	0.00028	0.0192
Paper and cardboard	Log-normal	1.40	0.44	0.00083	0.0379
	Rosin-Rammler	4.49	3.24	0.00006	0.0106
	Gamma	6.28	1.48	0.00043	0.0271
Plastics	Log-normal	1.32	0.55	0.00032	0.0203
	Rosin-Rammler	4.34	2.49	0.00188	0.0532
	Gamma	4.23	1.04	0.00087	0.0346
Other plastics	Log-normal	1.43	1.01	0.00083	0.0392
	Rosin-Rammler	5.36	1.38	0.00216	0.0607
	Gamma	1.61	0.31	0.00183	0.0561
Plastic bags	Log-normal	1.19	0.34	0.00004	0.0079
	Rosin-Rammler	3.72	3.62	0.00185	0.0577
	Gamma	9.39	2.74	0.00028	0.0211
Non ferrous metal	Log-normal	0.99	0.35	0.00423	0.0843
	Rosin-Rammler	3.10	3.14	0.01145	0.1324
	Gamma	8.35	2.95	0.0061	0.1015
Ferrous metal	Log-normal	1.11	0.40	0.0042	0.0722
	Rosin-Rammler	3.52	2.94	0.00256	0.0665
	Gamma	6.59	2.04	0.00344	0.0675
Glass	Log-normal	1.14	0.24	0.00121	0.0388
	Rosin-Rammler	3.44	4.70	0.0006	0.0294

	Gamma	17.68	5.54	0.00059	0.0245
Hazardous residual waste	Log-normal	0.91	0.81	0.01607	0.0546
	Rosin-Rammler	3.32	1.44	0.02578	0.0899
	Gamma	1.91	0.62	0.02291	0.0768
Wood	Log-normal	1.90	0.40	0.00282	0.0526
	Rosin-Rammler	9.07	2.80	0.00083	0.0283
	Gamma	6.09	0.80	0.0019	0.0427
Others	Log-normal	1.70	0.74	0.00152	0.0504
	Rosin-Rammler	6.00	2.16	0.00065	0.0331
	Gamma	2.86	0.48	0.00097	0.0403

Table B2 Goodness-of-fit results and distribution parameters for the green residue and the glass per season

Waste category	Distribution type	Location or shape parameter	Scale parameter	RSS	Vn
Green residue - Fall	Log-normal	-0.45	0.96	0.00826	0.1198
	Rosin-Rammler	0.87	0.88	0.00683	0.1100
	Gamma	0.75	0.82	0.00663	0.1089
Green residue - Summer	Log-normal	0.38	0.58	0.02944	0.2247
	Rosin-Rammler	1.89	1.95	0.01747	0.1700
	Gamma	3.03	1.79	0.02253	0.1984
Glass - Fall	Log-normal	1.07	0.26	0.00087	0.0327
	Rosin-Rammler	3.23	4.39	0.00233	0.0539
	Gamma	15.30	5.11	0.00177	0.0250
Glass - Summer	Log-normal	1.21	0.20	0.00214	0.0496
	Rosin-Rammler	3.64	5.48	0.00028	0.0182
	Gamma	24.01	7.05	0.00177	0.0471

2) C&D wastes

Table B3 Goodness-of-fit results and distribution parameters for the C&D wastes

Waste category	Distribution type	Location or shape parameter	Scale parameter	RSS	Vn
Engineered wood	Log-normal	1.23	0.55	0.00442	0.067
	Rosin-Rammler	4.32	2.13	0.00023	0.0182
	Gamma	3.59	0.93	0.00112	0.0343
Untreated wood	Log-normal	0.92	0.46	0.00324	0.062
	Rosin-Rammler	2.93	2.78	0.00053	0.0298
	Gamma	5.31	1.97	0.00141	0.0467
Fiberglass Insulation	Log-normal	1.20	0.47	0.0423	0.2226
	Rosin-Rammler	4.01	2.53	0.01871	0.1555
	Gamma	4.55	1.25	0.03061	0.1973
Pink & Blue Polystyrene Insulation	Log-normal	0.82	0.38	0.00437	0.0807
	Rosin-Rammler	2.62	3.19	0.00043	0.0262
	Gamma	7.42	3.10	0.00253	0.0626
Polyisocyanurate Insulation	Log-normal	0.21	0.28	0.00382	0.0633
	Rosin-Rammler	1.39	3.94	0.00072	0.0248
	Gamma	12.46	9.76	0.00284	0.051
White Polystyrene Insulation	Log-normal	0.59	1.19	0.03685	0.2058
	Rosin-Rammler	2.82	0.96	0.01803	0.1552
	Gamma	0.89	0.31	0.01738	0.1497
Gypsum	Log-normal	0.94	0.62	0.01909	0.1261
	Rosin-Rammler	3.26	1.88	0.00466	0.065
	Gamma	2.77	0.93	0.00954	0.0974
PVC	Log-normal	0.67	0.63	0.01492	0.1426
	Rosin-Rammler	2.45	1.93	0.00891	0.118
	Gamma	2.86	1.27	0.01035	0.121
Plastics	Log-normal	1.02	0.71	0.00293	0.0681
	Rosin-Rammler	3.74	1.58	0.00946	0.1097
	Gamma	2.23	0.66	0.00598	0.0863
Paper and Carboard	Log-normal	0.97	0.55	0.00104	0.0303
	Rosin-Rammler	3.22	2.24	0.00145	0.0428
	Gamma	3.73	1.26	0.0001	0.0116
Shingles	Log-normal	1.09	0.41	0.0031	0.0687
	Rosin-Rammler	3.41	3.12	0.00044	0.0262
	Gamma	6.36	2.01	0.00108	0.0401
Other combustibles	Log-normal	1.23	0.31	0.00658	0.0726
	Rosin-Rammler	3.94	3.51	0.00078	0.0282
	Gamma	9.51	2.64	0.00413	0.0627
Other non-combustibles	Log-normal	0.91	0.51	0.00753	0.0989
	Rosin-Rammler	2.97	2.42	0.00253	0.0694
	Gamma	4.18	1.53	0.00417	0.0825

B3. Student-test results

1) Influence of the season

Table B4 Student-test results for the equality of mean particle size hypothesis between two seasons

Waste category	p-value	Rejection of the hypothesis
Animal derived food waste	0.9012	Not rejected
Vegetable food waste	0.1936	Not rejected
Green residue	0.0051	Rejected
Other organic waste accepted	0.3273	Not rejected
Other organic waste not accepted	0.5486	Not rejected
Paper and cardboard	0.1017	Not rejected
Plastics	0.0790	Not rejected
Other plastics	0.0488	Not rejected
Plastic bags	0.1780	Not rejected
Non-ferrous metal	0.5468	Not rejected
Ferrous metal	0.6453	Not rejected
Glass	0.0066	Rejected
Others	0.8747	Not rejected

2) Influence of the collection type

Table B5 Hypothesis tests results for the collection type influence on particle size

Waste category	p-value	Rejection of the hypothesis
Animal derived food waste	0.8081	Not rejected
Vegetable food waste	0.1059	Not rejected
Other organic waste accepted	0.0588	Not rejected

B4. Mixed MSW compositions

Table B6 Composition of various MSW

	This study (Fall)	This study (Summer)	(Christensen et al., 2011)*	(Edjabou et al., 2015)*	(Montejo et al., 2011)*	(Burnley et al., 2007)*	Source-separated inorganics*	Source-separated organics
Animal derived food waste	0.1025	0.1638	0.3614	0.081	0.2813	0.1755	0.009	0.350
Vegetable food waste	0.2751	0.1673	0	0.365	0.2813	0.1755	0.000	0.431
Green residue	0.0224	0.0055	0.0341	0.048	0.0184	0	0.000	0.017
Other organic waste accepted	0.0613	0.0522	0.012	0	0	0	0.002	0.075
Other organic waste not accepted	0.1112	0.1888	0.0753	0.086	0	0.036	0.005	0.014
Paper and cardboard	0.0864	0.0784	0.2149	0.144	0.138	0.236	0.611	0.055
Plastics	0.0328	0.0308	0.1044	0.051	0.0777	0.102	0.071	0.005
Other plastics	0.016	0.0058	0.0251	0.005	0.029	0	0.020	0.036
Plastic bags	0.0492	0.0524	0	0.098	0	0	0.017	0.001
Non ferrous metal	0.0045	0.0043	0	0	0.005	0.01	0.029	0
Ferrous metal	0.0165	0.007	0.0402	0.019	0.0246	0.036	0.010	0.001
Glass	0.0292	0.0403	0.0572	0.021	0.0328	0.072	0.184	0.008
Hazardous residual waste	0.0087	0.0058	0	0.006	0	0.006	0.002	0
Wood	0.0081	0.0331	0.0622	0.006	0.0133	0	0.003	0.003
Others	0.176	0.1646	0.0131	0.07	0.0986	0.151	0.000	0.004

* These characterizations were adapted to correspond to the waste categories considered in this study.

ANNEXE C ANNEXE DE L'ARTICLE 4

C1. Composition of the source-separated recyclable materials

Table C1 Composition of the source-separated recyclable materials

Waste category	Samples composition		Average waste fraction for the Quebec province (Canada) ¹
	Mean weight fraction (%)	Standard deviation (%)	
Corrugated cardboards	19.5	3,5%	12,7
Multilayer cardboards	2.6	0,6%	2,5
Flat cardboards	10.1	1,4%	8,6
Newspapers	10.0	4,5%	19,2
Mixed papers	13.6	6,4%	12,5
Broken glass	8.9	3,0%	19,0
Unbroken glass	6.3	4,2%	
PET	4.0	0,8%	2,8
HDPE	3.6	2,4%	2,1
Plastic films	2.5	0,4%	2,8
Mixed plastics	3.4	0,6%	3,3
Ferrous metals	3.1	0,7%	2,9
Non-ferrous metals	0.9	0,4%	0,6
Rejects	11.4	0,2%	11,1

1. RECYC-QUÉBEC. (2020). Caractérisation des matières sortantes des centres de tri 2018-2020 (p. 17). <https://www.recyc-quebec.gouv.qc.ca/haut-de-page/salle-de-presse/archives-presse/2020-publication-caracterisation-matieres-sortantes-centres-de-tri-2018-2020>

C2. Data representativeness for bulk density measurement

Two different measurements were performed on the bulk density data to assess the representativeness of the samples. The confidence interval was calculated on the data and a theoretical sample size required to achieve a certain confidence was calculated for further characterizations. Both analyses are performed based on the Student's t-test.

For the waste categories that had large quantities of objects gathered during the sorting step, the initial six collected samples were further separated in smaller samples to facilitate the density measurements. As a result, between five and twelve samples were obtained per waste category for the density measurements, and thus for the statistical analysis.

The confidence interval expressed as a percentage of the mean value was calculated based on the Student's t-test using a confidence level of 90%. Results are presented in Table C2. Confidence intervals vary between 9.5% and 28% for the main waste categories.

For the minimum theoretical mass to sample, the number of samples required to achieve a confidence interval smaller than 20% is calculated according to the sample size used during this study (sum of 50 kg for all the categories). The standard deviation and the mean bulk density were assumed to be constant. The minimum number of samples, the sample size and the total mass to collect for each waste material are presented in Table C2. Samples varying from 3 kg to 70 kg were calculated according to the waste material and its variability.

Table C2 Statistical analysis of the density measurements

Waste category	Actual confidence interval (%) obtained using the 6 initial samples	Theoretical sample size to collect to achieve a confidence interval smaller than 20% with a confidence level of 90%		
		Average mass per sample (kg)	Number of samples required	Theoretical mass to sample (kg)
Corrugated cardboards	13.8	4.9	5	24.5
Multilayer cardboards	21.5	1.3	5	6.5
Flat cardboards	11.6	4.3	2	8.6
Newspapers	13.8	3.8	3	11.4
Mixed papers	27.8	5.0	14	70.0
Broken glass	10.7	4.4	2	8.8
Unbroken glass	32.8	3.3	8	26.4
PET	11.9	1.7	2	3.4
HDPE	9.5	1.5	2	3.0
Plastic films	21.3	1.1	6	6.6
Mixed plastics	15.7	1.5	3	4.5
Ferrous metals	28	1.5	8	12.0
Non-ferrous metals	18.2	0.5	4	2.0
Rejects	43.3	4.4	26	114.4

C3. Bulk density and standard deviation measured for different categories of recyclable materials

Table C3 Density measurements

	Bulk density	
	Mean (kg m ⁻³)	Standard deviation (kg m ⁻³)
Corrugated cardboards	75.0	17.5
Multilayer cardboards	37.2	8.9
Flat cardboards	81.6	8.8
Newspapers	102.9	21.1
Mixed papers	111.4	45.3
Broken glass	587.9	69.7
Unbroken glass	262.5	80.8
PET	29.3	4.5
HDPE	34.4	4.2
Plastic films	23.6	6.5
Mixed plastics	34.5	4.3
Ferrous metals	88.5	27.5
Non-ferrous metals	40.0	8.1
Rejects	88.2	47.3

C4. Results of the Kolmogorov-Smirnov test for the representativeness of the particle size samples

Results of the Kolmogorov-Smirnov test for the comparison of the PSD obtained with all 6 samples to PSD obtained with sub-samples. 5 sub-samples are tested according to the number of samples considered. An R in Table C4 means that the null hypothesis can be rejected, thus meaning that the PSD are different.

Table C4 Results of the Kolmogorov-Smirnov test for the particle size samples

	Sub-samples considered				
	Sample 1	Samples 1 and 2	Samples 1, 2 and 3	Samples 1, 2, 3 and 4	Samples 1, 2, 3, 4 and 5
Corrugated cardboards					
Multilayer cardboards					
Flat cardboards		R			
Newspapers	R	R			
Mixed papers			R		
Broken glass	R				
PET					
HDPE					
Plastic films					
Mixed plastics		R	R		
Ferrous metals	R	R	R	R	
Non-ferrous metals	R	R	R		
Rejects		R	R		R

C6. Material density measurement

Table C6 Number of objects analyzed, density and standard deviation measured for the materials density measurement.

	Mean density (kg m ⁻³)	Standard deviation (kg m ⁻³)	Number of objects analyzed
Corrugated cardboards	756	105	10
Multilayer cardboards	822	46	10
Flat cardboards	892	188	10
Newspapers	1004	117	10
Mixed papers	967	101	10
Broken glass	2584	197	15
Non-broken glass	2584	197	15
PET	1339	78	14
HDPE	971	30	11
Plastic films	697	51	8
Mixed plastics (PP)	873	41	12
Ferrous metals	7030	525	13
Non-ferrous metals	1957	291	12

C7. Original experimental data

Table C7 Experimental data for the composition measurement for every sample

	Mass sampled (kg)					
	Sample 1	Sample 2	Sample 3	Sample 4	Sample 5	Sample 6
Corrugated cardboards	9,00	10,97	9,41	10,90	10,38	8,16
Multilayer cardboards	1,78	1,55	0,79	0,92	1,36	1,56
Flat cardboards	5,99	5,97	3,11	4,97	6,38	4,23
Newspapers	9,50	6,75	4,94	2,15	4,42	2,58
Mixed papers	6,61	8,46	3,82	12,19	5,56	4,28
Broken glass	5,07	6,06	4,09	1,95	6,40	3,24
Unbroken glass	2,78	2,47	3,26	1,04	7,59	1,99
PET	2,76	1,61	2,04	2,13	1,92	1,69
HDPE	1,34	1,13	1,54	1,13	1,83	3,90
Plastic films	1,75	1,13	0,91	1,42	1,08	1,16
Mixed plastics	1,95	2,06	1,68	1,22	1,74	1,76
Ferrous metals	1,98	1,68	0,72	1,40	2,09	1,45
Non-ferrous metals	0,73	0,30	0,16	0,69	0,62	0,3
Rejects	9,82	2,82	2,49	5,44	3,29	10,48

Table C8 Experimental data for the bulk density measurement for every sample

	Density (kg m ⁻³)					
	Sample 1	Sample 2	Sample 3	Sample 4	Sample 5	Sample 6
Corrugated cardboards	59,8	84,4	86,5	45,9	75,2	98,4
Multilayer cardboards	34,8	55,8	29,0	30,7	38,4	34,2
Flat cardboards	73,1	92,5	68,8	83,7	91,5	79,9
Newspapers	114,1	91,0	141,3	98,1	100,1	72,7
Mixed papers	78,7	83,0	71,8	202,9	130,7	101,3
Broken glass	713,9	576,8	481,5	576,6	618,3	560,0
Unbroken glass	179,5	-	260,9	383,5	316,4	172,1
PET	31,0	35,2	28,6	32,3	28,2	20,6
HDPE	34,3	29,1	32,6	39,8	39,9	30,6
Plastic films	18,7	20,6	16,8	36,8	25,0	23,7
Mixed plastics	34,1	40,5	32,2	29,0	40,1	31,3
Ferrous metals	82,3	132,6	56,4	102,5	102,6	54,9
Non-ferrous metals	44,6	45,1	28,8	40,0	51,3	30,4
Rejects	74,1	56,2	45,9	107,3	61,1	184,6

Table C9 Experimental data for the particle size analysis for the sample 1

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards	0	0	0	0	0,042	0,036	0,207	0,403	2,253	3,487	2,529
Multilayer cardboards	0	0	0	0	0,041	0,023	0,549	1,124	0	0	0
Flat cardboards	0	0	0	0,002	0,226	0,611	0,964	2,435	0,695	1,023	0
Newspapers	0	0	0	0,004	0,038	0,156	0,412	1,81	4,987	2,089	0
Mixed papers	0	0	0	0,071	0,327	0,493	1,426	1,911	2,342	0	0
Broken glass	0,37	0,527	1,215	1,785	0,881	0,26	0	0	0	0	0
Unbroken glass	0	0	0	0	0	1,804	0,942	0	0	0	0
PET	0	0	0	0	0,0305	0,513	0,512	1,052	0,649	0	0
HDPE	0	0	0	0	0,1	0,134	0,055	0,423	0,355	0,266	0
Plastic films	0	0	0	0,003	0,054	0,176	0,123	0,653	0,487	0,23	0
Mixed plastics	0	0	0,003	0,068	0,243	0,416	0,384	0,772	0,063	0	0
Ferrous metals	0	0	0	0	0,046	0,439	0,657	0,293	0,564	0	0
Non-ferrous metals	0	0	0	0	0	0,088	0,506	0,009	0,122	0	0
Rejects	0	0	0,271	0,368	0,949	2,211	0,515	1,607	1,624	1,166	1,105

Table C10 Experimental data for the particle size analysis for the sample 2

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards					0,039	0,196	0,445	1,176	1,893	6,97	0,54
Multilayer cardboards						0,274	0,716	0,5			
Flat cardboards				0,014	0,551	0,602	1,188	1,687	0,88	0,778	
Newspapers				0,009	0,058	0,123	0,564	2,376	3,526		
Mixed papers			0,498	0,173	0,577	0,674	1,131	3,346	1,895		
Broken glass	0,421	0,579	1,552	2,247	1,311						
Unbroken glass						1,516	0,953				
PET					0,012	0,535	0,278	0,639	0,295		
HDPE					0,015	0,076	0,153	0,209	0,24	0,37	
Plastic films				0,01	0,049	0,087	0,122	0,212	0,42	0,132	
Mixed plastics			0,028	0,096	0,224	0,585	0,421	0,488	0,044		
Ferrous metals				0,022	0,021	0,036	0,594	0,704	0,35		
Non-ferrous metals					0,008	0,007	0,227	0,045			
Rejects			0,051	0,118	0,612	0,508	0,884	0,545	0,03	0,095	

Table C11 Experimental data for the particle size analysis for the sample 3

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards					0,052	0,046	0,178	0,375	2,124	5,509	0,984
Multilayer cardboards					0,034	0,078	0,148	0,525			
Flat cardboards					0,076	0,259	0,382	0,865	0,988	0,58	
Newspapers				0,004	0,068	0,277	0,433	2,173	1,25	0,791	
Mixed papers			0,089	0,093	0,414	0,535	0,615	1,891	0,169		
Broken glass	0,235	0,161	1,036	1,301	0,951	0,438					
Unbroken glass						0,616	2,64				
PET						0,625	0,267	0,696	0,363		
HDPE					0,059	0,053	0,064	0,313	1,074		
Plastic films				0,009	0,045	0,146	0,138	0,386	0,178		
Mixed plastics			0,013	0,046	0,276	0,305	0,311	0,312	0,176	0,255	
Ferrous metals			0,021	0,002	0,052	0,148	0,232	0	0,258		
Non-ferrous metals					0,022	0,068	0	0,068			
Rejects			0,057	0,079	0,448	0,246	0,298	0,987	0,213	0,243	

Table C12 Experimental data for the particle size analysis for the sample 4

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards				0,003	0,052	0,117	0,211	0,987	2,227	5,617	1,677
Multilayer cardboards						0,11	0,264	0,457			
Flat cardboards				0,009	0,32	0,328	0,545	1,794	0,876	0,767	0,292
Newspapers					0,004	0,018	0,1014	0,63	1,095	0,302	
Mixed papers				0,063	0,53	0,339	1,076	2,164	6,567	1,391	
Broken glass	0,06	0,157	0,494	0,7	0,183	0,06	0,432				
Unbroken glass							1,041				
PET						0,668	0,397	0,808	0,212		
HDPE					0,043	0,133	0,084	0,462	0,404		
Plastic films				0,002	0,022	0,087	0,189	0,723	0,315	0,108	0,099
Mixed plastics			0,008	0,027	0,084	0,131	0,304	0,364	0,069	0,232	
Ferrous metals			0,005	0,002	0,005	0,2	1,035	0,128			
Non-ferrous metals				0,002	0,023	0,293	0,168	0,195			
Rejects			0,039	0,133	0,761	0,737	0,223	0,134	1,33	1,914	

Table C13 Experimental data for the particle size analysis for the sample 5

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards					0,056	0,2	0,197	0,913	2,526	3,364	2,926
Multilayer cardboards						0,196	0,328	0,766			
Flat cardboards					0,231	0,652	1,001	2,299	1,513	0,584	
Newspapers					0,039	0,166	0,369	1,738	0,558	1,426	
Mixed papers			0,109	0,075	0,481	0,946	0,552	1,302	1,976		
Broken glass	0,201	0,321	0,927	2,221	2,165	0,229	0,491				
Unbroken glass					0,142	5,245	2,199				
PET						0,697	0,478	0,715	0,05		
HDPE					0,039	0,396	0,324	0,079	0,679	0,21	
Plastic films					0,024	0,086	0,119	0,563	0,188	0,133	
Mixed plastics				0,062	0,186	0,342	0,346	0,427	0,373		
Ferrous metals					0,123	0,306	1,089	0,555			
Non-ferrous metals				0,007	0,138	0,401	0,041				
Rejects				0,133	0,541	0,669	0,19	0,554	1,255		

Table C14 Experimental data for the particle size analysis for the sample 6

	Mass sampled by sieve size (kg)										
	<1/8"	<1/4"	<1/2"	<1"	<2"	<3"	<4"	<6"	<8"	<12"	>12"
Corrugated cardboards					0,008	0,042	0,18	0,468	1,035	2,562	3,799
Multilayer cardboards					0,043	0,026	0,543	0,937			
Flat cardboards				0,024	0,304	0,336	0,282	1,35	1,143	0,73	0,195
Newspapers					0,075	0,134	0,409	0,967	0,838	0,485	
Mixed papers				0,128	0,345	0,28	0,737	1,304	1,442		
Broken glass	0,194	0,234	1,059	0,75	0,344	0,199					
Unbroken glass							1,987				
PET					0,023	0,312	0,407	0,68	0,258		
HDPE				0,001	0,096	0,095	0,191	1,254	1,708	0,561	
Plastic films					0,058	0,148	0,159	0,176	0,339	0,281	
Mixed plastics				0,029	0,097	0,322	0,265	0,574	0,206	0,059	
Ferrous metals			0,017	0,003	0,07	0,131	0,62	0,596			
Non-ferrous metals				0,002	0,029	0,21	0,016	0,016			
Rejects			0,147	0,156	0,59	0,625	0,216	5,794	1,714	1,122	

ANNEXE D ANNEXE DE L'ARTICLE 5

D1. Input composition of the case study and description of the waste properties

Table D1 Waste composition and physical properties of the input stream for the case study

	Composition (%) ^a	Shape factor	Density (kg m ⁻³)	Rosin-Rammler parameters	
				X ₀ (in)	n
Ferrous metal	4.0	0.987 ^c	92.7 ^c	4.01 ^c	5.49
Non-ferrous metal	0.8	0.978 ^c	42.5 ^c	3.41 ^c	3.94
Glass	2.3	0.769 ^c	596.1 ^c	0.90 ^c	1.39
Recyclable plastics	2.1	0.960 ^c	35.0 ^c	4.44 ^c	2.14
HDPE	0.7	0.965 ^c	33.7 ^c	6.70 ^c	3.17
PET	0.7	0.978 ^c	29.5 ^c	4.70 ^c	2.89
Non-recyclable plastics	9.0	0.960 ^c	35.0 ^c	4.44 ^c	2.14
Papers	1.2	0.870 ^c	125.4 ^c	5.80 ^c	2.60
Newspapers	1.2	0.894 ^c	106.7 ^c	6.92 ^c	3.94
Flat cardboards	1.2	0.907 ^c	82.9 ^c	6.12 ^c	2.46
Corrugated cardboards	1.2	0.902 ^c	74.2 ^c	10.58 ^c	3.53
Tetrapack	0.4	0.953 ^c	38.3 ^c	4.41 ^c	5.65
Other inorganic materials	22.2	0.800 ^d	108.3 ^d	6.00 ^b	2.16
Fines	9.8	0.769 ^d	596.1 ^d	0.10 ^d	1.10
Other organic materials	3.4	0.870 ^d	264.5 ^d	1.87 ^b	3.94
Green residue	2.0	0.800 ^d	135.0 ^d	1.50 ^b	1.10
Food waste	19.7	0.950 ^d	358.2 ^d	1.79 ^b	1.75
Tree branches	0.0	0.800 ^d	179.6 ^d	9.07 ^d	2.80
Wood	3.4	0.800 ^d	179.6 ^d	9.07 ^b	2.80
Plastic films	1.8	0.966 ^c	23.9 ^c	6.17 ^c	2.79
Gravel	6.4	0.769 ^d	200.9 ^d	0.97 ^d	1.10
Textiles	3.9	0.900 ^d	102.8 ^d	6.00 ^d	2.16
RDD	0.6	0.769 ^d	200.9 ^d	3.32 ^b	1.44
Linear objects	1.8	0.800 ^d	108.3 ^d	12.00 ^d	3.00

a Characterization results

b (Tanguay-Rioux et al., 2020)

c (Tanguay-Rioux et al., 2021)

d Estimation through literature or similar categories