



Titre: Développer un cadre de caractérisation de la performance pour un
Title: outil de collecte de données sur la vie dans les espaces publics

Auteur: Frédérick Chabot
Author:

Date: 2024

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Chabot, F. (2024). Développer un cadre de caractérisation de la performance pour
Citation: un outil de collecte de données sur la vie dans les espaces publics [Mémoire de
maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/59220/>

 Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/59220/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Nicolas Saunier
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Développer un cadre de caractérisation de la performance pour un outil de
collecte de données sur la vie dans les espaces publics**

FRÉDÉRICK CHABOT

Département de génies civil, géologique et des mines

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie civil

Août 2024

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Développer un cadre de caractérisation de la performance pour un outil de
collecte de données sur la vie dans les espaces publics**

présenté par **Frédéric CHABOT**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Geneviève BOISJOLY, présidente

Nicolas SAUNIER, membre et directeur de recherche

Shin KOSEKI, membre externe

DÉDICACE

*À tous les membres de la Maison Mauve,
une source véritable d'inspiration, je vous aime...*

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais remercier les premières personnes qui m'ont donné cette chance dans le domaine de recherche universitaire : Nicolas Saunier et Geneviève Boisjoly. Malgré le peu d'expérience en ingénierie et en recherche, ils ont cru en moi et m'ont rapidement fait confiance. Sans cette chance, je n'aurais pas été en contact avec tous les autres membres de cette grande équipe de recherche en transport à Polytechnique. Au travers des années, vous m'avez apporté de l'inspiration, des connaissances et de bons moments.

J'aimerais aussi remercier un partenaire important dans le cadre de mon projet : le Centre d'écologie urbaine. À tous les membres que j'ai pu côtoyer, tout particulièrement Julien, merci pour votre temps, votre énergie, votre créativité et votre confiance en mon projet et mes compétences.

Je suis aussi très reconnaissant de l'aide que j'ai reçu de la part de différents stagiaires qui ont participé au développement de l'outil. Je vous remercie pour votre ouverture, vos idées et, plus généralement, votre apport à la recherche.

Un immense merci au Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), à Hydro-Québec ainsi qu'au Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport (CIRRELT) qui ont su retirer ce poids lourd qu'est le stress relié aux finances de mes épaules et qui ont vu un potentiel en mon projet de recherche. Vous m'avez permis de comprendre que mon projet était réellement un ajout pertinent au monde de la recherche en plus de me permettre de m'y consacrer pleinement.

RÉSUMÉ

Depuis plusieurs années, des experts se penchent sur les espaces publics et leurs propriétés : comment sont-ils utilisés et par qui, comment sont-ils aménagés, etc. À la suite d'événements comme la pandémie de la COVID-19, l'importance de bien comprendre comment ces espaces sont utilisés est d'autant plus grande. En effet, ces espaces rendent possibles certaines activités et ils peuvent du même coup contribuer au bien-être général des individus. Il semble donc pertinent de comprendre le lien entre les besoins des gens, leurs actions et les caractéristiques de l'espace. C'est ce que l'urbaniste et architecte Jan Gehl a voulu faire à la fin des années 60. Il développe donc à cette époque plusieurs méthodes basées sur différents critères d'analyse autour de la vie dans les espaces publics. L'une de ces méthodes, appelée au Québec "Étude de la Vie dans les Espaces Publics" (ÉVEP), est utilisée dans le cadre de ce mémoire. Cette méthode est utilisée dans le cadre de plusieurs études afin de cerner l'usage d'un espace dans un contexte donné en mettant en place une collecte de données. Pour ce faire, un observateur se positionne dans l'espace ou à proximité et note ce qu'il voit devant lui. Il peut ainsi prendre en note ce que les personnes font dans l'espace (activité, mode de déplacement, posture, etc.) et d'autres attributs liés à la personne (âge, genre, etc.). À l'aide de cette collecte de données, il est possible de savoir qui utilise l'espace, comment et pour quoi. Suivant cette même idée, la méthode permet de comparer les observations (l'usage de l'espace, les personnes qui l'utilisent, etc.) après un ré-aménagement ou dans différents contextes.

Bien qu'il soit possible de retrouver de la documentation sur la méthode, dans la littérature, elle ne semble pas être remise en question ou faire face à des vérifications de qualité. Les gens qui en font usage semblent se rabattre sur l'ancienneté de la méthode et non sa rigueur ou sa réelle validité. Autrement dit, les observations notées par plusieurs sont utilisées et analysées pour évaluer un espace sans savoir si ce qui est observé est juste. Il s'agit de la problématique soulevée menant à la réalisation de ce mémoire. Ainsi, un outil de collecte de données sous forme d'application mobile est développé. Cet outil est utilisé dans le cadre de deux études (une en laboratoire et une autre au parc Jean-Drapeau) dans lesquelles sa performance peut être caractérisée.

Bien qu'il soit possible de croire qu'une différence existe entre ce qui est observé par un individu et la réalité, il n'y a pas de façon claire et définie d'évaluer cette différence. De plus, il n'est pas clair si cette différence vient d'un paramètre de collecte en particulier qui peut mener à plus d'erreurs de la part de l'observateur.

L'objectif est donc de caractériser la performance d'un outil de collecte en passant par la

caractérisation de la différence en fonction de différents attributs liés à la méthode de collecte. Plusieurs indicateurs sont ainsi choisis afin de déterminer la différence entre différents ensembles de données par rapport à la réalité. Ces indicateurs sont sélectionnés selon ce qu'ils permettent de conclure et selon leur applicabilité à la façon dont les données sont collectées et à leur format. Il s'agit donc de la distance de Manhattan, la distance euclidienne, l'indice de similarité cosinus et le taux d'erreur. Certaines variantes sont utilisées afin d'approfondir les analyses. Il s'agit de distances normalisées et d'un taux d'erreur absolu.

Des analyses bi-variées et multi-variées sont ainsi faites afin de mieux comprendre les ensembles de données (les attributs des collectes) et les relations perceptibles avec les différents indicateurs. Afin de compléter ces analyses, des modèles statistiques sont développés. Ils sont créés afin de mieux comprendre ce qui affecte significativement les indicateurs et de quelle façon. Les modèles sont d'autant plus utiles puisqu'il est difficile de dissocier l'effet d'un seul paramètre sur la différence puisque ces indicateurs peuvent interagir entre eux et voir leur effet amplifié ou diminué.

Pour assurer la pertinence des variables explicatives et des variables dépendantes, la matrice de corrélation est calculée dans laquelle certains constats sont faits. Entre autres, la corrélation entre le taux d'erreur et sa variante ainsi qu'entre l'indice de similarité cosinus et les distances normalisées mènent à exclure certaines variables dépendantes. Ainsi, l'indice de similarité cosinus, la distance euclidienne et le taux d'erreur absolu sont conservés pour des analyses plus poussées.

Les taux d'erreur moyens obtenus se retrouvent dans des intervalles similaires aux taux obtenus dans la littérature. En effet, sur les variables "Activité", "Âge" et "Genre", un taux moyen de 18,1% est obtenu alors qu'une étude de la littérature obtient des taux entre 0 et 32% pour ces mêmes variables pour différents achalandages d'un espace observé et en utilisant deux interfaces différents [1]. Dans une autre étude comparative entre les outils de collecte, des taux de 15% et 11% sont obtenus pour l'outil "papier" et le "clicker" [2]. À noter que dans ce dernier cas, il s'agit simplement d'un comptage sans attribut comme le genre ou l'âge à inclure dans les observations. Il peut donc s'agir d'une raison expliquant pourquoi le taux d'erreur est plus faible comparativement au taux obtenu ici.

De plus, il est conclu que la variable "Activité" doit être utilisée avec soin. Autrement dit, il s'agit de la variable présentant le plus de différence, ayant donc la moins bonne qualité par rapport à la réalité. Un constat similaire est émis par Chabot, F., Saunier, N., et Boisjoly, G. [3]. À noter que dans ce cas, l'indicateur de qualité est utilisé pour comparer des paires d'observateurs. Néanmoins, cette variable semble la plus problématique. Son nombre de valeurs possibles (catégories) et le choix de ces valeurs doivent être soigneusement sélectionnés

selon les besoins d’une étude.

Différents cas typiques sont définis pour ce projet. L’un d’eux représente, par exemple, une situation dans laquelle une personne observe la bonne proportion des différentes valeurs d’une variable, mais au total, elle manque des observations. En d’autres mots, l’indice de similarité cosinus moyen et le taux d’erreur absolu sont élevés. Selon les résultats obtenus, ce cas typique est perçu. Les résultats démontrant ce cas typique concernent ceux associés à une variable spécifique. Il s’agit de la variable “Groupe” pour laquelle le nombre de personnes observées ensemble est noté. Plus précisément, ce cas est observé dans les résultats correspondant à l’étude en laboratoire. Ainsi, puisque l’indice de similarité cosinus est élevé, il est possible de conclure que les proportions sont adéquates. Une solution est proposée pour ajuster les erreurs et améliorer la qualité des données collectées. Il s’agit d’appliquer un facteur multiplicatif correctif, par exemple, multiplier par deux chaque valeur de la variable si la moitié des observations est manquante. De cette façon, le taux d’erreur obtenu par la suite devient approximativement zéro, alors que l’indice de similarité cosinus reste égal. Il est aussi attendu que les distances diminuent puisque les occurrences risquent de s’approcher de la réelle valeur.

En ce qui concerne les modèles calculés pour estimer les différents indicateurs (indice de similarité cosinus, distance euclidienne et taux d’erreur absolu), il est possible de conclure que ce ne sont pas les mêmes variables qui expliquent les différents indicateurs de qualité. Autrement dit, selon la forme que cette qualité prend, différents paramètres des études ou de la méthode peuvent être des causes statistiquement significatives. Si le besoin en qualité dans les données est davantage lié à la proportion des différentes valeurs que prend une variable, alors le modèle qui prédit les valeurs d’indice de similarité cosinus est utile. Il montre que le nombre de valeurs que peut prendre une variable peut diminuer la similarité, alors qu’au contraire, une durée de séance de collecte plus longue peut améliorer la similarité. Si le besoin en qualité est d’obtenir de bons décomptes (nombre de personnes au total ou nombre de femmes, par exemple), alors les modèles pour la distance euclidienne et le taux d’erreur absolu sont utiles. Dans les deux cas, il semble que l’achalandage de l’espace (nombre de personnes par minute) affecte davantage les comportements de l’observateur. Cela mène donc potentiellement à manquer des observations ou faire erreur sur des observations.

ABSTRACT

For a considerable number of years, experts have been engaged in the study of public spaces and their associated characteristics. This research includes an examination of how these spaces are utilized, by whom, and in what ways they are designed. In the context of the recent global COVID-19 health crisis, the significance of grasping the nuances of these public domains has become increasingly apparent. Indeed, these spaces facilitate specific activities while simultaneously contributing to the general well-being of individuals. It seems relevant to understand the link between people's needs, their actions and the characteristics of the space. This is the objective that urban planner and architect Jan Gehl set out to achieve in the late 1960s. At that time, he developed a number of methods based on different criteria for the analysis of life in public spaces. One of these methods, known in Quebec as "Étude de la Vie dans les Espaces Publics" (ÉVEP), is used for this thesis. This method is employed in a number of studies to identify the utilization of a given space within a specific context, through the implementation of a systematic data collection method. To accomplish this, an observer positioned in or near the space records observations of the immediate surroundings. The observer can record the activities, modes of movement, and postures of individuals in the space, as well as other attributes associated with the person, such as age and gender. This data collection allows finding out who uses the space, how and for which purpose. Furthermore, the method enables the comparison of observations (such as the manner in which the space is utilized and the individuals who utilize it) following modifications or in different contexts.

Although it is possible to find documentation on the ÉVEP method in the literature, it does not seem to be challenged or face any quality checks. Those who utilize this method appear to rely on its historical precedence rather than its scientific rigor or intrinsic validity. In other words, observations noted by many are used and analyzed to evaluate a space without knowing whether what is observed is accurate. This is the problem that led to this thesis. A data collection tool in the form of a mobile application has also been developed. This tool is used in two studies (one in the laboratory and the other at Parc Jean-Drapeau) in which its performance can be characterized.

It is possible to believe that a difference exists between what is observed by an individual and reality, there is no clear and definite way of evaluating this difference. Furthermore, it is unclear whether this difference stems from a particular collection parameter that may lead to observer error.

The objective is to characterize the performance of a data collection tool by examining the relationship between the difference and various attributes associated with the method. A number of indicators have been selected for the purpose of determining the difference between the various data sets in relation to reality. These indicators are selected on the basis of what they can tell, and their applicability to the way the data is collected and its format. The selected indicators include the Manhattan distance, the Euclidean distance, the cosine similarity index, and the error rate. In order to gain further insight, certain variants have been calculated, namely, normalized distances and an absolute error rate.

Bivariate and multivariate analyses are thus conducted to gain a better understanding of the data sets (attributes of the study) and the discernible relationships with the various indicators. To achieve these analyses, statistical models are developed. These are created to better identify the factors that significantly affect the indicators and to understand how they do so. Models are particularly useful in this context because it is difficult to dissociate the effect of a single parameter on the difference, since the study attributes may interact with each other and see their effect amplified or diminished.

To guarantee the relevance of the explanatory and dependent variables, the correlation matrix is calculated, in which specific observations are documented. Among other things, the correlation between the error rate and its variant, and between the cosine similarity index and normalized distances, leads to the exclusion of certain dependent variables. The cosine similarity index, the Euclidean distance, and the absolute error rate are determined to be the most appropriate variables for more detailed analysis in this study.

First, it is important to note that the average error rates obtained are within ranges similar to those reported in the literature. Indeed, for the variables “activity”, “age” and “gender”, an average rate of 18.1% is obtained, while it is reported from the literature that error rates between 0 and 32% are obtained for the same variables in different contexts of space occupancy and for different interfaces [1]. In another comparative study of counting tools, rates of 15% and 11% were obtained for the “paper” and “clicker” tools, respectively [2]. It should be noted that in the latter case it is a simple count, which allows to conclude that the “number of variables” characteristic of the study does not affect the error rate. It is therefore normal that a lower error rate in their case was obtained.

It was also concluded that the “activity” variable should be used with caution. It is the variable that shows the most differences and therefore appears to have the lowest quality compared to reality. A similar result was reported by Chabot, F., Saunier, N., and Boisjoly, G. [3]. In their case, the quality indicator is used to compare pairs of observers. Nevertheless, this variable seems to be the most problematic. The number of possible values (categories)

and the choice of these values should be carefully chosen and appropriate for the study goals. Different typical cases are defined for this project. One of these is, for instance, a situation in which a person observes the right proportion of the different values of a variable, but in total misses observations. In other words, the average cosine similarity index and the average absolute error rate are high. According to the results obtained, this typical case is observed. The results demonstrating this typical case concern those associated with a specific variable. This is the "Group" variable, for which the number of people observed together is noted. More precisely, this case is observed in the results corresponding to the laboratory study. Since the cosine similarity index is high, it is possible to conclude that the proportions are adequate. A solution is proposed to adjust the errors and improve the quality of the data collected. This involves applying a corrective multiplicative factor, for example, doubling each value of the variable if half the observations are missing. In this way, the error rate subsequently obtained becomes approximately zero, while the cosine similarity index remains equal. Distances are also expected to decrease as occurrences approach the true value.

In terms of the models calculated to estimate the various indicators (the cosine similarity index, the Euclidean distance and the absolute error rate), it is possible to conclude that it is not the same variables that explain the different quality indicators. In other words, depending on the form this quality takes, different study or method parameters may be statistically significant causes. If the need for quality in the data is more related to the proportion of different values that a variable takes, then the model that predicts the cosine similarity index values is useful. It shows that the number of values a variable can take can decrease similarity, while on the contrary, a longer collection session duration can improve similarity. If the quality requirement is to obtain good counts (number of people in total or number of women, for example), then models for the Euclidean distance and the absolute error rate are useful. In both cases, it seems that space traffic (number of people per minute) has a greater effect on observer behavior. This potentially leads to observations being missed or errors being made.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iv
REMERCIEMENTS	v
RÉSUMÉ	vi
ABSTRACT	ix
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES TABLEAUX	xiv
LISTE DES FIGURES	xvi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xvii
LISTE DES ANNEXES	xviii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Objectifs de recherche	3
1.2 Plan du mémoire	4
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	6
2.1 Études de la vie dans les espaces publics	6
2.1.1 Applications mobiles	10
2.1.2 Automatisation de la collecte	12
2.1.3 Inventaire des ÉVEPs	13
2.2 Performance d'un système	18
2.2.1 Pourcentage de concordance et coefficient Kappa de Cohen	19
2.2.2 Taux d'erreur	20
2.2.3 Indices de similarité et distances	22
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	25
3.1 Développement de l'outil	27
3.2 Collecte de données	30
3.2.1 Parc Jean-Drapeau	31

3.2.2	Étude paramétrée	32
3.3	Représentation des données	36
3.4	Choix des indicateurs	37
3.4.1	Indice de similarité Cosinus	38
3.4.2	Distance de Manhattan	40
3.4.3	Distance euclidienne	44
3.4.4	Taux d'erreur	47
3.4.5	Procédure d'analyse	48
3.5	Modèle statistique	51
CHAPITRE 4	RÉSULTATS	52
4.1	Présentation des données	53
4.2	Analyse générale	57
4.2.1	Analyse par outil de collecte	65
4.2.2	Analyse par variable	68
4.3	Discussion	71
CHAPITRE 5	CONCLUSION	75
5.1	Synthèse des travaux	75
5.2	Limitations de la solution proposée	76
5.3	Améliorations et projets futurs	77
RÉFÉRENCES		79
ANNEXES		87
A.1	“Public Life Data Protocol”	87
A.2	Grilles de l'étude au parc Jean-Drapeau	88

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Exemple de sous-ensemble provenant d'une table de données	10
Tableau 2.2	Inventaire des Étude de la Vie dans les Espaces Publics (ÉVEP) . . .	14
Tableau 2.3	Sommaire des outils utilisés	17
Tableau 2.4	Sommaire des descriptions et des limites présentées	17
Tableau 3.1	Variables et valeurs de l'étude pour la grille des personnes en mouvement	32
Tableau 3.2	Variables et valeurs de l'étude pour la grille des personnes stationnaires	33
Tableau 3.3	Variables et valeurs de l'étude pour la grille des activités en groupe .	33
Tableau 3.4	Information générale de l'étude réalisée	34
Tableau 3.5	Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 01	35
Tableau 3.6	Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 02	35
Tableau 3.7	Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 03	35
Tableau 3.8	Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 04	35
Tableau 3.9	Exemple d'un sous-ensemble de données agrégées	37
Tableau 3.10	Erreurs types et indicateurs	50
Tableau 4.1	Résumé statistique des paramètres de collecte numériques pour l'en- semble des données	53
Tableau 4.2	Résumé statistique des paramètres de collecte catégoriels pour l'étude au parc Jean-Drapeau	54
Tableau 4.3	Résumé statistique des paramètres de collecte catégoriels pour l'étude paramétrée	55
Tableau 4.4	Résumé statistique des indicateurs pour l'étude au parc Jean-Drapeau	56
Tableau 4.5	Résumé statistique des indicateurs pour l'étude paramétrée	56
Tableau 4.6	Résultats de la régression linéaire pour l'indice de similarité cosinus .	60
Tableau 4.7	Résultats de la régression linéaire pour la distance de Manhattan . .	60
Tableau 4.8	Résultats de la régression linéaire pour la distance euclidienne	61
Tableau 4.9	Résultats de la régression linéaire pour la distance de Manhattan nor- malisée	61
Tableau 4.10	Résultats de la régression linéaire pour la distance euclidienne normalisée	62
Tableau 4.11	Résultats de la régression linéaire pour le taux d'erreur	63
Tableau 4.12	Résultats de la régression linéaire pour le taux d'erreur absolu	64
Tableau 4.13	Valeurs moyennes des indicateurs en fonction de l'outil de collecte pour l'étude au parc Jean-Drapeau	68

Tableau 4.14	Test ANOVA par indicateur selon l'outil utilisé pour la collecte au parc Jean-Drapeau	68
Tableau 4.15	Valeurs moyennes des indicateurs selon l'étude et leurs variables . . .	69
Tableau 4.16	Test ANOVA par indicateur selon la variable observée	70
Tableau 4.17	Tests de Tukey comparant les moyennes des indicateurs entre chaque pair de variable	71

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Représentation d'un espace de collecte avec sa ligne imaginaire	7
Figure 2.2	Représentation d'un espace de collecte avec les limites de l'aire	8
Figure 2.3	"People using cellphones on a street in New York" par Ed Yourdon / CC BY	19
Figure 3.1	Schéma résumant la méthodologie du projet	26
Figure 3.2	Captures d'écran de la première version de l'application	28
Figure 3.3	Captures d'écran de la dernière version de l'application	29
Figure 3.4	Page web d'Observation de la Vie dans les Espaces Publics (OVEP) .	30
Figure 3.5	Zones observées durant l'étude au parc Jean-Drapeau	32
Figure 3.6	Captures des zones observées par vidéo	34
Figure 3.7	Exemple figuré en deux dimensions de l'indice de similarité Cosinus .	39
Figure 3.8	Exemple figuré en deux dimensions de la distance de Manhattan . . .	42
Figure 3.9	Exemple figuré en deux dimensions de la distance Euclidienne	45
Figure 4.1	Matrice de corrélation des paramètres de collecte et des indicateurs .	57
Figure 4.2	Analyse des résidus du modèle final pour l'indice de similarité cosinus	64
Figure 4.3	Analyse des résidus du modèle final pour la distance de Manhattan .	65
Figure 4.4	Analyse des résidus du modèle final pour la distance euclidienne . . .	65
Figure 4.5	Analyse des résidus du modèle final pour la distance de Manhattan normalisée	66
Figure 4.6	Analyse des résidus du modèle final pour la distance euclidienne nor- malisée	66
Figure 4.7	Analyse des résidus du modèle final pour le taux d'erreur	67
Figure 4.8	Analyse des résidus du modèle final pour le taux d'erreur absolu . . .	67
Figure A.1	"Public Life Data Protocol"	87
Figure A.2	"Public Life Data Protocol" (suite)	88
Figure A.3	Exemple de grille "papier" provenant du CEU	89
Figure A.4	Captures d'écran des pages d'observation d'OVEP	89

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CEU		Centre d'écologie urbaine
ÉVEP		Étude de la Vie dans les Espaces Publics
GES		Gaz à effet de serre
ND		Non disponible
OBNL		Organisme à but non-lucratif
OVEP		Observation de la Vie dans les Espaces Publics
PIRPP		Programme d'implantation de rues piétonnes et partagées
PLDP		“Public Life Data Protocol”
SPJD		Société du parc Jean-Drapeau
STM		Société de transport de Montréal

LISTE DES ANNEXES

Annexe A		87
----------	-------	----

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Plusieurs problématiques ont émergé ces dernières années, qu’elles soient liées à la COVID-19, à la crise climatique ou à l’énergie (capacité, consommation, etc.) pour ne nommer que celles-ci. Il y a donc une certaine curiosité quant au rôle de l’être humain et ses comportements face à ces enjeux. Des questions émergent concernant les changements ou les ajustements à apporter pour répondre à ce genre de problèmes. Certains¹ se concentrent davantage sur les espaces naturels (milieux humides, forêts, etc.) qui correspondent au fondement de la vie sur terre. D’autres se concentrent sur les espaces artificiels, autrement dit l’environnement bâti, celui créé par l’humain et pour servir ses besoins. Dans le cas de la COVID-19, une relation entre les nouveaux besoins qui apparaissent et l’aménagement des espaces publics semble exister. Cette relation est un sujet qui passionne plusieurs domaines de recherche pour différentes raisons. Parmi les transformations qui ont eu lieu dans les espaces publics suite à la COVID-19, il y a eu la création des corridors sanitaires et des voies actives sécuritaires [4, 5]. Cette réalité a mis la lumière sur des questions déjà posées par beaucoup de chercheurs, urbanistes et ingénieurs : comment accéder à ces espaces, à quels besoins ces espaces répondent-ils, qui utilise ces espaces, etc.

Notamment, il existe plusieurs enjeux spécifiques liés à l’accès aux espaces publics de qualité. Si aucun parc n’est accessible, les gens ont tendance à simplement ne faire aucune activité physique, ce qui joue un rôle important dans leur santé. Ce phénomène est d’autant plus important pour les personnes qui ont un bas revenu et qui ne peuvent donc pas accéder à des espaces d’entraînement intérieur [6]. Ces espaces, lorsqu’ils sont bien aménagés, répondent à certains besoins de la population et peuvent ainsi devenir de potentiels vecteurs de déplacement majeurs. Un espace de qualité peut être défini de plusieurs façons selon le contexte : sécuritaire, qui répond aux besoins des usagers, avec un minimum de pollution sonore, etc. Cela étant dit, les études démontrent effectivement que des espaces publics répondant à certains critères de qualité encouragent les gens à se déplacer à pied ou à vélo et à faire de légers détours sur leur chemin [7, 8]. De plus, une relation entre l’activité physique (la marche) est établie avec la santé, notamment par une diminution du stress [9, 10]. Il est aussi possible d’établir une potentielle relation entre l’augmentation de la part du transport actif et la diminution de l’utilisation de véhicules motorisés. Il est important de noter qu’au Québec, c’est 34% des gaz à effet de serre (GES) qui proviennent du transport routier, ce qui représente la source la plus importante de GES [11]. De plus, à l’aide de l’enquête de mobilité

1. Pour des raisons de simplification, le masculin est utilisé.

“origine-destination” dans la grande région de Montréal de 2013, il est possible de voir que près de 12% des usagers de la route utilisent le transport actif alors que le reste est partagé principalement par l’automobile et le transport en commun [12]. En somme, augmenter la part du transport actif à l’aide d’espaces publics de qualité implique donc un fort potentiel d’impact sur l’environnement en plus de la santé physique.

Les citoyens sont ceux qui vivent dans ces espaces, qui choisissent de s’y rendre et il va donc de soi que ces derniers fassent partie intégrante du processus de transformation. Il ne s’agit pas simplement d’un choix fait par les élus ou le secteur public. Autrement dit, une gestion efficace des parcs et espaces publics nécessite ce troisième point d’appui que sont les citoyens [13]. Il semble donc important de trouver un moyen pour que leur voix soit entendue et du même coup de venir développer dans la communauté un sentiment d’engagement et d’inclusion. Ce faisant, il existe un besoin de mettre en place une démocratie participative [14]. La démocratie participative invite la population à faire partie du projet plutôt que de voter simplement pour l’accepter ou non. Cela peut permettre d’établir des priorités, de rassembler des idées inattendues et d’augmenter l’acceptation du projet en cours [15]. Il existe plusieurs organismes qui tentent de mettre de l’avant cette participation citoyenne en lien avec l’urbanisme (Centre d’écologie urbaine (CEU), les Amis des parcs et plusieurs autres). Dans certains cas, il existe un enjeu d’accessibilité. En effet, tous les organismes n’ont pas l’expertise, les moyens (ressources humaines ou monétaires) ou l’accès à des outils d’analyse adéquats. En effet, il est encore possible de voir plusieurs auteurs utiliser des méthodes de collecte de données faisant usage de la combinaison “papier-crayon”. Non seulement cela traduit l’importance de mettre en place un outil qui réponde à leurs besoins, mais en plus, il semble pertinent de mettre en place un outil qui permette la comparaison et une compréhension commune. Cet outil doit donc être accessible. De plus, il doit permettre la démocratie participative, la standardisation d’une méthode et la transmission de nouveaux savoirs compréhensibles sur les espaces publics.

Pour développer ces savoirs, il est donc important de comprendre comment les espaces sont utilisés et pourquoi les gens s’y rendent. Autrement dit, s’agit-il d’un espace de transit, d’un accès à un lieu en demande ou d’un espace dans lequel il est propice de pratiquer certaines activités sociales. Cela se rapporte donc à la relation entre l’aménagement de ces espaces, leurs fonctions et les usagers. À terme, comprendre cette relation peut ainsi permettre de savoir ce qui peut être changé pour améliorer les espaces et, de ce fait, augmenter la qualité de vie du plus grand nombre.

1.1 Objectifs de recherche

Cette volonté de comprendre l’usage des espaces publics a subi une montée en popularité depuis le travail de Jan Gehl à la fin des années 60, alors qu’il introduit dans ces travaux la relation entre les usagers d’un espace et les caractéristiques de l’espace lui-même. Avec les années, il peaufine plusieurs méthodes de notation de ces usages et de ces caractéristiques afin de les analyser séparément et conjointement. L’une de ces méthodes, nommer l’ÉVEP au Québec, est utilisée à des fins d’analyses. Cette méthode consiste donc à prendre place devant ou dans l’espace, observer ce que les gens font et le noter. Il s’agit de noter comment les gens se déplacent au travers de l’espace, quelles activités les gens pratiquent au sein de l’espace, le tout en notant simultanément d’autres caractéristiques. Cela permet de croiser des données collectées pour produire des analyses.

Puisqu’il s’agit d’observations directes faites par un observateur, il est possible de croire qu’un certain biais peut prendre place. Les biais peuvent se traduire par la capacité à noter suffisamment rapidement ce qui se passe ou encore à percevoir la “bonne” caractéristique. Ces erreurs de collecte peuvent aussi être dues à des limites liées à l’outil. Ce genre d’erreur peut poser certains problèmes lorsque les preneurs de décision se basent sur les ÉVEP pour juger de la qualité d’un espace. Par exemple, les conclusions d’une ÉVEP peuvent établir que l’espace n’est pas adapté au genre féminin dû à la basse proportion de femme, alors qu’en réalité cette variable est sujette à une quantité significative d’erreurs de collecte. Ainsi, les décisions prises quant au potentiel réaménagement de l’espace pourraient ne servir à rien, voire aggraver un autre aspect. À ce jour, il est possible de noter, sans s’y limiter, sur une feuille de papier, sur un appareil mobile ou de laisser un algorithme de reconnaissance visuelle consolider l’information à l’aide de vidéos. La façon dont l’information est notée sur le papier, le format de l’interface de collecte sur l’appareil mobile ou les paramètres de l’algorithme sont autant de facteurs qui peuvent causer de potentielles erreurs entre ce qui est collecté et la réalité. Enfin, le choix des paramètres de collecte peut aussi amplifier ou créer de potentielles erreurs. En effet, certains paramètres peuvent rendre plus difficile la prise d’information : observer une ou plusieurs variables en même temps, un espace achalandé ou non, un petit ou un grand espace, etc. Il semble donc y avoir un certain flou quant à la qualité des données et des analyses qui ressortent d’une ÉVEP. Il peut sembler évident de croire qu’une différence est présente entre ce qui est noté et la réalité, mais une étude est nécessaire pour mesurer ces erreurs et leurs causes.

Ainsi, l’objectif de recherche va comme suit : caractériser la performance d’un système combinant l’humain et un outil de collecte pour l’observation des espaces publics. Afin d’orienter les analyses, des objectifs spécifiques sont établis :

- Caractériser la relation entre les outils (papier ou application mobile) et les indicateurs de qualité ;
- Caractériser la relation entre les variables et les indicateurs de qualité ;
- Caractériser les relations entre les indicateurs de qualité.

Il est important de préciser ce à quoi réfère “qualité” dans le cadre de ce projet de recherche, ce qui sera fait en détail dans les chapitres qui suivent.

1.2 Plan du mémoire

Ce mémoire se présente en quatre parties principales. Tout d’abord, la revue de littérature met la table. Différents sujets y sont présentés afin de comprendre ce qui a permis d’établir la question de recherche et les différents objectifs. De plus, les différents concepts méthodologiques y sont présentés afin de comprendre l’essence de la méthodologie mise en place. Ainsi, différents types d’étude sont présentés, menant à une meilleure compréhension du type d’étude qui est au cœur de ce projet de recherche. Ensuite, des méthodes de caractérisation de la performance sont présentées afin de voir comment et si la qualité des données est évaluée par d’autres experts, chercheurs et partis intéressés. Le chapitre suivant concerne la méthodologie. En d’autres mots, quel est le processus utilisé pour mener potentiellement à une réponse face à la question de recherche et comment les objectifs devraient être atteints. Ainsi, basé sur une revue de la littérature, un ensemble d’indicateur sont utilisés afin de caractériser la performance d’un système. Ces derniers sont présentés en détail (comment il est possible de les obtenir et en quoi l’un diffère de l’autre).

Les résultats sont présentés dans un troisième chapitre. Une présentation et une analyse générale de la base de données est faite dans laquelle les deux études sont considérées ensemble. Ensuite, les données ainsi que les indicateurs calculés sont analysés pour voir s’il existe une relation entre les caractéristiques des études et les indicateurs de qualité. Des modèles statistiques sont ensuite créés afin de considérer l’interaction entre les caractéristiques des études (paramètres de collecte) dans leur relation avec les indicateurs de qualité. Afin de considérer les variables numériques et catégorielles, deux types de modèles sont utilisés : le modèle de régression linéaire et le modèle de régression linéaire mixte. Le deuxième permet d’inclure une ou plusieurs variables catégorielles afin d’étudier leur relation avec les indicateurs de qualité calculés.

Enfin, une dernière section conclut le mémoire faisant état des constats. De plus, il est question de la portée de ces derniers et de leurs limites. L’importance de ce projet de recherche y est donc soulignée. Ce projet ouvrant la porte dans un domaine de recherche peu fréquenté,

cette section inclut aussi les potentielles améliorations. Finalement, certaines pistes sont présentées. Cela marque ainsi l'importance et la nécessité de projets futurs dans ce domaine de recherche.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Afin de comprendre l'essence du projet de recherche, il est important de comprendre les deux sujets qui servent de fondation. Tout d'abord, il y a la vie dans les espaces publics et les méthodologies qui ont été créées afin d'étudier ces espaces. Ensuite, il y a l'étude de la performance d'un système qui est ici définie comme la qualité des données collectées qui résultent d'un système. Ce système est quant à lui défini ici comme la combinaison d'une personne et d'un outil. Plus précisément, il s'agit d'un observateur procédant à une collecte de données en utilisant un outil de collecte quelconque. Les prochaines sections traitent de ces deux sujets.

2.1 Études de la vie dans les espaces publics

Pour comprendre l'importance des ÉVEP aujourd'hui, il faut reculer de quelques décennies. Initialement, les études se veulent davantage informelles alors qu'aucune méthode n'est reconnue. En revanche, plusieurs questions font surface concernant les espaces publics et l'effet sur les gens. Dans les années 60, la journaliste Jane Jacobs et l'urbaniste et sociologue William H. Whyte établissent les fondations du concept de "Placemaking" qui apparaît un peu plus tard dans les années 90. Ce concept vient d'un mouvement favorisant l'aménagement des villes en fonction des besoins de la population et non des voitures ou des centres commerciaux [16]. L'urbaniste et architecte Jan Gehl initie quant à lui en 1966 ses premières observations de l'espace alors qu'il se questionne sur l'effet que l'architecture et l'urbanisme peuvent avoir sur la vie dans les espaces publics. Il s'ensuit son premier ouvrage sur ce sujet en 1971 intitulé *Life between Buildings*. Au travers des années, Jan Gehl continue son travail sur les espaces publics en passant par plusieurs grandes villes où il procède à diverses études (Copenhague, Londres, Melbourne, Sydney, New York, Moscou, Mexico, São Paulo, etc.) [17,18]. Au travers des années, l'architecte et urbaniste publie d'autres ouvrages toujours autour de la vie dans les espaces publics. Il y a tout d'abord *Life Between Buildings : Using Public Space* en 1987, *New City Spaces* en 2000, *Public Spaces, Public Life* en 2004, *New City Life* en 2006, *Cities for People* en 2010 et *How to Study Public Life* en 2013.

Avec tout son travail et l'expérience acquise, il en vient à la création de diverses méthodes pour analyser la vie dans les espaces dont une qui parcourt maintenant les continents : le "Public Life Data Protocol" (PLDP) [19]. L'objectif de ce dernier est de mettre en place une méthode standardisée pour mesurer l'usage des espaces publics. Elle permet de partager et comparer autant à l'interne dans une municipalité qu'à l'externe avec d'autres grandes

viles et régions. Bien que les différentes villes travaillent depuis longtemps à peaufiner des méthodes d’analyse de leurs espaces, il peut en ressortir des problèmes de compatibilité ou de comparabilité [19]. La méthode implique la collecte de données quantitatives par des études d’observation ou à l’aide de capteurs. Il est important de préciser que l’information collectée par observation directe est “perçue”. Cela peut donc venir avec un enjeu de données qui ne correspondent pas à la réalité. Une structure de données par tables de type bases de données relationnelles est présentée en annexe à la figure A.1 afin de mieux comprendre comment les données quantitatives sont organisées.

Il est important de préciser que deux méthodes de collecte sont incluses dans le PLDP. Tout d’abord, il y a la collecte par ligne traversée. Dans ce cas, il s’agit de choisir une ligne imaginaire à un endroit stratégique de l’espace au travers de laquelle les gens passent. L’observateur collecte donc de l’information sur les gens qui se déplacent (mode de déplacement, âge, genre, etc.). Cette ligne de collecte peut être de la largeur d’un trottoir, d’une piste cyclable, d’une rue au complet ou même d’un chemin de terre dans un parc. À titre indicatif, la figure 2.1 illustre schématiquement un espace de collecte où la ligne rouge est la ligne imaginaire utilisée.

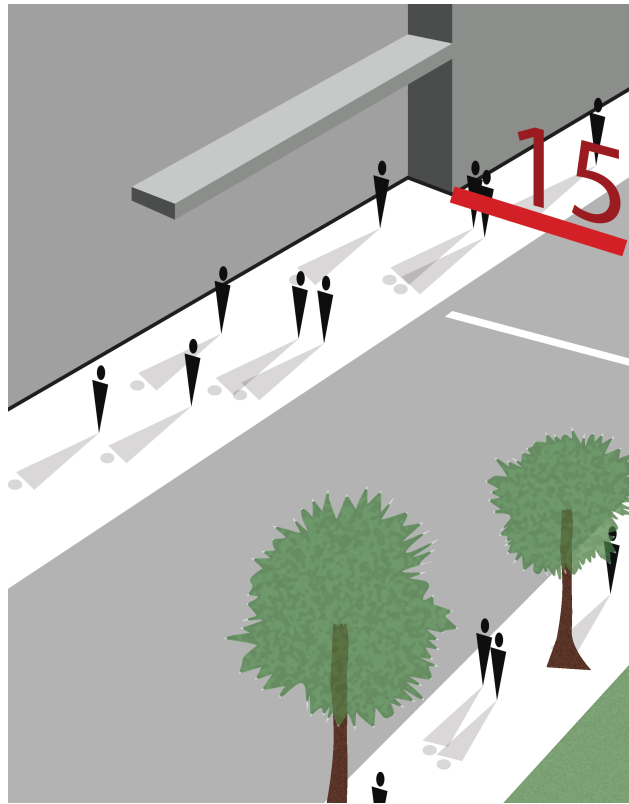


FIGURE 2.1 Représentation d’un espace de collecte avec sa ligne imaginaire

Dans cet exemple, la ligne imaginaire déborde légèrement dans la rue pour inclure une voie de circulation. Il est possible de voir qu’au moment fictif de la capture, 15 personnes ont été observées depuis le début de la collecte. La seconde méthode de collecte consiste à observer les personnes qui se trouvent au sein d’une aire délimitée. Ainsi, à l’opposé de la méthode précédente, ici, ce sont les gens qui restent au sein de l’espace (stationnaires et actifs) qui sont concernés. L’observateur se positionne ainsi de manière stratégique afin de collecter. Il peut aussi déambuler dans l’espace afin d’observer tous les usagers. Un espace de grande taille peut venir avec un enjeu de données manquantes. Le choix de l’espace et de ses limites est donc important. À titre d’exemple, la figure 2.2 présente un plan d’un espace public où a lieu une collecte fictive.

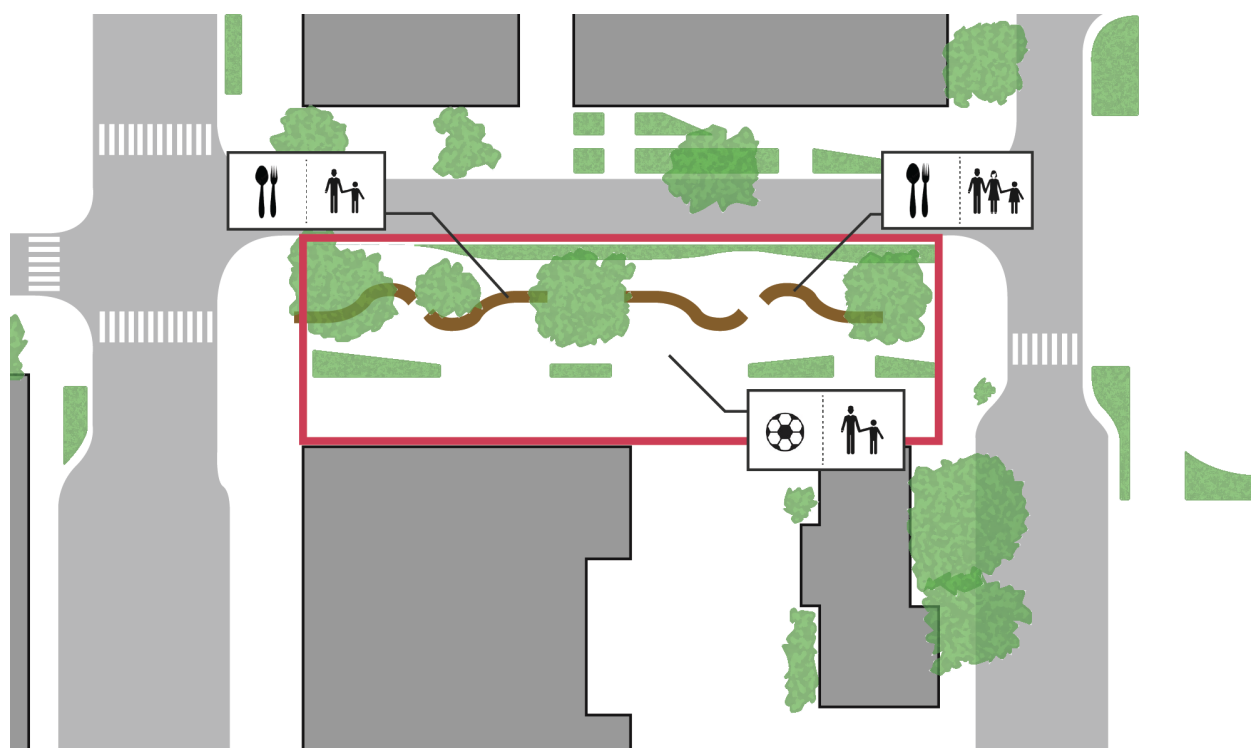


FIGURE 2.2 Représentation d’un espace de collecte avec les limites de l’aire

La figure illustre trois groupes de personnes de taille quelconque pratiquant des activités diverses. Dans cet exemple fictif, il est possible de voir que seule l’information concernant l’activité et la taille du groupe est collectée. Autant pour cette méthode de collecte que la précédente, l’information collectée peut varier et doit être choisie au préalable. Le PLDP met en place six grandes étapes afin d’appliquer la méthodologie générale :

1. Remplir une table avec l’information concernant l’agence par laquelle la ou les études sont orchestrées.

2. Définir la localisation de l'étude dans la table à cet effet. À ce moment, il est important de décrire dans une table respective la ligne ou l'aire de collecte.
3. Définir toute information importante concernant l'étude.
4. Choisir les composants de l'étude, soit l'information à collecter lors des observations.
5. Procéder à la collecte. Tout ce qui est collecté est associé à une table de contexte liée à l'étude et sa localisation. Cette table décrit l'intervalle de temps exact durant lequel une collecte a lieu.
6. Gérer les données (organiser, analyser, partager, etc.).

À noter que pour toutes les collectes effectuées, un début et une fin y sont associés. De plus, selon le type d'étude, chaque observation peut correspondre à une personne ou à un groupe. La méthode fait usage de grilles typiques. Ces grilles contiennent diverses variables de différents types et chacune d'elle admet plusieurs valeurs. Avant de procéder à une collecte, certains ajustements peuvent être apportés aux grilles, tel un changement dans les valeurs possibles que peut prendre une variable catégorielle.

Cela étant dit, chaque observation faite est transmise dans une table de données dans un format précis. En effet, une table de données est créée pour chacune des grilles de collecte utilisées dans la cadre d'une étude. Pour chacune d'elles, chaque ligne correspond à une observation faite, incluant donc sur plusieurs colonnes les variables de la grille. Chaque colonne (variable) contient ainsi dans les cellules la valeur observée pour cette variable. À noter que dans le cas du CEU, les données sont partiellement regroupées et une colonne "Nombre" est ajoutée pour afficher la quantité d'observations qui ont les mêmes caractéristiques. Donc, s'il s'agit du même observateur lors d'une même séance et que toutes les personnes observées qui ont les mêmes attributs (par ex. : âge, genre et mode de déplacement), les observations sont regroupées.

Le tableau 2.1 présente en exemple un sous-ensemble de données collectées dans une étude fictive. Cette étude fictive inclut les variables catégorielles "Âge", "Genre" et "Activité". Les caractéristiques propre à la séance (intervalle de temps, emplacement, etc.) sont retirées à des fins de simplifications.

Cette méthodologie développée initialement par Jan Gehl lors d'études précédentes a été utilisée à ce jour dans plus de 100 villes autour du monde [19,20]. Elle semble donc répondre à certains besoins.

Au Canada, la méthodologie proposée par Gehl et son équipe est utilisé en 2012 par 8-80 Cities au travers de plusieurs études dans différents espaces de la province de l'Ontario. La méthode est aussi utilisée dans le cadre d'autres projets aux centres des villes de Vancouver et Toronto,

TABLEAU 2.1 Exemple de sous-ensemble provenant d’une table de données

Observateur	...	Âge	Genre	Activité
1	...	5-14 ans	Homme	Sport
1	...	25-54 ans	Femme	Discussion
1	...	5-14 ans	Femme	Relaxation
1	...	15-24 ans	Femme	Discussion
1	...	25-54 ans	Homme	Relaxation
1	...	25-54 ans	Homme	Loisir
...	...	...	...	...

auxquels l’institut Gehl participe. Enfin, depuis quelques années déjà, la méthode développée par Gehl a fait son entrée au Québec, tout particulièrement à Montréal par l’entremise d’un Organisme à but non-lucratif (OBNL), le Centre d’écologie urbaine (CEU). Cet organisme œuvre dans le domaine des espaces publics et de divers enjeux sociaux. Ce faisant, une entente est établie avec l’institut Gehl et l’OBNL travaille à la traduction des documents et de la méthodologie. La méthode est ainsi traduite en français et nommée “ÉVEP”. Le CEU a depuis produit plusieurs études de ce genre dont l’une d’elle sert pour ce projet.

Il est important de mentionner que certaines lacunes sont présentes en lien avec l’aspect temporel et ce qui est observé. En effet, la durée d’une activité observée n’est pas relevée, alors il n’est pas possible de savoir si l’espace est utilisé de cette façon la majorité du temps ou seulement de façon brève. De plus, si un changement d’activité ou de mode de déplacement s’effectue par une personne observée, il n’y a pas moyen de le considérer. Deux activités peuvent être comptabilisées, mais il n’est pas possible de les lier dans la méthodologie pour savoir qu’il s’agit d’un changement et non de deux personnes distinctes. À titre comparatif, la méthodologie et le modèle de données développés par Sheikh-Mohammad-Zadeh, Saunier et Waygood [21] permet de considérer tout changement d’activité et de mode de transport.

2.1.1 Applications mobiles

Lors des ÉVEP, un outil doit être utilisé afin de mener à bien l’étude. En effet, tel que mentionné précédemment, cette étude se base sur l’observation directe et donc sur la prise de note de différentes caractéristiques. À l’origine, la méthodologie en place fait appel à des grilles de collecte selon les différents types d’observation mentionnés. Ainsi, une feuille de papier sur laquelle on retrouve ces grilles ainsi qu’un crayon sont suffisants pour procéder aux observations. Dans les dernières années, certaines entités ont travaillé à transposer ces

grilles sur le téléphone cellulaire par l’entremise d’applications mobiles. L’application “CommonSpace” voit tout d’abord le jour. L’application mobile est développée par Sidewalk Labs, une filiale d’urbanisme et d’infrastructure de Google. “CommonSpace” a cependant cessé ses fonctions en 2020, peu de temps après sa sortie [22]. Le code source est cependant disponible dans un répertoire libre d’accès¹. Une seconde application est aussi maintenant bien reconnue dans le domaine des études dans les espaces publics (tout particulièrement au Canada) : “CounterPoint App”. Cette dernière reprend aussi le PLDP. Il est possible de retrouver tous les détails de cette application sur son site web².

Dans les dernières années, malgré les avancées technologiques, il semble que c’est encore la méthode “papier” qui domine dans ce genre d’étude (voir le tableau 2.2). L’une des raisons qui semble expliquer ce phénomène est l’accès à l’outil et la flexibilité que ce dernier offre. En effet, dans l’exemple de “CounterPoint App”, il est nécessaire d’utiliser les grilles présentes dans le format prescrit. Ainsi, si une personne veut procéder à l’étude d’un espace en mettant en relation certaines caractéristiques, il doit le faire dans les limites prescrites par “CounterPoint App”. Cette personne ne peut donc pas ajouter un élément propre à son étude, telle une caractéristique à observer qui n’est pas incluse dans les grilles de l’application. Il est bien entendu important d’utiliser une méthode standardisée afin de permettre la transmission claire du savoir et la comparaison entre les différentes études. En revanche, il peut aussi être important de pouvoir étudier un phénomène qui semble problématique ou qui semble ne pas avoir été pris en considération dans l’aménagement de l’espace tel le port du casque chez les cyclistes ou encore l’accompagnement de l’usager par un animal de compagnie. Les enjeux sont parfois contextuels et il est attendu de pouvoir ajuster la méthode de collecte, ce que ne permet pas “CounterPoint App”.

C’est pour cette raison que Polytechnique lance en 2021 le développement de sa propre application mobile : l’application mobile pour l’OVEP. Son nom vient à la suite d’une collaboration avec le CEU qui travaille avec les ÉVEP. Cette application, contrairement à “CounterPoint App” permet de personnaliser complètement les grilles et il est donc possible d’observer toutes sortes de caractéristiques. Elle est tout de même programmée pour inclure les grilles standardisées par le PLDP.

Dans cette catégorie des outils de collecte pouvant être personnalisés, il est aussi possible de retrouver, mais sans s’y limiter, des outils comme “ESRI COLLECTOR”. En revanche, dans ce cas, il est nécessaire d’avoir un logiciel payant tel que ArcGIS [23]. Il y a donc une contrainte monétaire et une contrainte liée à la connaissance du logiciel.

1. “CommonSpace” : [ici](#)

2. “CounterPoint App” : [ici](#)

Il semble attendu qu’une version technologique de l’outil de collecte peut permettre d’optimiser le travail entourant une ÉVEP [22]. Notamment, avec l’application, il n’est plus nécessaire d’imprimer les grilles sur des feuilles de papier, de transporter de l’équipement supplémentaire (papier, crayon et support pour prise de note) et surtout de digitaliser directement les données collectées. Il y a donc moins d’étapes et moins de matériel nécessaire. De plus, l’usage d’un outil technologique peut du même coup permettre le partage via l’application même ou une plate-forme en ligne [24]. En revanche, il ne semble pas clair si la performance d’un nouvel outil technologique lors de la prise de notes est équivalente, meilleure ou en deçà par rapport à celle sur papier. Tout comme la collecte sur papier, l’application mobile permet d’inviter la population à participer dans la collecte de données à la suite d’une formation propre à l’étude qui est faite et la méthodologie appliquée. Ainsi, avec l’application qui met de côté la phase d’impression des grilles, il est possible de croire que les organisations qui mettent en place des ÉVEP ont cette contrainte en moins. Cet aspect de l’organisation peut potentiellement permettre d’avoir plus d’observateurs sans pour autant augmenter la difficulté de la mise en place de l’étude. Il est donc possible de croire qu’un plus grand potentiel existe avec l’application quant à la démocratie participative.

2.1.2 Automatisation de la collecte

Il existe d’autres technologies qui elles peuvent faire de l’observation dans les espaces publics. L’observation n’est donc pas faite par une personne. Parmi ces technologies, deux types existent : les capteurs par point et les capteurs par zone. Tel que le nom le dit, le premier collecte des données en un point précis ou à l’aide d’une ligne de traverse, alors que le second collecte l’information dans un espace donné. Parmi les capteurs par point, il y a, entre autres, les capteurs infrarouges, les tubes pneumatiques et les capteurs magnétiques. Parmi les capteurs par zone, on peut y retrouver les capteurs GNSS (*Global Navigation Satellite System*), les LiDARs (*Laser imaging detection and ranging*) et les caméras [25, 26]. La plupart de ces outils de collecte permettent uniquement de rassembler un ensemble limité d’indicateurs (attributs) sur ce qui est observé. Par exemple, les tubes pneumatiques permettent de compter les véhicules, de les classer, d’obtenir leur vitesse et leur direction. Cet outil n’est donc pas propice à la collecte de données lorsque des piétons sont concernés.

Certains de ces outils, par exemple, le capteur infrarouge, viennent avec des facteurs de correction. En effet, malgré l’aspect automatique, il peut arriver des situations dans lesquelles des usagers sont captés alors qu’il n’y a personne ou au contraire, que personne ne soit capté alors qu’il y a un usager. Ces facteurs peuvent changer selon l’outil et le contexte. Par exemple, dans un contexte de zone résidentielle en début d’après-midi un jour de semaine, le facteur

de correction pour un capteur infrarouge peut d'être d'une valeur allant jusqu'à 1,137 [25]. Cela veut donc dire que plus de 12% des usagers ne sont pas captés dans ce contexte par l'outil (88% multiplié par 1,137 égale 100%).

De son côté, l'analyse de données par caméra vidéo a plusieurs avantages. L'un d'eux est de pouvoir considérer les différents types d'usager (piéton, cycliste, véhicule, etc.) à l'aide de méthodes de vision assistée par ordinateur. Il y a un besoin important dans les ÉVEP en plus de devoir différencier les modes de déplacement (types d'usager), il est nécessaire de pouvoir différencier les activités faites dans l'espace. Certains algorithmes peuvent détecter certaines activités, mais de façon limitée. En effet, selon les paramètres considérés pour la reconnaissance, un taux d'erreur allant de près de 5% jusqu'à 30% est obtenu [27]. Il est donc possible de voir que, comme l'être humain, même un bon algorithme ne parvient pas à percevoir et capter la vérité avec exactitude. Cela porte à croire que l'observation directe (par un observateur) reste une méthode de collecte robuste par rapport aux alternatives automatisées.

Il est important de noter que la recherche continue et il est possible de s'attendre à ce que les algorithmes soient en mesure de différencier la plupart des activités. Cela étant dit, pouvoir utiliser ces algorithmes vient tout de même avec un besoin en ressource monétaire, technologique et humaine (connaissance et compétence technique). Les OBNL qui font généralement des ÉVEP n'ont pas nécessairement ces ressources. En ce sens, pour ces organismes, l'usage d'outils plus conventionnels (papier-crayon et application mobile) semble justifié. Cela explique en partie l'usage de tels outils pour ce projet de maîtrise.

De plus, dans l'ensemble des cas étudiés précédemment, il est possible de noter qu'aucun outil ne semble collecter exactement la réalité et la plupart sont limités quant à ce qui peut être collecté. Le choix de l'outil n'est donc pas trivial et dépend des besoins de l'étude et des capacités de ceux qui la mettent en place.

2.1.3 Inventaire des ÉVEPs

Afin de bien situer l'importance du travail effectué, le tableau 2.2 présente un inventaire non-exhaustif d'études techniques ayant basé leur méthodologie de collecte sur les principes du PLDP. Ce tableau présente aussi l'importance que les rapports ont donné à la méthode de collecte, que ce soit l'outil ou les paramètres de collecte et leurs différentes limites.

Tableau 2.2: Inventaire des ÉVEP

Titre du rapport	Outil	Limites	Source
Downtown Parks and Public Realm Plan : Public Space Public Life Study	N.D. ¹	0	[28]
Make a place for people : Streetsville Main Street Square, Mississauga	P	1	[29]
Make a place for people : Bercy Park, Toronto	P	1	[8]
King Street Transit Pilot Public Space Public Life Study	N.D.	1	[30]
Rapport synthèse d'évaluation : Projet de réaménagement de la rue Sainte Catherine Ouest entre la rue De Bleury et le boulevard Robert Bourassa	P	1	[31]
Étude de la vie dans les espaces publics (ÉVEP) du parc Jean-Drapeau Rapport synthèse 2023	C {P-AM-AL}	3	[32]
Make a place for people : Paterson Park, Thunder Bay	P	1	[13]
Rapport synthèse sur les aménagements hivernaux : Projet de piéton piétonisation sur la rue Roy Est	N.D.	0	[33]
Rue-école Saint-Benoît : Étude de la vie dans l'espace public	N.D.	0	[34]
Make a place for people : Breawater Park, Kingston	P	1	[35]
Downtown Vancouver : Public Space & Public Life	P	1	[36]
Étude de la vie dans les espaces publics (ÉVEP) du parc Jean-Drapeau Rapport synthèse 2022	P	3	[37]
Make a place for people : Dundonald Park, Ottawa	P	1	[38]
Toronto Island, Public Life Study	P	2	[39]
The Bloc Public Space Public Life Study	C {P-AL}	2	[40]

Continue à la prochaine page

Tableau 2.2: Inventaire des ÉVEP (*Suite*)

Titre du rapport	Outil	Limites	Source
Public Life Counts! A Public Life Study on Capitol Hill	P	3	[20]
Plan du quartier vert actif et en santé du Plateau-Est	N.D.	1	[15]
San Francisco Civic Center Public Life Framework	P	1	[41]
Bern — An Altstadt for all	N.D.	1	[42]
The Public Life and Public Space of the Mission's 16th Street BART Plaza	P	1	[43]
A City for People - Wollongong Public Spaces Public Life	N.D.	1	[44]
Flatiron District, Public Life Study Findings	P	2	[45]
Understanding Southwark's Foodscape	P	2	[46]
City to Waterfront - Public Spaces and Public Life Study	N.D.	0	[47]
People & Public Spaces, Study for the City of Munich	P	0	[48]
Chongqing - Public Space Public Life Study & Pedestrian Network Recommendations	P	0	[49]
Seattle – Public Space Public Life	P	0	[50]
Istanbul – Public Space Public Life	P	0	[51]
Brighton & Hove - Public Space Public Life	N.D.	0	[52]
Sydney - Public Space Public Life 2007	N.D.	0	[53]
Towards a fine city for People, Public Spaces and Public Life - London 2004	P	0	[54]
A study public life The Octagon Experience 2020	P	0	[55]
Wuhan Public Space Public Life Survey	N.D.	0	[56]

Continue à la prochaine page

Tableau 2.2: Inventaire des ÉVEP (*Suite*)

Titre du rapport	Outil	Limites	Source
A study of public life Onehunga Summer 2017	P	0	[57]
Apeldoorn - Public Spaces & Public Life	N.D.	0	[58]
A Study of Public Life Manukau Central Summer 2017	P	0	[59]
A Study of Public Life Tahuna Queenstown Winter 2017	P	0	[60]
A Study of Public Life Tahuna Queenstown Summer 2018	P	0	[61]
Midtown Alliance Public Life Action Plan	N.D.	0	[62]
San Jose Public Life Field Guides	P	2	[63]
A study of public life Auckland City Centre Summer 2016	N.D.	1	[64]
Public Space, Public Life : The Gateway/West Ritchie - Public Space and Connectivity Interim Report	P	1	[65]
A Study of Public Life George ST Ōtepoti Dunedin Summer 2020	N.D.	1	[66]
A Study of Public Life Whakatu Nelson Summer/Winter 2019/2020	N.D.	1	[67]
A Study of Public Life Northcote Summer 2018	N.D.	1	[68]

¹ N.D. : l'outil utilisé n'est pas mentionné et il est impossible de le déduire.

P : L'outil utilisé est la combinaison du papier et du crayon pour noter manuellement. Une planchette (support de prise de note sur papier) est souvent utilisée.

AM : l'outil utilisé est une application mobile.

AL : l'outil utilisé est la caméra pour enregistrer des vidéos.

C : dans ce cas, plus d'un outil est utilisé en simultanée pour la (ou les) collecte(s) de données.

0 : aucune description exhaustive n'est donnée concernant l'outil et la méthode de collecte.

1 : une courte description de l'outil ou de la méthode est présente, mais cela ne permet pas nécessairement de comprendre l'usage de l'outil et son lien avec la méthodologie.

2 : une description exhaustive est donnée concernant l'outil et la méthodologie en plus d'un retour sur les limites concernant ces derniers.

3 : une section complète décrit l'outil et la méthodologie, leur usage et leurs limites.

Dans ce tableau, la colonne “Outil” réfère à l’outil de collecte utilisé, alors que la colonne “Limites” réfère à la présence de limites concernant l’outil ou la méthodologie de collecte en général. Les tableaux 2.3 et 2.4 résument les analyses faites sur l’inventaire.

TABLEAU 2.3 Sommaire des outils utilisés

Type d’outil	Quantité
Non-défini	17
Papier-crayon	26
Application mobile	0
Caméra	0
Combinaison	2

TABLEAU 2.4 Sommaire des descriptions et des limites présentées

Type de description	Quantité
Aucune description	19
Courte description	18
Description exhaustive et retour sur les limites	5
Section complète sur l’outil et les limites	3

Il est donc possible de voir que dans ce bref inventaire que dans 17 des 45 cas, aucune mention n’est faite sur l’outil et il est impossible de déduire quel outil est utilisé au sein du rapport. En effet, dans certains des cas, l’outil n’est pas explicitement mentionné. En revanche, l’outil est illustré au sein de figures, ce qui permet de le déduire. En général, lorsqu’un outil “Papier” est utilisé, il y a présence de tableau (grille de collecte). Autrement, s’il s’agit d’une application mobile ou d’un algorithme de reconnaissance visuelle, des captures d’écran sont généralement présentes. Excepté pour deux études dans lesquelles des combinaisons d’outil sont utilisées, toutes les autres études (26) sont faites uniquement avec l’outil “papier-crayon”. Dans huit cas, les limites sont mentionnées dans le rapport, voire une des sections leur est accordée. Des indications pour de potentielles prochaines études y sont parfois présentées. À l’opposé, près de la moitié, soit 19 études, ne contient aucune mention sur la méthodologie ou les limites de cette dernière ou de l’outil utilisé. En général, ce genre d’étude doit avoir comme sujet l’analyse de l’espace et non l’analyse de l’outil ou de la méthode pour faire cette analyse.

Cela dit, même si une méthodologie semble reconnue, lorsqu’une étude est faite, il est important de rester transparent quant aux problématiques ou aux limites liées à cette dernière

et donc aux outils utilisés. Les interprétations peuvent avoir un poids tout à fait différent aux yeux des différents intéressés selon la pertinence et la rigueur de la méthode qui est utilisée pour en arriver à ces interprétations. À noter qu’aucune de ces études ne contient de vérification quant aux données collectées. Alors, il n’est pas possible de savoir si les données correspondent à la réalité. En revanche, certains auteurs précisent que la méthode utilisée est “largement approuvée”. Ce n’est pas clair par qui et pourquoi cela est le cas. Il est possible de noter qu’au travers des différentes études, des bénévoles sont parfois utilisés afin de procéder aux collectes de données. Il s’agit donc d’un exemple clair de démocratie participative. En revanche, parmi ces études, il n’est pas toujours clair à savoir si les bénévoles ont suivi une formation quelconque et si c’est le cas, en quoi elle consiste. Cela augmente le risque d’erreur lors des collectes et donc la différence par rapport à la réalité. En somme, il est possible de voir qu’en général, dans les études réalisées, plusieurs enjeux sont présents concernant la transparence par rapport à la qualité des données et la rigueur méthodologique.

2.2 Performance d’un système

Tel que présenté au préalable, il existe des limites concernant les outils d’observation et la méthodologie de collecte. Il y a aussi des limites liées aux comportements de l’observateur. Il s’agit de la notion de biais humain qui est présente lorsque vient le temps de faire de l’observation directe, car un choix doit être fait par l’observateur. Le choix peut concerner l’ordre (ce qui observer en premier) et ce qui est noté (quelle valeur prend chaque attribut à observer). La figure 2.3 présente trois personnes qui utilisent leur appareil mobile au sein d’un espace public.

Pour un observateur, les deux personnes faisant face dans l’image utilisent leur téléphone. La liste des valeurs possibles pour la prise de note de l’activité inclut : jeu, loisir, discussion et lecture. À moins de demander directement à la personne concernée ce qu’elle fait sur son appareil, les données recueillies restent de simples perceptions de l’observateur. Ainsi, pour l’homme, il est possible de croire qu’il discute avec une autre personne, alors que la femme semble lire un message. Selon l’outil pour procéder à la collecte, différentes erreurs peuvent se produire. Plusieurs causes potentielles existent pour expliquer ces erreurs :

- une variable observée est difficile à percevoir
- l’interface (l’outil) rend difficile la notation
- il y a trop de gens à observer
- etc.

Cela étant dit, il y a un intérêt de collecter des données qui représentent la réalité. Ne sachant



FIGURE 2.3 “*People using cellphones on a street in New York*” par Ed Yourdon / CC BY

pas si cet objectif peut être atteint, il reste tout de même une volonté de s’en approcher. Pour quantifier la proximité à “la bonne réponse”, plusieurs méthodes existent, notamment selon l’objectif, le domaine d’application et l’outil utilisé. Une piste de solution, mais qui n’est pas celle poursuivie dans ce projet, est l’utilisation de différents types d’enquête. Certaines méthodologies existent pour appliquer des facteurs de correction propre à l’étude en cours et plus précisément à la séance de collecte en cours (une étude pouvant inclure plusieurs séances de collecte sur différents moments de la journée, par exemple). Il s’agit de procéder à une enquête de type “questionnaire” et une autre au besoin de type “entrevue approfondie” [69]. Ainsi, en demandant à certains usagers de partager l’information concernant leurs caractéristiques (mode de déplacement, activité, genre, âge, etc.), il est possible d’établir des proportions pour chaque caractéristique. Ainsi, si la collecte n’obtient pas des proportions similaires (au “questionnaire” ou à l’“entrevue approfondie”), elle peut être ajustée en utilisant les totaux de la collecte et les répartissant selon les proportions des autres types d’enquête.

2.2.1 Pourcentage de concordance et coefficient Kappa de Cohen

Deux indicateurs se trouvent dans la littérature quand il est nécessaire de mesurer la perception des personnes lors de la prise de note. Ces derniers sont souvent utilisés ensemble. Il

s’agit du pourcentage de concordance et du coefficient Kappa. Ces indicateurs sont mesurés dans un scénario où deux personnes observent en même temps la même personne (ou le même groupe de personnes) dans le même espace et que ces deux observateurs tentent de percevoir une même caractéristique (p.ex. : l’âge). Le pourcentage de concordance indique ainsi le ratio des observations où les deux ont noté exactement la même valeur pour une caractéristique par rapport au total des personnes observées dans cet intervalle de temps. En ce qui concerne le coefficient Kappa, il mesure l’accord entre deux observateurs en utilisant le pourcentage de concordance et en appliquant une correction par rapport à l’accord attendu par hasard [70]. Différents qualificatifs d’accord sont aussi définis selon les valeurs du coefficient de Kappa. Par exemple, pour une valeur entre 0,81 et 0,99, l’accord est considéré “presque parfait”, alors que pour une valeur entre 0,41 et 0,60, l’accord est considéré comme étant modéré [71].

Ces indicateurs sont utilisés dans le cadre d’études où les usagers d’un espace publics sont observés [72]. Notamment, pour la variable “âge”, un pourcentage de concordance de 82% et un coefficient de Kappa de 0,566 sont obtenus pour un accord considéré “modéré”. Pour la variable “genre”, des valeurs de 99% et 0,981 sont obtenues pour un accord “presque parfait”. Il est donc possible de voir que pour une même collecte, deux observateurs semblent avoir plus d’accord pour une variable qu’une autre.

Dans une seconde étude utilisant ces mêmes indicateurs, un coefficient Kappa de 0,55 est obtenu pour une variable observée correspondant à la distance entre un véhicule et un piéton [73]. Cette valeur correspond ainsi à un accord “modéré”. Bien qu’il ne s’agisse pas d’un attribut observé dans le PLDP, il est intéressant d’en parler. En effet, les auteurs ont pris la décision pour cette étude de modifier les catégories de réponse. Ainsi, pour cette variable, le nombre de catégories (valeurs possibles) passe de 3 à 2. Il n’y a pas de spécifications données à cet égard, mais il semble y avoir une hypothèse derrière, soit, moins une variable a de catégories, plus il y a de chance que les observateurs soient en accord lors de la collecte.

En pratique, ces indicateurs sont utilisés pour mesurer la *validité inter-juge*. Cela étant dit, rien n’indique qu’ils ne peuvent pas être utilisés pour comparer les observations d’une personne par rapport à la réalité. En revanche, pour ce faire, il est nécessaire de pouvoir associer les observations de l’observateur à la réalité pour chaque personne observée. Cela n’est pas toujours possible et ne fait pas partie de la pratique lors des ÉVEP.

2.2.2 Taux d’erreur

Dans une étude faite en 2007, différentes méthodes de collecte sont comparées, tels le comptage manuel avec papier et le comptage manuel avec un “clicker”. Le comptage manuel avec vidéo permet quant à lui d’établir la “vérité terrain” à laquelle chacune des méthodes est

comparée. Pour ce dernier, l’observateur peut arrêter à tout moment l’enregistrement ou le ralentir pour être sûr qu’il s’agisse d’un comptage exact. Comme il s’agit de comptage, aucune caractéristique de la personne comptée n’est notée. Il est donc important de spécifier qu’il ne s’agit pas d’une étude correspondant à une ÉVEP. Dans la comparaison “vérité terrain” et comptage manuel avec papier, plusieurs taux d’erreur sont calculés. Un total de quatre heures de collecte est fait pour les deux méthodes de collecte. Dans le cas de la méthode avec papiers, les comptages sont comptabilisés par intervalles de 30 minutes. Pour la méthode avec le “clicker”, à chaque 10 minutes l’observateur note le décompte. En ce qui concerne le taux, il est calculé comme étant le ratio des observations manquantes (en moins) par rapport à la vérité sur le total des observations obtenu dans le comptage avec la caméra. Ainsi, un taux d’erreur moyen de 15% [2] est obtenu. Dans la comparaison avec le “clicker”, un taux d’erreur moyen de 11% est obtenu. Il est possible de croire qu’en utilisant un outil comme l’application mobile, un taux similaire au comptage manuel avec papier peut être attendu.

Au travers de différentes sources, les applications mobiles sont souvent présentées comme des solutions, mais l’enjeu de la justesse des observations par rapport à la réalité n’est généralement pas traité. C’est le cas de “CommonSpace” qui est citée dans différentes publications sans que sa performance soit questionnée [74–76]).

Shane Wasley, un designer d’interface utilisateur, remet cependant en question la performance de “CommonSpace”. Bien qu’il ne se penche pas directement sur la justesse des données, il établit tout de même la performance d’un outil de collecte de données. Ces indicateurs sont la rapidité et le taux d’erreur (ou taux de manquement). Il définit dans ce cas la rapidité comme le nombre d’observations possibles dans une minute de collecte. Le taux d’erreur est quant à lui défini comme le pourcentage de personnes qui ne sont pas observées (manquantes) par rapport au total réel des gens qui sont dans l’espace dans un intervalle de temps donné. Il teste ainsi si une interface de prise de notes différente peut augmenter le nombre d’observations dans un temps donné et si cette interface permet de diminuer la quantité d’observations manquantes lors d’une collecte. À noter que dans son cas, il ne définit pas de formule exacte, il est donc impossible de savoir si la méthodologie employée peut prendre en compte les comptages en trop. Néanmoins, il semble s’être assuré d’observer lors d’achalandage élevé afin d’assurer qu’un manque soit obtenu plutôt qu’un surplus [77].

Il met donc en place une première collecte fictive à l’aide de fiches contenant de l’information sur les variables “âge” et “genre”. Autrement dit, il n’y a pas d’erreurs de perception possible puisque les fiches contiennent l’information à collecter sous forme écrite. Au travers de 10 essais différents (5 séries par interface), il tente donc d’entrer l’information contenue dans les cartes le plus rapidement possible. Par la suite, il procède à un second test dans lequel il

observe les gens au sein de collages photo selon les mêmes variables, et ce, à 10 reprises (5 collages par interface). Il procède ainsi à la collecte avec les deux interfaces une après l'autre. Dans une seconde collecte de données fictives, il observe à l'aide des deux interfaces (une après l'autre) un enregistrement dans lequel des piétons traversent un espace devant la caméra. Il note encore une fois l'âge et le genre des piétons. Il crée avec cet enregistrement 12 clips d'une minute pour lesquels il observe les gens à l'aide des interfaces (6 clips par interface). La "vérité terrain" utilisée pour la comparaison avec les deux interfaces pour calculer le taux d'erreur correspond à une collecte exhaustive à l'aide de l'enregistrement qui peut être arrêté à tout moment.

Suite à ses analyses à l'aide des cartes, l'interface qu'il propose permet de collecter en moyenne 70% plus d'observations que ce que propose "CommonSpace" [77]. Dans le cas de l'enregistrement vidéo et du taux d'erreur, il parvient donc à voir que plus l'achalandage augmente, plus le taux semble augmenter. Ce constat est d'autant plus visible pour l'interface de "CommonSpace". De plus, avec un achalandage de plus de 45 piétons à observer par minute dans la seconde collecte fictive, son interface résulte en un taux d'observations manquantes d'environ 12%. L'interface de "CommonSpace" admet quant à lui un taux d'erreur au-delà de 32% pour un achalandage similaire [77].

Il est donc possible de voir que le taux d'erreur permet de mesurer la représentativité des données par rapport à ce qui est réellement arrivé. Bien qu'il semble important qu'une personne observe tous les usagers (aucun manque), il faut aussi s'assurer que ce qui est observé correspond à la réalité. En effet, dans le cas où des caractéristiques sont notées (par exemple, "âge" et "genre"), ces caractéristiques doivent aussi correspondre à la réalité. Il n'y a pas que le nombre total de personnes qui importe. Il est aussi important de noter que pour calculer le taux d'erreur, il est nécessaire de connaître cette réalité et donc de savoir exactement combien de personnes se trouvent dans l'espace, ce qui n'est pas toujours possible. Pour ce faire, des caméras doivent être installées afin de pouvoir traiter des enregistrements vidéos de l'espace correspondant exactement au moment de la collecte.

Dans les études décrites précédemment, il y a toujours un taux d'erreur non-nul. En revanche, aucun travail ne semble examiner les causes d'erreurs. Ces causes sont potentiellement reliées aux comportements de l'observateur. Donc, il semble approprié d'approfondir des études afin de comprendre les facteurs qui affecte ces comportements.

2.2.3 Indices de similarité et distances

Que ce soit causé par l'outil ou le biais humain, les données collectées avec OVEP ne correspondent pas à la réalité, du moins, pas tout le temps. Dans leur ÉVEP, Chabot, F., Saunier,

N., & Boisjoly, G. [3] ont calculé une distance de Manhattan. Dans le cadre de cette étude, le coefficient de Kappa n'est pas mesuré, car aucune collecte le permet. Autrement dit, il n'est pas possible d'associer chaque observation individuelle d'un observateur à une observation d'un second observateur. Ainsi, la distance est calculée sur des vecteurs de proportions. Selon la variable observée, une distance (dis-similarité) entre les données collectées par deux observateurs est calculée, et ce, pour une collecte effectuée dans le même espace, en même temps avec le même outil. Les vecteurs de proportion correspondent quant à eux aux décomptes par variable pour chaque valeur possible (catégorie) de la variable. La valeur nulle correspond à la situation où les deux observateurs ont collecté exactement les mêmes valeurs alors qu'une valeur non-nulle correspond à la situation opposée où plus la valeur est élevée, plus il y a de différence.

Selon la variable analysée et les différentes paires d'observateurs, des distances moyennes entre 0,02 et 0,6 [3]. Dans une situation optimiste, si on considère qu'un observateur a collecté et perçoit parfaitement la réalité, cela démontre ainsi que le second ne semble pas percevoir et collecter parfaitement. Dans un cas plus général, il est possible de croire que les deux sont en erreur.

De plus, les valeurs obtenues sont différentes selon la variable. Par exemple, la variable "activité" obtient généralement des valeurs de distance plus élevées (entre 0,1 et 0,6), suivie par les variables "posture" et "taille du groupe" qui sont plus rapprochées (entre 0 et 0,21) [3]. Cela laisse croire que la variable a un effet sur l'erreur. La nature catégorielle de ces variables peut expliquer en partie la distance, mais il peut aussi s'agir de la facilité à bien percevoir la caractéristique chez la personne ou le groupe observé. Dans le cas où il s'agit de la perception, modifier le nombre de catégories comme Quintin, H., Cloutier, M.-S., et Waygood, O. [73] le font peut être une solution.

Bien que la distance de Manhattan permette de mesurer d'une certaine façon la différence entre deux ensembles de données, elle vient avec certaines limites. L'une d'elle est la sensibilité à la dimension, c'est-à-dire au nombre de valeurs possibles de la variable. Dans l'étude précédente, la différence mesurée entre les valeurs respectivement aux variables peut être due à la dimension des vecteurs propre à chaque variable. En effet, la taille du vecteur pour la variable "activité" est de 11, alors que la taille pour les variables "posture" et "taille du groupe" sont respectivement de 4 et 5. Il est donc pertinent de se pencher sur cette sensibilité. La distance euclidienne peut permettre en partie d'analyser l'effet de la dimension sur la valeur de distance puisqu'elle y est plus sensible [78]. Ainsi, en comparant les valeurs de distance, il peut être possible de voir si la dimension est potentiellement en cause.

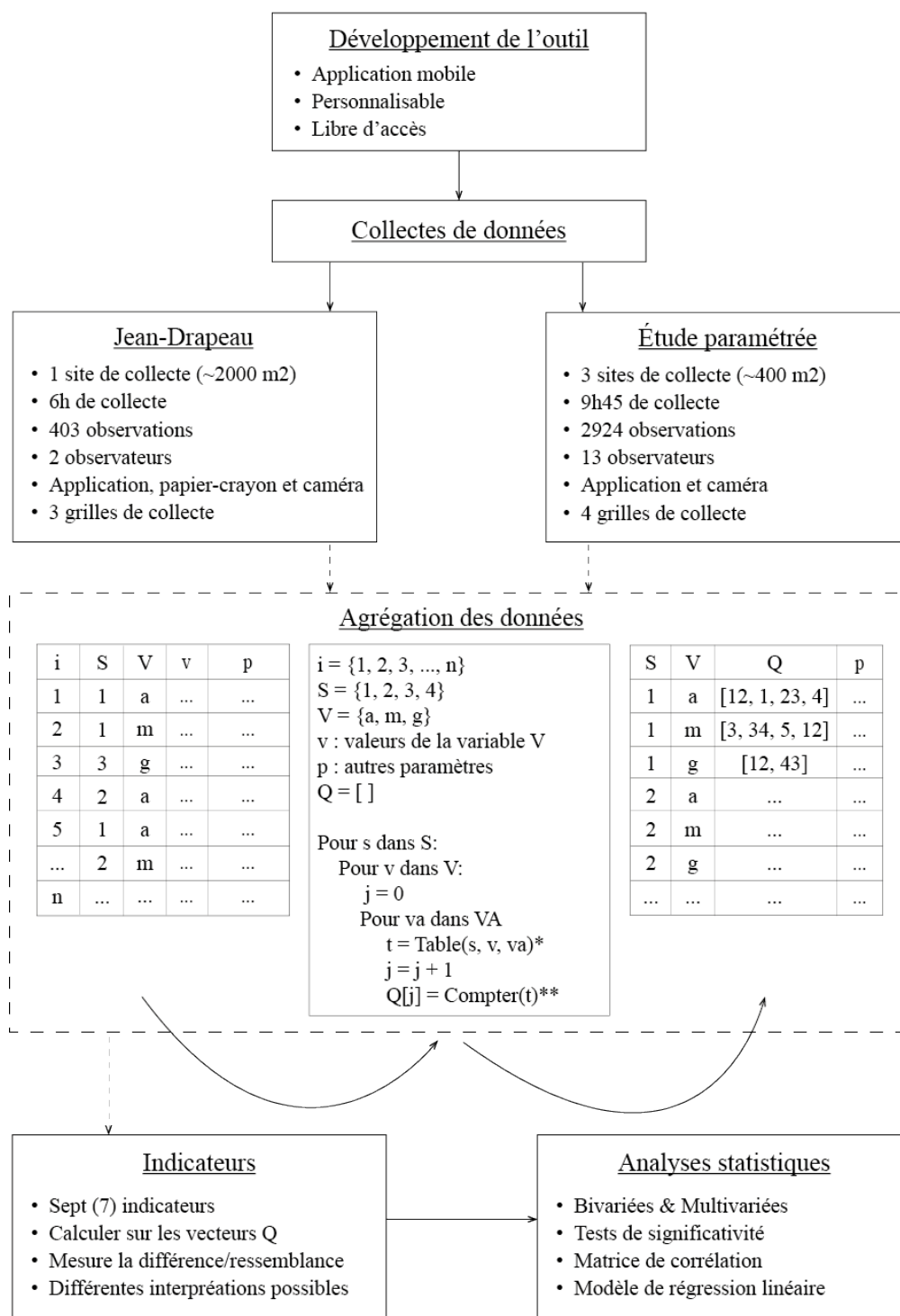
De plus, il existe une forme transformée de la distance euclidienne qui exclut l'effet de la

dimension du vecteur sur la valeur obtenue. Il s'agit de la "*Dimension Insensitive Euclidean Metric*" [79]. De la même façon, l'indice de similarité cosinus est aussi moins sensible à de grandes dimensions de vecteur [80]. Il peut donc être utile d'analyser la qualité des données avec plusieurs indicateurs afin de tenir compte de l'effet de la taille des vecteurs sur la qualité des données.

Plusieurs autres mesures de distance et similarité existent. Une de ces mesures (mentionnée précédemment) est l'indice de similarité cosinus. Cette dernière ne semble pas être utilisée dans la littérature pour mesurer la similarité entre des observations et la réalité. Or, par sa nature, elle peut être tout à fait appropriée. Elle est généralement utilisée pour mesurer la similarité entre deux documents [80, 81]. Il s'agit en fait de calculer la fréquence ou le nombre d'occurrences des mots qui sont utilisés dans ces deux documents. Bien que les deux documents puissent être de longueurs différentes, l'indice de similarité de cosinus n'en tient pas compte. En effet, cet indice ne tient compte que de la direction générale (est-ce que ce sont les mêmes mots qui sont le plus souvent utilisés en relatif) et pas de l'amplitude (est-ce que les mêmes mots sont utilisés aussi souvent en absolu). Cela étant dit, lors d'une ÉVEP, le principe est similaire. Il s'agit de savoir si certains usages semblent préférés en relatif aux autres ou si certains types de personnes (des personnes âgées, des femmes, etc.) sont plus souvent présents. Cet indice peut donc être à propos afin de mesurer la qualité des données collectées par observation par rapport à la réalité tout en considérant le principe de l'ÉVEP.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre traite du processus méthodologique mis en place. L'objectif général est de partir d'observations faites par différents observateurs et d'en caractériser la qualité. Une première partie traite donc du développement d'un outil de collecte sous forme d'application mobile. Cet outil est l'un de ceux utilisés afin de réaliser des ÉVEP. Ensuite, le format de représentation des données est présenté. Ce dernier est important puisque pour analyser les données, il faut s'assurer d'avoir une cohérence entre ces données et la méthode d'analyse. Les différents indicateurs de la qualité sont décrits, schématisés et mis en application, au besoin, au travers de différents exemples. Certaines spécifications sont données pour permettre une transition claire avant d'entamer le chapitre des résultats. Enfin, le modèle statistique choisi pour cette étude est décrit. La figure 3.1 synthétise l'ensemble de la méthodologie.



*Table() isole les lignes de la table de données ayant les valeurs en entrées dans les colonnes correspondantes.

**Compter() compte le nombre de lignes de la table en entrée.

FIGURE 3.1 Schéma résumant la méthodologie du projet

3.1 Développement de l’outil

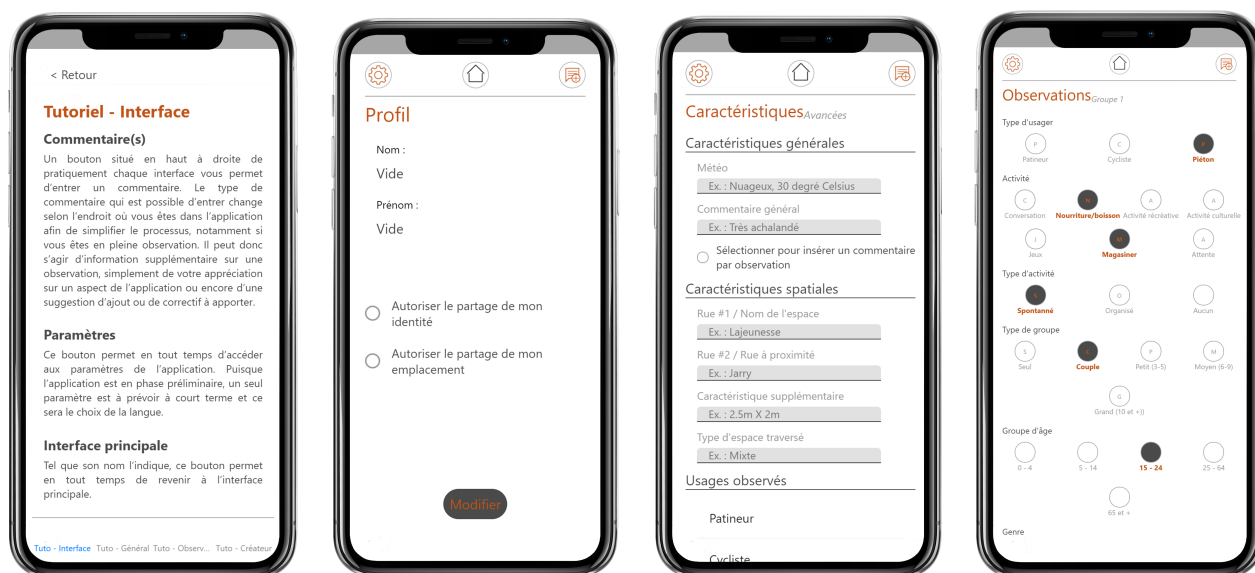
Tels que mentionné dans la section 2, plusieurs outils existent afin d’observer entre autres l’usage des espaces (papier, application mobile et autres capteurs automatisés). L’outil au centre de ce projet est de type application mobile pour ses avantages technologiques, son accessibilité et son potentiel en termes de démocratie participative. En revanche, les applications mobiles mentionnées précédemment ont des limites empêchant la réalisation de ce projet. D’une part, “CommonSpace” n’existe plus bien que son code source soit disponible. Cela nécessite donc de travailler sur sa remise en fonction. D’autre part, autant “CommonSpace” que “CounterPoint App” ne permettent pas la personnalisation des paramètres de collecte. En effet, il n’est pas possible de modifier les variables et les valeurs de ces variables sans passer par du développement d’application (programmation). C’est pourquoi un nouvel outil a été développé basé sur les mêmes méthodes de collecte que les précédents. Puisque l’application suit les mêmes principes, soit ceux des ÉVEP, l’application est nommée OVEP.

Une première version développée sur “Thunkable” voit donc le jour à l’été 2020. “Thunkable” est un site web permettant de développer des applications mobiles ou web en utilisant un langage de programme graphique, aussi appelé du “no code tooling” [82]. Bien que “Thunkable” soit limité en termes d’outil de programmation, la première version de l’application qui y est développée permet de procéder à différentes collectes. En effet, les données de l’étude à la Place Shamrock [3] sont collectées à l’aide de cette version. À titre indicatif, la figure 3.2 présente des captures de cette première version.

À noter que ces captures correspondent aux écrans principaux seulement. Cette version de l’application contient en effet une page “Tutoriel” (3.2a) permettant notamment de comprendre comment observer et comment aller chercher les données en ligne une fois la collecte terminée.

De plus, il y a une page “Profil” (3.2b) contenant l’information de base de l’utilisateur. Dans cette page, l’utilisateur peut aussi décider de ne pas partager son identité et son emplacement.

Le troisième écran à la figure 3.2c représente la page où l’utilisateur crée sa grille de collecte et où il entre de l’information générale sur la séance de collecte (température, noms du parc ou d’une rue à proximité, etc.). Dans cet écran, le choix du type de collecte peut être fait. En effet, la collecte peut être faite où chaque observation correspond à une personne ou encore à un groupe. Il y a un décompte au haut de l’écran 3.2d qui mentionne le nombre de groupes ou de personnes observés selon le choix de type de collecte. Cet élément est retiré, car dans la méthode de collecte utilisée (ÉVEP), la variable “Type de groupe” est généralement présente et fait état du nombre de personnes qui sont observées ensemble. Il n’y a donc pas de choix



(a) Tutoriel

(b) Profil

(c) Séance

(d) Observation

FIGURE 3.2 Captures d'écran de la première version de l'application

à faire concernant le type de collecte.

Enfin, le dernier écran à la figure 3.2d est un exemple d'observation en cours avec certaines valeurs sélectionnées. Au bas de cet écran se trouve un bouton qui permet d'envoyer au serveur l'information notée.

L'ensemble des données sont ainsi envoyées à "Airtable", un serveur en ligne accessible via les fonctions de "Thunkable". Les fichiers contenant les données peuvent ensuite en être exportés et traités dans des outils d'analyse de données.

En ce qui concerne la seconde version d'OVEP, son développement est entamé en janvier 2023. Une équipe de quatre finissants en génie logiciel de Polytechnique Montréal dans le cadre du cours "LOG8970 - Projet final en génie logiciel" ont travaillé sur son développement durant plus de trois mois. Le fonctionnement de l'application est similaire à la version précédente, excepté que cette fois-ci, les données sont envoyées dans un serveur en ligne (Firebase), puis traitées de différentes façons au sein d'une page web. Cette page web permet entre autres de visualiser certains résultats sous forme d'histogrammes, de visualiser des sous-ensembles de données brutes dans des tableaux et de les exporter au besoin.

Une fonction permet aussi d'exporter des tableaux contenant de l'information non-confidentielle sur les observateurs ainsi que sur les gabarits de collectes. Un gabarit contient les noms de variables, leurs types et les valeurs qu'elles admettent. Enfin, cette version de l'application

est celle utilisée pour les collectes de données sur lesquelles les analyses de ce projet sont faites.

Cette nouvelle version traite l'information différemment en arrière-plan et a un affichage graphique différent (couleur, icône, changement de page, etc.), mais son utilisation est inchangée lors de collecte par rapport à la version précédente. Ainsi, les changements esthétiques de l'interface ne devraient pas entraîner un comportement différent des observateurs. Cela ne devrait donc pas causer plus ou moins d'erreurs. Les captures dans la figure 3.3 montrent les différentes fonctions de l'application.

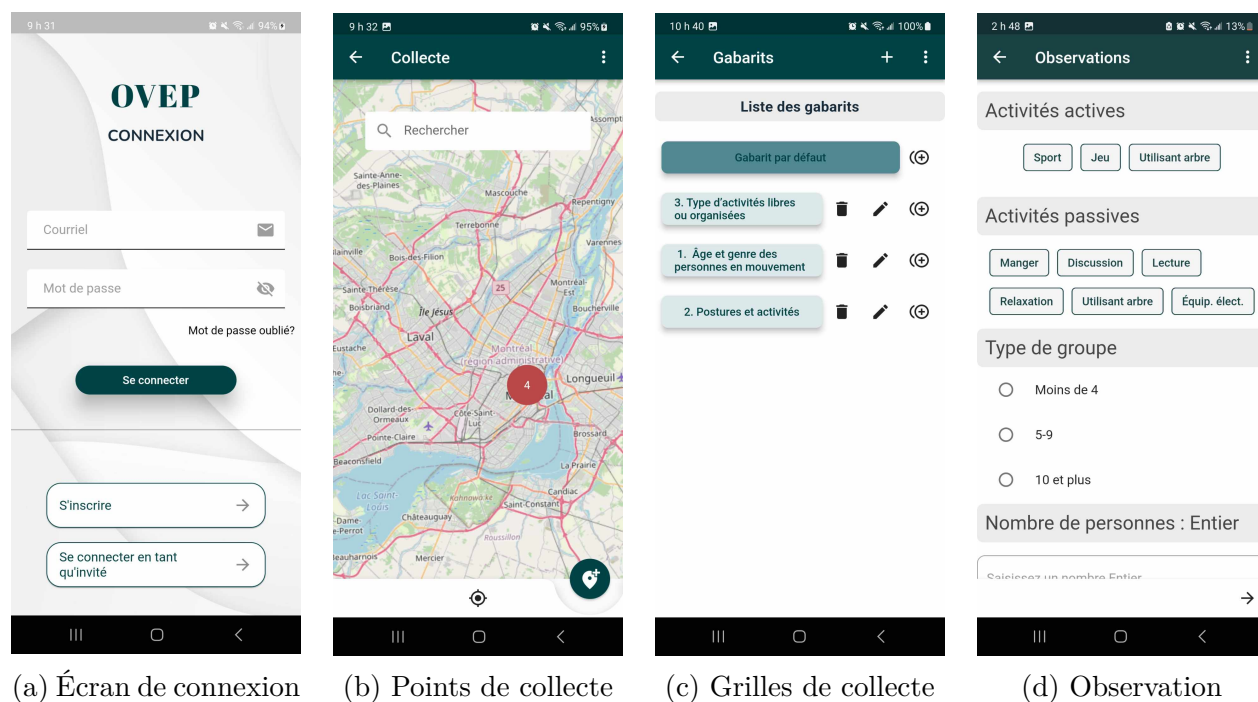


FIGURE 3.3 Captures d'écran de la dernière version de l'application

La figure 3.3a illustre l'écran de connexion. Il est possible de s'inscrire pour se connecter à son propre compte ou de se connecter comme "invité" pour éviter les étapes supplémentaires d'inscription et de connexion.

La seconde capture (3.3b) représente une carte dans laquelle se retrouvent des points de collecte existants. Il est aussi possible d'y créer de nouveaux points en appuyant sur l'icône en bas à droite de l'écran.

La troisième capture (3.3c) montre une liste de gabarits (grilles de collecte). Il est aussi possible d'utiliser un gabarit "par défaut" ou encore de créer un nouveau gabarit en appuyant sur le "+" en haut à droite de l'écran. De plus, selon le type d'accès donné à l'utilisateur,

il est possible de modifier les gabarits existants, de les supprimer ou de les copier. En effet, pour éviter que n'importe qui supprime ou modifie un gabarit important lors d'un projet, ces permissions sont manuellement données à certains utilisateurs.

La dernière capture (3.3d) présente quant à elle un exemple d'observation en cours. Au bas de cet écran, il est possible de terminer la séance d'observations en appuyant sur "Sauvegarder" ou encore de passer à une observation suivante avec le bouton "→".

Tout comme les captures de la première version d'OVEP, ces dernières ne correspondent pas à l'ensemble des fonctions disponibles. En effet, tout comme la première version, il existe une page contenant le profil de l'utilisateur ainsi qu'une page où il est possible de formuler des commentaires. À noter que la page web n'est pas directement accessible depuis l'application. La figure 3.4 illustre l'écran d'accueil de cette page.

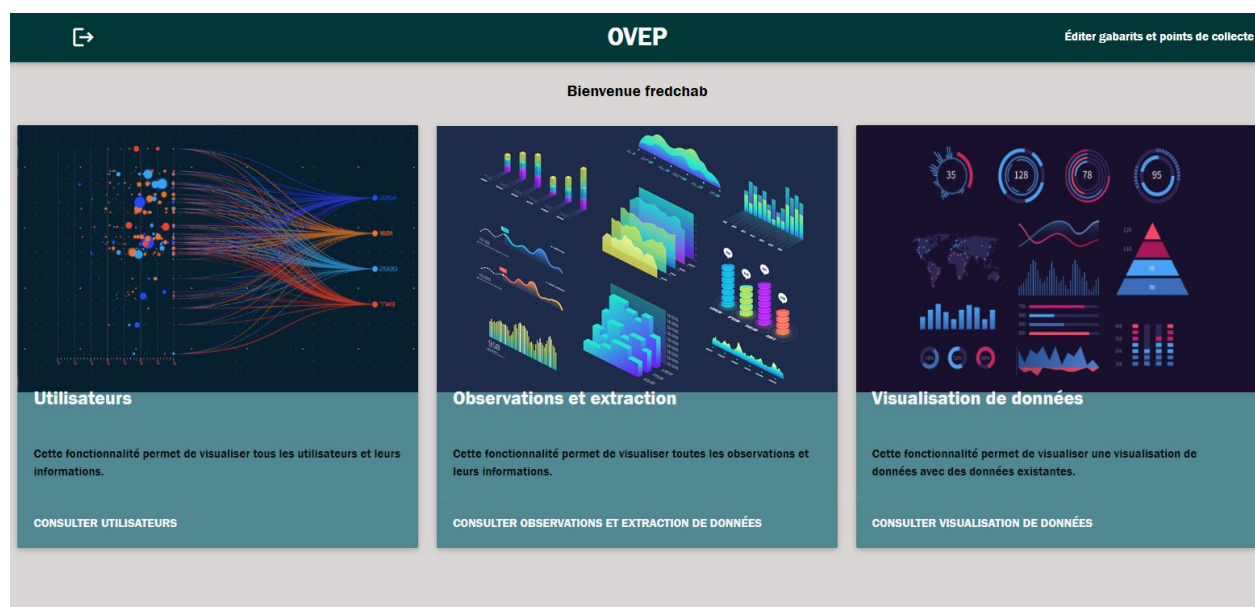


FIGURE 3.4 Page web d'OVEP

3.2 Collecte de données

Cette section présente les études pour lesquelles des données ont été collectées. Ainsi, chaque étude est mise en contexte et caractérisée. Il est important de les définir, car les résultats issus de chacune d'elles peuvent dépendre des choix de conception de l'étude ou du contexte dans lequel l'étude est faite. Deux études différentes sont donc présentées en détail dans cette section.

3.2.1 Parc Jean-Drapeau

Dans le cadre d’une collaboration entre la Société du parc Jean-Drapeau (SPJD), le CEU et Polytechnique, une étude est faite en septembre 2023, suite à une étude similaire faite en 2022 par le CEU pour la SPJD [83]. Il s’agit d’une étude participative. Ainsi, les personnes qui observent sont des bénévoles. Puisque ces derniers ne connaissent pas nécessairement la méthode de collecte pour ce type d’étude, une journée de formation a eu lieu pour s’assurer d’un minimum de compréhension commune de l’étude et de ce que chaque personne a à faire. Ainsi, au total, une dizaine de personnes différentes ont observé au sein de trois sites sur le parc Jean-Drapeau sur cinq blocs d’observation. Ces blocs ont eu lieu du vendredi 1 septembre au dimanche 3 septembre 2023. Il y a donc le vendredi de 17 :00 à 20 :00 ainsi que le samedi et dimanche de 12 :00 à 15 :00 et de 15 :00 à 18 :00. Seuls les blocs où une caméra vidéo est installée sont considérés. Deux blocs sont donc conservés dans le cadre de ce projet, soit ceux du dimanche 3 septembre. Ces blocs contiennent des données collectées à l’aide d’une méthode “papier-crayon” (couramment utilisée par le CEU) et de la nouvelle version d’OVEP. Le site considéré est nommé “Roseaie” et il est d’une superficie d’environ 2000 mètres carrés. La figure 3.5 présente les sites de collecte dont celui de la “Roseaie”.

Au total, 2890 observations différentes sont collectées sur l’ensemble des sites par les différents observateurs. Pour ce projet, 403 observations sont considérées. De ces observations, 139 sont faites avec l’outil “papier-crayon”, alors que 264 sont faites avec OVEP. De plus, 160 observations provenant de la “vérité terrain” sont ajoutées pour comparer les observations et étudier la qualité des données. La “vérité terrain” est obtenue à l’aide des enregistrements vidéos provenant d’une caméra installée sur le site. Des collectes exhaustives peuvent ainsi être faites avec ces enregistrements. L’observateur peut arrêter, ralentir et reculer l’enregistrement à tout moment pour s’assurer de ne manquer personne et d’avoir noté les bonnes valeurs pour chaque variable. Bien entendu, cette méthode n’est pas parfaite. Malgré la possibilité d’arrêter l’enregistrement, l’observateur peut tout de même faire des erreurs. Ces erreurs peuvent être liées, par exemple, à sa capacité de perception ou à la qualité de l’enregistrement (angle de vue, définition de l’image, etc.).

À noter que trois grilles ont été utilisées pour collecter différentes variables. Des captures d’écran de ces grilles sur OVEP ainsi qu’un exemple de grille papier sont présentées en annexe à la section A.2. Ainsi, selon la grille, les variables utilisées se retrouvent dans les tableaux 3.1, 3.2 et 3.3.

Dans le cadre de cette étude, trois grilles sont donc utilisées. Pour chacune d’elles, plusieurs séances de collecte de 15 minutes sont faites. La grille associée au tableau 3.1 sert à des collectes de type “ligne traversée”, alors que les deux grilles suivantes (3.2 et 3.3) servent à

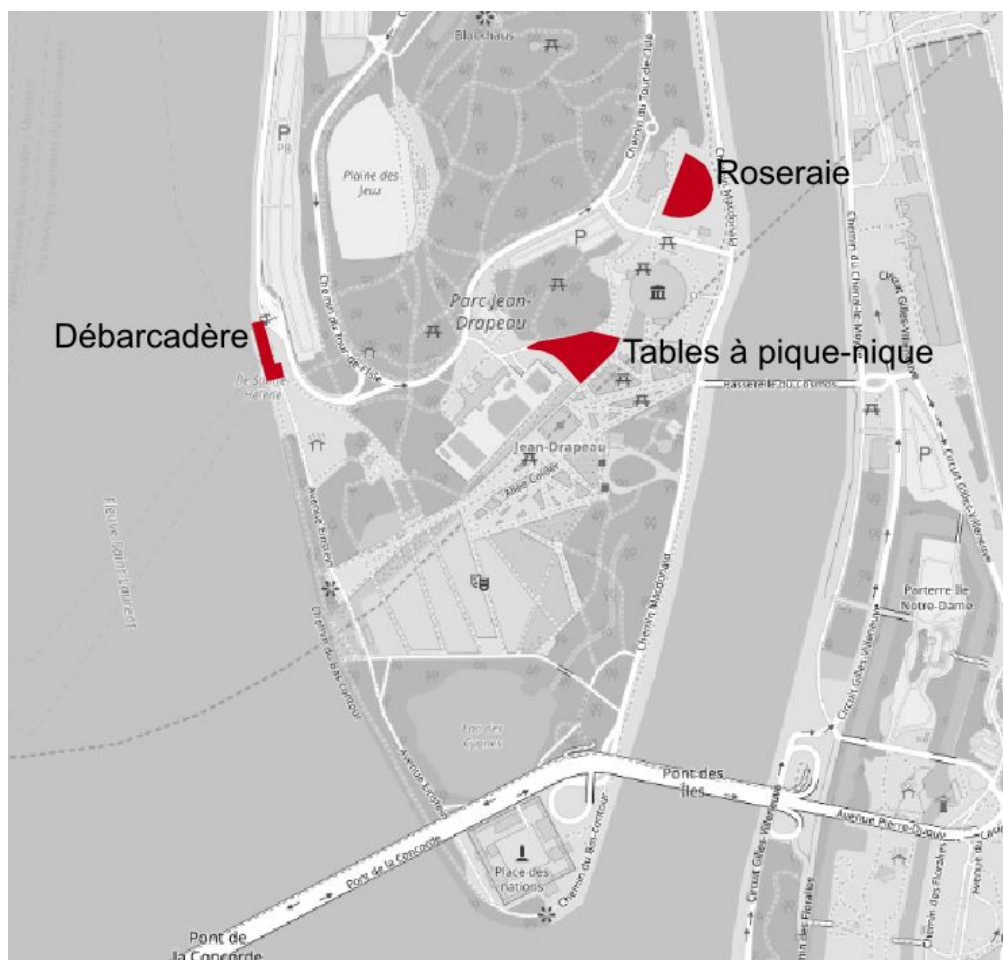


FIGURE 3.5 Zones observées durant l'étude au parc Jean-Drapeau

TABLEAU 3.1 Variables et valeurs de l'étude pour la grille des personnes en mouvement

Variable	Valeur
Type de mouvement	Marche ; Course/jogging ; Cycliste ; Aide technique ; Transporté ; Appareil électronique
Âge	0 à 4 an ; 5 à 14 ans ; 15 à 24 ans ; 25 à 64 ans ; 65 ans et plus
Genre	Femme ; Homme ; ND

des collectes de type “zone”.

3.2.2 Étude paramétrée

À l'aide de l'expérience acquise dans le cadre des études précédentes, certains constats de base ont été notés. L'un des plus importants d'entre eux a mis la table pour cette étude. En

TABLEAU 3.2 Variables et valeurs de l'étude pour la grille des personnes stationnaires

Variable	Valeur
Posture	Actif ; Assis/couché ; Debout
Équipement	Formel ; Informel ; Privé ; Accoté ; Autonome
Âge	0 à 4 an ; 5 à 14 ans ; 15 à 24 ans ; 25 à 64 ans ; 65 ans et plus
Genre	Femme ; Homme ; ND

TABLEAU 3.3 Variables et valeurs de l'étude pour la grille des activités en groupe

Variable	Valeur
Groupe	4 personnes et moins ; 5 à 9 personnes ; 10 personnes et plus ; Nombre exact
Activités actives	Sport ; Jeu ; Utilisant arbre
Activités passives	Lecture ; Manger ; Discussion ; Relaxation ; Équipement électronique ; Utilisant arbre

effet, chaque étude menée avait des éléments similaires et d'autres changeants. Notamment, il s'agit des choix conceptuels concernant l'étude qui sont définis et étudiés dans ce projet de recherche (nombre de variables, nombre de valeurs, etc.). Cependant, pour chaque paramètre de collecte étudié, il semble important d'avoir plus de données à comparer. Ainsi, une étude en laboratoire tentant de recréer une collecte en temps réel est conçue. Cela permet ainsi d'observer dans plusieurs contextes en modifiant différents paramètres. De plus, pour comparer plus d'observations, 13 observateurs différents ont procédé à la collecte.

Cette collecte mise en place en laboratoire se sert d'anciennes vidéos sur différents espaces publics. Ainsi, au total, neuf séances de cinq minutes d'observation sont joints et chacun a l'un de ses paramètres modifiés. Les quatre premières séances (bloc *A*) se concentrent sur la taille de l'espace et son achalandage. Les cinq dernières séances (bloc *B*) se concentrent quant à eux sur le nombre de variables à observer, le nombre de valeurs d'une variable ainsi que l'interface utilisée pour l'observation. Selon la séance, différents espaces sont observés. Les séances *A* incluent trois espaces différents, soit des sous-espaces des tronçons 1 et 2 d'une étude sur l'avenue Bernard, chacun d'environ 400 mètres carrés (sur caméra). Le troisième tronçon est aussi d'environ 400 mètres carrés. Il correspond quant à lui à une vidéo prise sur l'avenue Mont-Royal. Ce dernier tronçon est celui observé dans les blocs *B*. Le tableau 3.4 résume cette information. Puisque cette étude est réalisée en laboratoire, chaque séance de collecte de cinq minutes peut commencer lorsque l'observateur se sent prêt. De plus, l'heure

exacte de chaque enregistrement n'est pas connue. Donc, à des fins pratiques, la première séance commence à 00 :00 et les séances se suivent les unes après les autres dans la base de données.

TABLEAU 3.4 Information générale de l'étude réalisée

Début	Fin	Site	Grille	Séance
00 :00	00 :05	Tronçon 3	Gabarit 01	<i>A1</i>
00 :05	00 :10	Tronçon 3	Gabarit 01	<i>A2</i>
00 :10	00 :15	Tronçon 1	Gabarit 01	<i>A3</i>
00 :15	00 :20	Tronçon 2	Gabarit 01	<i>A4</i>
00 :20	00 :25	Tronçon 3	Gabarit 01	<i>B1</i>
00 :25	00 :30	Tronçon 3	Gabarit 02	<i>B2</i>
00 :30	00 :35	Tronçon 3	Gabarit 03	<i>B3</i>
00 :35	00 :40	Tronçon 3	Gabarit 04	<i>B4</i>
00 :40	00 :45	Tronçon 3	Gabarit 04	<i>B5</i>

Il est possible de voir que les blocs *A1* et *A2* semblent similaires. En revanche, bien que leurs caractéristiques soient les mêmes en apparence, l'achalandage approximatif de ces deux blocs est différent. De plus, un constat similaire peut être fait pour les blocs *B4* et *B5*. Dans ce cas, il s'agit d'une modification de l'interface (passant d'une forme en liste à une forme en matrice). Ainsi, alors que dans la première interface, chaque clic correspond à une valeur d'une des variables, dans la deuxième interface, un seul clic est nécessaire pour noter deux valeurs de deux variables différentes (une valeur par variable). Les différentes vues sur les espaces observés par vidéo sont présentées dans la figure 3.6



(a) Tronçon 1



(b) Tronçon 2



(c) Tronçon 3

FIGURE 3.6 Captures des zones observées par vidéo

Dans l'ensemble, un total de 2924 observations est considéré pour l'analyse faite par 12 observateurs différents. Ces observations sont faites avec différents gabarits. Les tableaux 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8 montrent donc les quatre gabarits utilisés.

TABLEAU 3.5 Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 01

Variable	Valeurs
Type de groupe	4 et moins ; 5 à 9 ; 10 et plus
Posture	Actif ; Passif ; Debout
Activité	Sport ; Loisir ; Manger ; Discussion ; Lecture ; Relaxation ; Équipement électronique ; Utilisant arbre

TABLEAU 3.6 Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 02

Variable	Valeurs
Type de groupe	N*
Posture	Actif ; Passif ; Debout
Activité	Sport ; Loisir ; Manger ; Discussion ; Lecture ; Relaxation ; Équipement électronique ; Utilisant arbre

TABLEAU 3.7 Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 03

Variable	Valeurs
Type de groupe	4 et moins ; 5 à 9 ; 10 et plus
Posture	Actif ; Passif ; Debout
Activité	Jeu ; Manger ; Discussion ; Autre

TABLEAU 3.8 Variables et valeurs de l'étude paramétrée du Gabarit 04

Variable	Valeurs
Type de groupe	4 et moins ; 5 à 9 ; 10 et plus
Posture	Actif ; Passif ; Debout

À noter que les données provenant du Gabarit 02 sont retirées, car les données liées à ce gabarit posent un problème dans la gestion des données lors des analyses. Pour cette étude, toutes les collectes sont de type “zone”, et ce, pour chacune des grilles et chaque espace.

Chaque gabarit contient les variables “Type de groupe” et “Posture”. La variable “Activité” quant à elle change selon le gabarit. Elle contient huit valeurs dans le gabarit 01, quatre valeurs dans le gabarit 03 et n’est pas présente dans le gabarit 04.

3.3 Représentation des données

Pour répondre à l’objectif de recherche, la méthode choisie pour évaluer la qualité des données passe par la comparaison de ce qu’un observateur collecte par rapport à la réalité, et ce, à l’aide de différents indicateurs. Tels que mentionné dans la section 2.1, les observateurs ont libre cours quant à l’ordre des observations et aucune identification unique n’est associée à chaque individu observé. Il est donc impossible de prendre une ligne correspondant à une observation faite par un observateur concernant un usager spécifique et de la comparer à la réalité. Autrement dit, un identifiant unique n’est pas donné à chaque personne observée.

De plus, dans les rapports qui suivent les ÉVEP, les analyses sont généralement faites en agrégeant les données par séance. Une séance d’observations est définie spatialement, temporellement en plus d’autres caractéristiques spécifiques à l’étude. Ce qui est observé doit donc se trouver dans un espace limité et être observé dans un intervalle de temps défini. Ainsi, plusieurs personnes peuvent observer durant une même séance et plusieurs séances peuvent être faites dans le cadre d’une même étude.

Cela étant dit, pour les besoins de recherche et en considérant les limites de la méthode de collecte, les données collectées sont agrégées par séance. Cela permet de comparer ce qu’un observateur a collecté à ce qu’un autre observateur a collecté pour cette même séance, ou encore, de comparer à la “vérité terrain”. En revanche, une caractérisation de la qualité des données passant par l’étude des observations individuelles devrait être faite dans de futurs projets.

Le tableau 3.9 montre ainsi l’agrégation des observations uniques faites par un observateur et la “vérité terrain” ayant chacun leur identifiant unique. Les observations proviennent du même ensemble de données fictives présenté au tableau 2.1. Dans les colonnes se trouvent les différentes caractéristiques de la séance de collecte. Pour chaque variable, un vecteur se trouve dans la cellule correspondant au nombre d’observations dans chaque catégorie de l’attribut relevé. Ainsi, la première ligne correspond à l’une des variables d’une séance d’observations faites par un observateur donné, dans un espace et durant un intervalle de temps spécifique.

De cette manière, il est possible de voir que pour cette étude fictive, pour une grille contenant ces variables, l’observateur a observé un nombre total de personnes différent de la réalité pour cette séance. En effet, la somme des différentes catégories pour une variable quelconque est de

TABLEAU 3.9 Exemple d'un sous-ensemble de données agrégées

Observateur	...	Variable	Vecteur
1	...	Âge	[3,5,26,54,2]
1	...	Genre	[42,48]
1	...	Activité	[12,6,20,2,28,22]
“Vérité terrain”	...	Âge	[1,6,20,59,0]
“Vérité terrain”	...	Genre	[40,46]
“Vérité terrain”	...	Activité	[2,16,10,4,35,19]

90 personnes pour l'observateur #1 et de 86 personnes pour la “vérité terrain”. À noter ici que les trois variables sont exclusives. C'est-à-dire que pour chaque observation, une seule valeur par variable peut être sélectionnée. Or, la variable “Activité” est parfois non-exclusive. En plus de la différence dans le décompte total, il est possible de voir que pour chaque catégorie, une différence est visible, et ce, pour toutes les variables observées. Les prochaines sections présentent les indicateurs quantitatifs pour mesurer les différences et ainsi caractériser la qualité des données.

3.4 Choix des indicateurs

Les différences peuvent provenir de plusieurs sources. Parmi celles-ci, il y a la rapidité de l'observateur à noter ce qui est observé dans l'outil ou encore sa capacité à bien reconnaître ce qu'il observe. Afin de mesurer ces différences, plusieurs indicateurs peuvent être utilisés. Certains indicateurs peuvent être influencés plus ou moins par certaines caractéristiques de collecte. Ainsi, utiliser plusieurs indicateurs peut permettre d'associer les différences à leur source tout en tenant compte de leur relation avec les caractéristiques de collecte. Cet aspect est traité plus en détail dans la dernière section de ce chapitre (3.4.5). De plus, l'ensemble des variables traitées dans ce projet sont catégorielles. Ainsi, tel que mentionné précédemment, les données sont agrégées et pour chaque variable, un vecteur de valeurs numériques est calculé. Les indicateurs choisis doivent donc pouvoir être utilisés sur ces vecteurs.

Il y a tout d'abord la mesure de similarité cosinus. Une mesure de similarité est un indicateur quantitatif qui caractérise la ressemblance entre deux ensembles de scalaires. À l'opposé conceptuel, il y a la distance. Il s'agit d'un indicateur quantitatif qui caractérise la différence entre deux ensembles de scalaires. Pour ce projet, la distance de Manhattan et la distance euclidienne sont calculées. Un dernier indicateur utilisé est le taux d'erreur. Il se traduit par le ratio de personnes manquantes ou en trop par rapport à la réalité. Excepté pour l'indice

de similarité cosinus, des variantes de ces indicateurs sont utilisées. Tous les indicateurs et leurs variantes sont présentés dans les sections qui suivent.

Pour ce projet, une distance ou une similarité sont calculées en utilisant deux vecteurs de valeurs numériques de même dimension (pour une seule variable qui a dans les deux vecteurs autant de catégories possibles). Ainsi, ces vecteurs à n dimensions ($n \in \mathbb{N}$) représentent la position d'un point en relatif à un autre point de référence. Ce point de référence est généralement l'origine. Dans le cas présent, les indicateurs sont mesurés sur deux vecteurs contenant l'occurrence de chaque catégorie (valeur possible) pour une même variable observée, dans un même espace, et durant un même intervalle de temps. Tels que présenté dans la section 3.3, ces vecteurs correspondent soit à ce qu'un observateur collecte ou à la "vérité terrain". Il est important de noter que les valeurs au sein des vecteurs peuvent seulement être nulles ou positives puisqu'il s'agit de nombre d'observations.

3.4.1 Indice de similarité Cosinus

L'indice de similarité cosinus correspond à l'angle entre les deux vecteurs. Plus précisément, il s'agit du cosinus de l'angle entre deux droites définies par ces vecteurs de n dimensions. Cet indice représente ainsi la similarité entre deux vecteurs de même dimension. Il vient en fait de l'équation 3.1 où $\mathbf{x}_j$ et $\mathbf{x}_k$ sont des vecteurs d'occurrence quelconques de dimension n . Ces vecteurs proviennent respectivement des observations faites par l'observateur j et la "vérité terrain" k .

$$S_C(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) = \frac{\mathbf{x}_j \cdot \mathbf{x}_k}{\sqrt{\mathbf{x}_j \cdot \mathbf{x}_j} \sqrt{\mathbf{x}_k \cdot \mathbf{x}_k}} = \frac{\mathbf{x}_j \cdot \mathbf{x}_k}{\|\mathbf{x}_j\|_2 \cdot \|\mathbf{x}_k\|_2} \quad (3.1)$$

Où,

$$\|\mathbf{x}\|_2 = L_2(\mathbf{x}) = \sqrt{\sum_i^n x_i^2} \quad (3.2)$$

Il s'agit donc du produit scalaire entre deux vecteurs, le tout divisé par le produit de leurs longueurs (normes L_2). Cela correspond donc au cosinus de l'angle formé entre ces deux vecteurs. L'intervalle de valeurs possible va de -1 à 1 inclusivement. Puisque les vecteurs contiennent uniquement des valeurs nulles ou positives, l'intervalle de l'indice est restreint aux valeurs positives, soit de 0 à 1 inclusivement. À 1, il est possible de définir les vecteurs comme étant colinéaires, alors que pour une valeur de 0, les vecteurs sont définis comme étant indépendants (orthogonaux) l'un par rapport à l'autre.

Cet indice de similarité est sensible uniquement à la direction, c'est-à-dire aux proportions ou à la répartition des observations parmi les valeurs de la variable. En effet, comme il est possible de le voir dans la figure 3.7, l'amplitude des vecteurs n'affecte pas la valeur de l'indice.

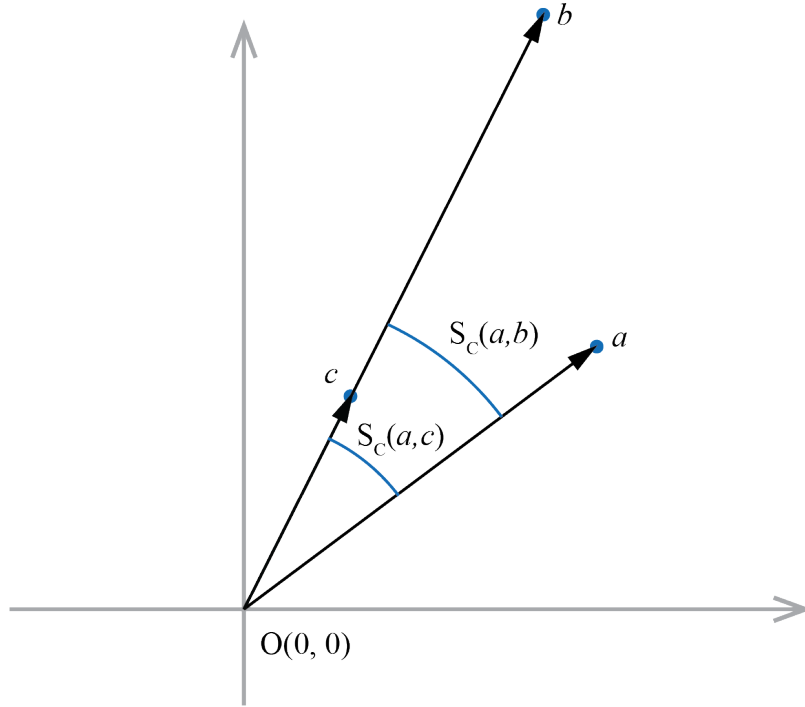


FIGURE 3.7 Exemple figuré en deux dimensions de l'indice de similarité Cosinus

Trois vecteurs partant de l'origine O et se rendant aux trois points a , b et c sont inclus dans cette figure. Il est possible de voir que l'angle est nul entre les vecteurs $\overline{Ob}$ et $\overline{Oc}$. Leur indice de similarité cosinus est donc de 1 (valeur maximale), bien que le premier vecteur semble plus de deux fois plus grand que le second. Suivant le même principe, il est possible de voir que malgré leur différence de grandeur, ces deux vecteurs ont le même indice de similarité cosinus lorsque comparés au vecteur $\overline{Oa}$.

Afin de calculer l'indice de similarité, il s'agit simplement d'appliquer l'équation 3.1. Par exemple, il est possible d'utiliser des vecteurs dont les valeurs sont arbitraires. Ainsi, les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$ obtenus à l'aide des observations faites par les observateurs a et b sont utilisés.

$$\mathbf{x}_a = \{54, 93, 120, 12\}$$

$$\mathbf{x}_b = \{34, 73, 102, 14\}$$

Tout d'abord, il est nécessaire de commencer par le calcul de la norme L_2 qui est défini dans l'équation 3.2 exprimant la longueur des vecteurs.

$$L_2(\mathbf{x}_a) = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_{a,i}^2} \approx 161.58$$

$$L_2(\mathbf{x}_b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_{b,i}^2} \approx 130.71$$

Ensuite, il est possible de calculer le produit scalaire entre les deux vecteurs de la façon suivante :

$$\mathbf{x}_a \cdot \mathbf{x}_b = (x_{a,1} \times x_{b,1}) + (x_{a,2} \times x_{b,2}) + (x_{a,3} \times x_{b,3}) + (x_{a,4} \times x_{b,4})$$

$$\mathbf{x}_a \cdot \mathbf{x}_b = (54 \times 34) + (93 \times 96) + (120 \times 112) + (12 \times 25) = 24\ 504$$

Ainsi,

$$S_C(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \frac{\mathbf{x}_a \cdot \mathbf{x}_b}{\|\mathbf{x}_a\|_2 \cdot \|\mathbf{x}_b\|_2} = \frac{24\ 504}{161.58 \times 130.71} \approx 0.9884$$

La valeur maximale étant de 1, il semble donc que les vecteurs soient similaires. En revanche, une seule comparaison entre deux vecteurs ne permet pas d'émettre un constat définitif.

3.4.2 Distance de Manhattan

La distance de Manhattan D_M est aussi connue sous le nom de la “distance-taxi”, car elle représente schématiquement le parcours d'un taxi partant d'une position à une autre position sur l'île de Manhattan. Elle est nommée ainsi, car le format en quadrillage du réseau routier donne cet aspect particulier aux déplacements effectués. En effet, ils sont majoritairement effectués suivant deux axes perpendiculaires. Cette distance correspond à la norme L_1 . Décrite plus formellement, elle correspond à la somme des longueurs de droites orthogonales joignant deux points dans un espace de dimension n , où n est un entier pouvant aller de 0 à l'infini. Pour ce faire, l'équation 3.3 est appliquée à deux vecteurs de dimension n , soit $\mathbf{x}_j$ et $\mathbf{x}_k$ correspondant à l'observateur j et la “vérité terrain” k :

$$D_M(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) = |x_{j,1} - x_{k,1}| + |x_{j,2} - x_{k,2}| + \dots + |x_{j,n} - x_{k,n}| = \sum_{i=1}^n |x_{j,i} - x_{k,i}| \quad (3.3)$$

Il s'agit donc de la somme des valeurs absolues des différences entre chaque élément i des deux vecteurs. Avec cette équation, il est possible de voir que deux points sont à proximité lorsque l'ensemble des coordonnées sont proches. De plus, cette métrique est sensible à l'amplitude des valeurs, c'est-à-dire que plus les valeurs de chaque élément (représentant chaque dimension des points) sont grandes, plus la distance peut être grande. Il est donc attendu que des vecteurs avec de plus grandes valeurs risquent d'avoir une distance de Manhattan plus grande que deux vecteurs avec de petites valeurs. Cette relation est présentée ici.

$$D_M(\alpha \mathbf{x}_j, \alpha \mathbf{x}_k) = |\alpha x_j - \alpha x_k| = |\alpha| \times |x_j - x_k| = \alpha |x_j - x_k| = \alpha D_M(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k)$$

Ainsi,

$$D_M(\alpha \mathbf{x}_j, \alpha \mathbf{x}_k) = \alpha D_M(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k)$$

Où, $\mathbf{x}_j$ et $\mathbf{x}_k$ sont deux vecteurs de dimension n , n étant dans l'ensemble $\mathbb{N}$ ($n = 1$ dans la preuve précédente) et la constante α appartient à $\mathbb{R}$. Cette relation démontre donc que la différence de ratio α entre les vecteurs permet de ressortir une distance α fois plus grande entre ces mêmes vecteurs. Cette distance est aussi sensible à la direction. Le cas extrême se présente lorsqu'il y a deux points quelconques et que le signe de l'un des éléments non-nuls de l'un des points change, alors la distance devient plus grande. En revanche, aucune valeur utilisée n'est négative, donc la direction n'impacte pas autant la distance.

L'intervalle de valeurs possibles pour cette distance est donc 0 à m , où m est égale à la somme des valeurs des deux vecteurs. Autrement dit, il s'agit de la somme des normes L_1 des deux vecteurs. Cette valeur maximale peut être obtenue lorsqu'un vecteur a des valeurs non-nulles là où l'autre vecteur a des valeurs nulles et vice-versa. Cette norme peut être calculée de la façon suivante :

$$L_1(x) = |x_1 + x_2 + \dots + x_n| = \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (3.4)$$

La figure 3.8 montre une situation dans laquelle la distance n'est pas due à la direction et une autre dans laquelle la distance est partiellement due à la direction.

Cette figure inclut trois vecteurs partant de l'origine O et se rendant à trois points bleus

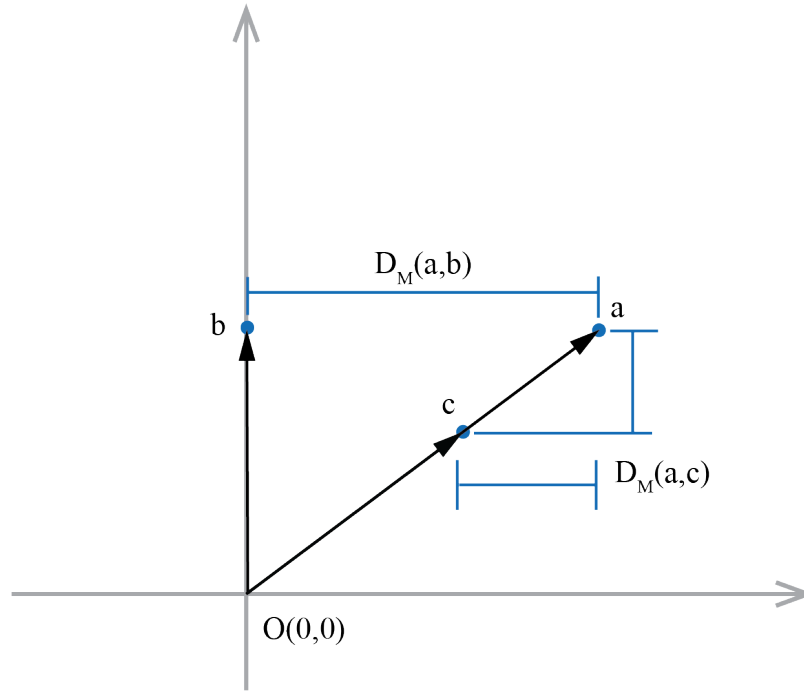


FIGURE 3.8 Exemple figuré en deux dimensions de la distance de Manhattan

différents (a, b, c) . Il est possible de voir que les distances semblent similaires, bien que dans l'un des cas, la direction est la même entre les vecteurs $\overline{Oa}$ et $\overline{Oc}$ et différente entre les vecteurs $\overline{Oa}$ et $\overline{Ob}$.

À des fins d'exemple, les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$ (voir section 3.4.1) sont utilisés ici afin de calculer leur distance de Manhattan.

$$D_M(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \sum_{i=1}^n |x_{a,i} - x_{b,i}| = |54 - 34| + |93 - 73| + |120 - 102| + |12 - 14| = 60$$

Sachant que les vecteurs somment à 279 et 223 respectivement pour un total de 502, il semble que leur distance soit petite. En revanche, aucune conclusion ne peut être faite avec seulement une distance.

Une variante de la distance de Manhattan est calculée afin de comparer les données collectées à la réalité. Cette variante est calculée pour tenter de comparer plus justement les distances entre les différentes situations. Puisque la distance est sensible à l'amplitude des valeurs, il est donc possible de croire qu'une comparaison entre deux collectes différentes peut devenir

difficile. En effet, si une première collecte contient 100 personnes à observer et une seconde collecte n'a que 20 personnes, alors il est attendu que les distances calculées sur ces collectes soient différentes et cela est causé majoritairement par l'ampleur des valeurs. Cela étant dit, pour comprendre l'effet des autres caractéristiques de collecte et pour mieux comparer deux collectes qui ont des quantités d'observations différentes, une normalisation peut être utile.

La distance de Manhattan normalisée D_{M_N} revient à diviser les vecteurs par le nombre d'observations (correspond à la norme L_1 pour une variable exclusive) avant d'appliquer l'équation 3.3. Pour une variable non-exclusive, l'observateur peut noter plus d'une valeur pour une seule observation. Le nombre d'observations effectuées et la somme du vecteur sont donc différents dans ce cas. Cette procédure revient à diviser par α dans l'exemple donné précédemment.

De cette façon, s'il s'agit d'une variable exclusive, les valeurs du vecteur somment maintenant à 1. Pour une variable non-exclusive, la somme peut dépasser 1 (correspond alors au ratio de la somme des valeurs divisée par le nombre d'observations). Ainsi, puisque les vecteurs ne contiennent que des valeurs positives, lorsque la distance normalisée est calculée, l'intervalle des valeurs devient de 0 à 2, soit la somme des deux vecteurs.

En reprenant les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$, il est possible de les normaliser, puis de calculer la distance normalisée.

$$\mathbf{x}_{n_a} = \frac{\mathbf{x}_a}{L_1(\mathbf{x}_a)} = \left\{ \frac{54}{279}, \frac{93}{279}, \frac{120}{279}, \frac{12}{279} \right\}$$

$$\mathbf{x}_{n_a} = \{0, 19; 0, 33; 0, 43; 0, 04\}$$

$$\mathbf{x}_{n_b} = \frac{\mathbf{x}_b}{L_1(\mathbf{x}_b)} = \left\{ \frac{34}{223}, \frac{73}{223}, \frac{102}{223}, \frac{14}{223} \right\}$$

$$\mathbf{x}_{n_b} = \{0, 15; 0, 33; 0, 46; 0, 06\}$$

Ainsi, leur distance de Manhattan normalisée peut être calculée en utilisant l'équation 3.3.

$$\begin{aligned} D_{M_N}(\mathbf{x}_{n_a}, \mathbf{x}_{n_b}) &= \sum_{i=1}^n |x_{n_a,i} - x_{n_b,i}| = |0, 19 - 0, 15| + \\ &\quad |0, 33 - 0, 33| + |0, 43 - 0, 46| + |0, 04 - 0, 06| \approx 0, 09 \end{aligned}$$

Il semble donc que la distance normalisée soit proche de 0, ce qui indique une petite différence entre les vecteurs. Cela semble suivre les premiers constats faits avec l'indice de similarité cosinus et la distance de Manhattan.

3.4.3 Distance euclidienne

La distance euclidienne D_E correspond à la longueur d'une ligne droite joignant deux points dans un espace de dimension n , où n est un entier pouvant aller de 0 à l'infini. Cette distance correspond à la norme L_2 . L'équation 3.5 permet de calculer cette distance entre deux vecteurs de dimension n , soit $\mathbf{x}_j$ et $\mathbf{x}_k$ correspondant à l'observateur j et la "vérité terrain" k .

$$D_E(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k) = \sqrt{(x_{j,1} - x_{k,1})^2 + (x_{j,2} - x_{k,2})^2 + \dots + (x_{j,n} - x_{k,n})^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - x_{k,i})^2} \quad (3.5)$$

Il s'agit donc de la racine carrée de la somme des carrés des différences de chaque coordonnée. Cette métrique est sensible à l'échelle, donc aux valeurs présentes dans les vecteurs. Tout comme avec la distance de Manhattan, il est possible de voir que deux points sont à proximité (petite distance) lorsque l'ensemble des coordonnées sont proches. Autrement dit, une seule coordonnée peut avoir des valeurs éloignées pour que la distance soit élevée. Il est aussi attendu que des vecteurs avec de plus grandes valeurs risquent d'avoir une distance euclidienne plus grande que deux vecteurs avec de petites valeurs. L'exemple suivant montre ce phénomène lié à l'amplitude :

$$D_E(\alpha \mathbf{x}_j, \alpha \mathbf{x}_k) = \sqrt{(\alpha x_j - \alpha x_k)^2} = \sqrt{\alpha^2 (x_j - x_k)^2} = \alpha \sqrt{(x_j - x_k)^2} = \alpha D_E(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k)$$

Ainsi,

$$D_E(\alpha \mathbf{x}_j, \alpha \mathbf{x}_k) = \alpha D_E(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k)$$

Tout comme la distance de Manhattan, une différence de ratio α entre les vecteurs permet de ressortir une distance α fois plus grande entre ces mêmes vecteurs. Cette distance est aussi sensible à la direction.

Pour la distance euclidienne, l'intervalle de valeurs possibles est 0 à p . La valeur maximale p peut être obtenue lorsque les vecteurs ont une seule valeur non-nulle à un élément différent. Ainsi, p est égale à la racine de la somme du carré de la valeur non-nulle de chaque vecteur

respectif.

La figure 3.9 illustre la distance euclidienne et sa sensibilité à l'échelle et la direction. Il est possible de voir une distance due seulement à l'échelle (même direction) et une autre due partiellement à la direction.

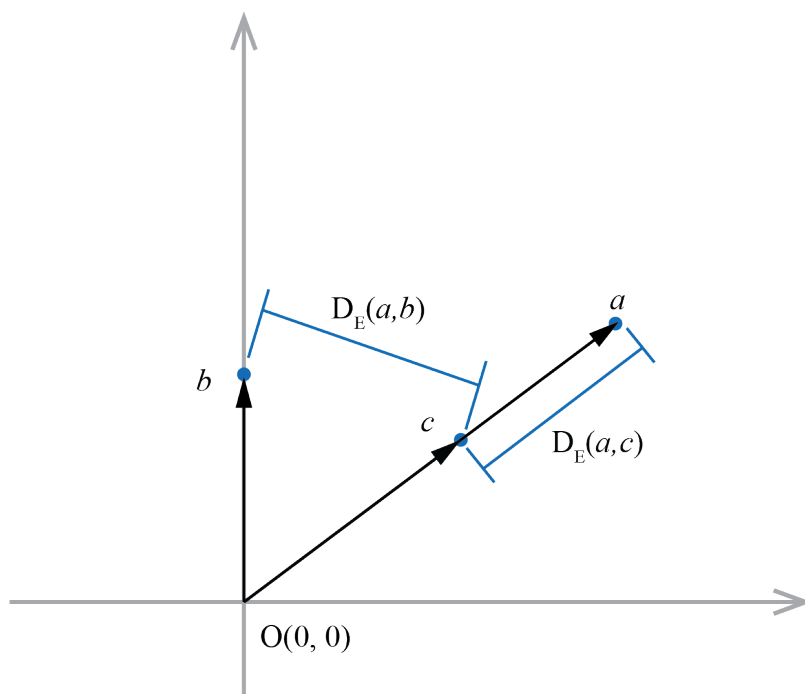


FIGURE 3.9 Exemple figuré en deux dimensions de la distance Euclidienne

Cette figure, tout comme à la section précédente, inclut trois vecteurs partant de l'origine O et se rendant à trois points bleus différents (a, b, c) . Les distances semblent de mêmes longueurs, bien que dans l'un des cas, la direction est la même entre les vecteurs comparés ($\overline{Oa}$ et $\overline{Oc}$) alors que dans l'autre cas, les directions sont différentes. Cela montre donc que la distance est sensible à l'amplitude et à la direction des vecteurs.

Avec cette description de la distance euclidienne, l'équation 3.5 peut maintenant être utilisée pour mesurer la différence entre les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$ (voir section 3.4.1).

$$D_E(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{a,i} - x_{b,i})^2} = \sqrt{(54 - 34)^2 + (93 - 73)^2 + (120 - 102)^2 + (12 - 14)^2} \approx 33,59$$

Sachant que les vecteurs somment à 279 et 223, la valeur maximale de la distance est donc d'environ 357,17. Ce faisant, il semble que leur distance euclidienne soit petite. Aucune conclusion ne peut être faite avec seulement une distance.

Pour les mêmes raisons décrites dans la section 3.4.2 pour la distance de Manhattan, une variante de la distance euclidienne est calculée afin de mesurer la qualité des données collectées tout en tenant compte de la sensibilité à l'amplitude. Il s'agit de la distance euclidienne normalisée D_{E_N} . Elle est obtenue en divisant tout d'abord chaque élément du vecteur par le nombre d'observations. Cette dernière correspond ici aussi à la norme L_1 dans le cas d'une variable exclusive (voir équation 3.4 et son explication). Ensuite, l'équation 3.5 peut être appliquée sur ce vecteur normalisé. L'intervalle de valeur de cette distance euclidienne normalisée est donc de 0 à $\sqrt{2}$ (pour une variable exclusive). Autrement, pour une variable non-exclusive, la valeur maximale correspond à la racine carrée de la somme de deux ratios. Ces ratios sont ceux de la somme des valeurs des vecteurs divisée par le nombre d'observations. La valeur maximale de cette distance peut être atteinte dans la même situation que la distance euclidienne. Soit, lorsque les deux vecteurs comparés ont une seule valeur non-nulle et qu'elle n'est pas au même élément du vecteur.

Un exemple de cette distance euclidienne normalisée est faite. Pour ce faire, il est possible de reprendre les vecteurs normalisés x_{n_a} et x_{n_b} et d'appliquer l'équation 3.5.

$$D_{E_N}(\mathbf{x}_{n_a}, \mathbf{x}_{n_b}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{n_a,i} - x_{n_b,i})^2} = \sqrt{(0,19 - 0,15)^2 + (0,33 - 0,33)^2 + (0,43 - 0,46)^2 + (0,04 - 0,06)^2} \approx 0,05$$

Tout comme les indicateurs précédents, la distance euclidienne normalisée semble indiquer une petite différence entre les vecteurs.

3.4.4 Taux d'erreur

Le dernier indicateur est le taux d'erreur. Il est plus général puisqu'il quantifie la différence sur le total des décomptes d'une séance. Il ne prend donc pas explicitement en compte les variables ou les valeurs au sein d'une variable. L'équation 3.6 permet de calculer le taux d'erreur absolu entre le nombre d'observations C (qui correspond pour des variables exclusives à la somme du vecteur) faites par une personne j et la "vérité terrain" k .

$$T_A(C_j, C_k) = \frac{|C_j - C_k|}{C_k} \quad (3.6)$$

Pour cet indicateur, les valeurs peuvent être dans l'intervalle allant de 0 à *inf*. Bien entendu, l'indicateur en pratique ne prend pas une valeur aussi grande que l'infini. Ce qui est important de noter est qu'il peut dépasser l'unité si l'observateur observe plus que deux fois la quantité réelle d'observations à faire. De plus, pour que l'indicateur puisse être calculé, il est nécessaire que des observations soient présentes dans la réalité (pour ne pas diviser par zéro). Il est possible de reprendre les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$ provenant de la section 3.4.1 pour y appliquer l'équation 3.6. Dans cet exemple, le premier vecteur vient de la "vérité terrain" b alors que le second vient de l'observateur a .

$$C_a = 54 + 93 + 120 + 12 = 279$$

$$C_b = 34 + 73 + 102 + 14 = 223$$

$$T_A(a, b) = \frac{|C_a - C_b|}{C_b} = \frac{|223 - 279|}{279} \approx 0,20 = 20\%$$

Il est donc possible de constater que l'observateur a collecté 20% plus (ou moins) d'observations par rapport à la réalité.

Afin de comprendre si les observateurs sont plus souvent en "sur-observation" ou "sous-observation", un taux d'erreur (non-absolu) est aussi calculé. Son équation est la suivante :

$$T_R(C_j, C_k) = \frac{C_j - C_k}{C_k} \quad (3.7)$$

Dans ce cas-ci, l'indicateur peut aller de -1 à *inf*. Les valeurs négatives représentent des observations en moins par rapport à la réalité. Par exemple, si l'observateur a observé aucune personne et qu'il y avait au moins une personne, alors la valeur est de -1. Pour des observations en plus, la valeur peut aller jusqu'à l'infini. Tel que mentionné précédemment, en pratique,

elle ne prend pas une valeur de *inf*. En reprenant encore une fois les vecteurs $\mathbf{x}_a$ et $\mathbf{x}_b$, le taux d'erreur peut être calculé.

$$T_R(a, b) = \frac{C_a - C_b}{C_b} = \frac{223 - 279}{279} \approx -0,20 = -20\%$$

La valeur négative indique qu'il s'agit de 20% d'observations en moins par rapport à la réalité. Il est utile de conserver les deux taux d'erreur afin de capter si en moyenne ce sont davantage des observations manquantes ou en trop.

3.4.5 Procédure d'analyse

L'idée est de calculer les indicateurs et de les mettre en relation avec certaines caractéristiques (analyses bi-variées et multi-variées) afin de voir si ces derniers ont un effet augmentant ou non la différence. Par exemple, le nombre de variables à observer pour une même observation peut possiblement augmenter les chances de se tromper lors de la prise de note ou encore de manquer la prochaine observation. L'hypothèse posée est que dans l'ensemble, plus il y a d'information à noter (plus de variables, plus de valeurs, plus de personnes dans l'espace, plus de superficie, etc.), plus il y a de chance d'avoir de différences entre ce qui est observé et la réalité ou entre ce qui est observé par deux personnes différentes durant une même séance d'observations.

Dans le cas où une analyse permettrait d'observer un effet notable d'un paramètre sur les indicateurs de qualité, des tests de significativités sont effectués. Notamment, pour les paramètres de type catégoriel, des analyses de la variance des différentes moyennes (ANOVA) sont faites. Au besoin, des tests *post hoc* sont aussi faits pour isoler la ou les catégories ayant des moyennes significativement différentes pour les différents indicateurs de qualité.

D'autres analyses sont aussi utiles. Il est attendu qu'en augmentant le nombre d'observateurs pour une collecte, que la moyenne des occurrences puisse tendre en proportion vers la réalité. Autrement dit, les erreurs finissent par s'annuler ou s'effacer dans la masse et la tendance générale en sort avec une plus grande similarité par rapport à la réalité. Enfin, la nature de la variable observée permet de croire que certaines variables sont plus difficiles à percevoir que d'autres. Notamment, l'âge et le genre d'une personne peuvent parfois être difficiles à discerner selon plusieurs autres facteurs en place tel l'habillement ou simplement les caractéristiques physiques de la personne observée. Ainsi, il est possible de croire que la similarité pour ces deux variables est moins grande en général que toutes les autres variables généralement présentes dans les ÉVEP.

Avant d'entamer le chapitre concernant les résultats, il est important d'expliquer l'implication

de certains résultats par rapport aux différents indicateurs. Ainsi, bien que ce ne soient pas les seuls, quatre cas types sont décrits ici.

Tout d'abord, le cas #1 qui se traduit par un décompte total sur-estimé ou sous-estimé, mais tout en conservant les proportions des différentes valeurs. Par exemple, une personne observe 20 hommes et 20 femmes, alors qu'il y a en réalité 30 hommes et 30 femmes. Le décompte est donc mauvais, mais il est possible d'émettre des constats similaires sur l'usage de l'espace en fonction du genre puisque les proportions sont conservées.

Le cas #2 est défini par un décompte total égal, mais qui inclut des différences dans les valeurs observées. Par exemple, une personne observe 28 femmes et 72 hommes, alors qu'il y a 50 femmes et 50 hommes. Dans tous les cas, il y a 100 personnes, mais les proportions sont différentes. Cela peut donc mener à des conclusions différentes sur l'usage de l'espace.

Le cas #3 est lorsque le décompte total, le décompte pour chaque élément et les proportions sont erronés. Par exemple, il y a 20 hommes et 20 femmes observés alors qu'il y a en réalité 60 hommes et 30 femmes.

Le dernier cas (#4) est le contraire. Il y a alors un décompte similaire pour chaque élément et donc pour le total ainsi que des proportions similaires. Il est donc nécessaire de caractériser ces types d'erreur. Dans le cas présent, cela se fait à l'aide de plusieurs indicateurs. Le tableau 3.10 suivant résume les différentes valeurs combinées de certains indicateurs en relation avec les cas types expliqués précédemment. À noter que les distances utilisées dans ce tableau n'incluent pas celles normalisées.

Tableau 3.10: Erreurs types et indicateurs

Cas type	Taux d'erreur abs.	Distances	Similarité cosinus
#1	Élevé ¹	Élevées	Élevée
#2	Bas	Élevées	Basse
#3	Élevé	Élevées	Basse
#4	Bas	Basses	Élevée

¹ Note : Les couleurs indiquent la qualité des données. Rouge indique une mauvaise qualité et vert une bonne qualité.

Bien entendu, il existe potentiellement d'autres cas typiques, mais ce sont ceux qui semblent les plus évidents à distinguer. Ensuite, bien que la distance de Manhattan et la distance euclidienne soient des distances, une chose les différencie : l'impact de la dimension des vecteurs d'occurrence. La distance de Manhattan, par sa nature orthogonale, est davantage sensible à la taille du vecteur [84]. En effet, avec des vecteurs unidimensionnels, il est possible de voir que les deux distances sont équivalentes. Pour s'en convaincre, voici un exemple utilisant un vecteur $\mathbf{x}$ unidimensionnel ainsi qu'un second vecteur $\mathbf{y}$ aussi unidimensionnel. Voici tout d'abord ce à quoi égale la distance de Manhattan avec de tels vecteurs :

$$D_{M_{j,k}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = D_{M_{j,k}}(x, y) = |(x - y)| = |x - y|$$

Voici maintenant la distance euclidienne avec les mêmes vecteurs :

$$D_{E_{j,k}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = D_{E_{j,k}}(x, y) = \sqrt{(x - y)^2} = |(x - y)| = |x - y|$$

À noter que puisque c'est une distance, seule la valeur positive de la racine est conservée. Ainsi,

$$D_{M_{j,k}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = D_{E_{j,k}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

Cela implique donc que si les distances de Manhattan obtenues sont égales aux distances euclidiennes, alors ces distances sont le résultat de la différence pour un seul des éléments des vecteurs d'occurrence. Dans le cas contraire, il est alors possible de croire que les distances obtenues sont le résultat de la différence entre plusieurs éléments au sein des vecteurs d'occurrence. Cela permet donc de tirer une information supplémentaire. Bref, plusieurs aspects des résultats peuvent être analysés, et ce, de différentes façons.

3.5 Modèle statistique

Il est attendu que les différentes caractéristiques d’une étude interagissent ensemble. Il est donc difficile d’associer les différences de comportement de l’observateur à une seule des variables à la fois. Pour tenir compte de cette hypothèse, des modèles sont développés afin de comprendre leurs interactions et leur effet sur les mesures de qualité des données. Le modèle choisi est le modèle de régression linéaire. Il est possible de l’exprimer avec n variables indépendantes de la façon suivante :

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \epsilon \quad (3.8)$$

Où,

- y est la variable dépendante pour l’observation j ;
- β_0 est la constante ;
- β_i est un coefficient associé à la variable indépendante x_{ij} ;
- ϵ_j est le terme d’erreur aléatoire (résidu) du modèle pour l’observation j .

Les coefficients peuvent être interprétés comme étant la variation en “ y ” pour un changement d’une unité de la variable indépendante. Ainsi, il est possible d’analyser la significativité des différents coefficients, le coefficient de détermination (R^2) ainsi que le logarithme de la vraisemblance du modèle afin de déterminer celui qui décrit le mieux la relation entre les paramètres de collecte et l’indicateur [85, 86]. Chacun des indicateurs (variables dépendantes) est potentiellement affecté différemment par les paramètres de collecte (variables indépendantes). Ainsi, plusieurs modèles sont faits pour chacun des indicateurs. Il se peut ainsi que le type de modèle et les paramètres de collecte considérés soient différents d’un indicateur à l’autre. Dans tous les cas, l’échelle des coefficients et leur signe peuvent être étudiés pour comprendre les différentes relations présentes [85, 86].

CHAPITRE 4 RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats et les analyses. Toutes les données pour lesquelles les indicateurs sont calculés en comparant l’observateur à la “vérité terrain” sont utilisées. Selon le cas, des sous-ensembles de données sont utilisés pour approfondir les analyses. Les prochaines sections présentent donc les résultats des différents indicateurs (variables dépendantes) par rapport aux paramètres de collecte. Les paramètres de collecte sont les caractéristiques de collecte suivantes :

- Étude ;
- Site de collecte ;
- Grille de collecte ;
- Outil de collecte ;
- Observateur ;
- Durée ;
- Taille de l’espace ;
- Nombre de valeurs ;
- Nombre de variables ;
- Nombre d’observations ;
- Observations par minute (achalandage).

Les variables dépendantes sont les suivantes :

- Indice de similarité cosinus ;
- Distance de Manhattan ;
- Distance de Manhattan normalisée ;
- Distance euclidienne ;
- Distance euclidienne normalisée ;
- Taux d’erreur relatif ;
- Taux d’erreur absolu.

Parmi ces paramètres et caractéristiques de collecte, certaines précisions sont de mise. En ce qui concerne l’achalandage, il s’agit du nombre exact de personnes observées à l’aide de captations vidéos. La taille de l’espace est estimée à l’aide de l’outil de mesure sur *Google Maps*. Les autres caractéristiques et paramètres sont tirés des bases de données des différentes études.

Ainsi, les prochaines sections analysent de différentes façons les relations entre les mesures de qualité et les caractéristiques des études. Cela peut donc permettre de comprendre quelles

sont les causes potentielles qui affectent la qualité des données et plus généralement, la performance de la méthode de collecte.

4.1 Présentation des données

Cette section présente les données utilisées pour procéder aux diverses analyses. Cet ensemble de données provient des collectes présentées dans la section 3.2. Les données collectées sont ensuite traitées de la façon présentée à la section 3.3. Avec les vecteurs obtenus dans ce dernier traitement de données, il est possible de calculer les différents indicateurs présentés à la section 3.4. À la suite du calcul des indicateurs, l'ensemble de données obtenus contient 372 comparaisons entre les observations d'une séance et la "vérité terrain" (264 pour l'étude au parc Jean-Drapeau et 108 pour l'étude paramétrée). Chacune de ces lignes est maintenant associée à une variable et une paire d'observateurs (ou un observateur et la "vérité terrain") qui ont effectué leur séance d'observations dans le même espace au même moment et qui ont observé cette même variable. Le tableau 4.1 présente tout d'abord les paramètres de collecte et numériques. À noter que les variables "nombre de valeurs" et "nombre de variables" sont présentées avec les variables catégorielles étant donné le nombre faible de valeurs distinctes. De plus, les variables "durée" et "taille" ne sont pas présentées, car elles ne varient pas pour une même étude. Pour rappel (voir 3.2), la taille du site de collecte au parc Jean-Drapeau est d'environ 2000 mètres carrés et celle des sites pour l'étude paramétrée sont d'environ 400 mètres carrés. Pour la durée, au parc Jean-Drapeau, les séances de collecte sont de 15 minutes alors que pour l'étude paramétrée, ce sont des séances de collecte de cinq minutes.

TABLEAU 4.1 Résumé statistique des paramètres de collecte numériques pour l'ensemble des données

Statistique	Parc Jean-Drapeau		Étude paramétrée	
	Nb. obs.	Obs./min	Nb. obs.	Obs./min
Moyenne	12,3	0,605	23,8	9,29
Écart type	12,1	0,36	15,6	6,95
Minimum	2	0,133	3	4,2
1er quartile	5	0,267	14,8	4,8
Médiane	9	0,533	19,5	6
3e quartile	14,2	0,867	31	13,4
Maximum	62	1,4	95	25,2

Il est donc possible de voir que le nombre d'observations moyen par séance de collecte est

plus élevé dans le cas de l'étude paramétrée (23,8 contre 12,3) bien que les séances soient plus courtes. Cette relation entre le nombre d'observations et la durée des séances est démontrée avec le nombre moyen d'observations par minute. L'étude paramétrée obtient une moyenne plus de 10 fois plus élevée, soit de plus de neuf observations par minute en moyenne, contre moins d'une par minute en moyenne au parc Jean-Drapeau. Dans les deux cas, il est possible de constater que les distributions ne suivent probablement pas la loi normale étant donné la différence entre les moyennes et les médianes. Dans les deux cas, la moyenne est plus haute, ce qui implique un coefficient d'asymétrie positif (les distributions sont décalées vers la gauche par rapport à une distribution normale).

Ensuite, il est possible d'étudier les variables catégorielles. Les tableaux 4.2 et 4.3 affichent la proportion des différentes catégories de ces variables pour chacune des études.

TABLEAU 4.2 Résumé statistique des paramètres de collecte catégoriels pour l'étude au parc Jean-Drapeau

Variable	Catégorie	Proportion
Site de collecte	Roseraie	100,00%
Grille	Personne stationnaire	44,44%
	Personne en mouvement	33,33%
	Activité en groupe	22,22%
Variable	Âge	22,22%
	Genre	22,22%
	Activité	11,11%
	Groupe	11,11%
	Mode de dép.	11,11%
	Équipement	11,11%
	Posture	11,11%
Nombre de valeurs	3	44,44%
	5	11,11%
	6	33,33%
	10	11,11%
Nombre de variables	3	55,56%
	4	44,44%

Il est tout d'abord possible de confirmer que l'ensemble des données du parc Jean-Drapeau proviennent de séances faites sur un site : la Roseraie. Puisque certaines grilles de collecte

TABLEAU 4.3 Résumé statistique des paramètres de collecte catégoriels pour l'étude paramétrée

Variable	Catégorie	Proportion
Site de collecte	Tronçon 1	13,64%
	Tronçon 2	59,09%
	Tronçon 3	27,27%
Grille	Gabarit A1	13,64%
	Gabarit A2	13,64%
	Gabarit A3	13,64%
	Gabarit A4	13,64%
	Gabarit B1	13,64%
	Gabarit B3	13,64%
	Gabarit B4	9,09%
Variable	Gabarit B5	9,09%
	Groupe	36,36%
	Posture	36,36%
Nombre de valeurs	Activité	27,27%
	3	72,73%
	4	4,55%
Nombre de variables	8	22,73%
	2	18,18%
	3	81,82%

ont plus de variables que d'autres, alors ces grilles sont plus représentées dans l'ensemble de données. Pour rappel, chaque ligne correspond à une variable pour une séance donnée. Il est possible de voir que dans les deux études, les variables ayant seulement trois valeurs sont les plus représentées dans l'ensemble de données (44,44% pour le parc Jean-Drapeau et 72,73% pour l'étude paramétrée). De plus, il est possible de voir que la majorité des séances de collecte ont des grilles comportant trois variables (55,56% pour le parc Jean-Drapeau et 81,82% pour l'étude paramétrée). Les tableaux 4.4 et 4.5 offrent un résumé statistique des indicateurs calculés pour l'étude au parc Jean-Drapeau et l'étude paramétrée respectivement. En ce qui concerne les indicateurs dont les valeurs théoriques minimales et maximales sont connues (voir section 3.4), il est possible de voir que ces valeurs sont effectivement présentes dans l'ensemble de données. La seule exception est le taux d'erreur qui peut admettre théo-

TABLEAU 4.4 Résumé statistique des indicateurs pour l'étude au parc Jean-Drapeau

Statistique	S_C	D_M	D_E	D_{M_N}	D_{E_N}	T_R	T_A
Moyenne	0,77	8,51	6,57	0,608	0,403	0,444	0,681
Écart type	0,317	10,6	8,2	0,61	0,402	1,11	0,982
Minimum	0	0	0	0	0	-0,8	0
1er quartile	0,707	2	2	0,0357	0,0253	-0,168	0,143
Médiane	0,922	5,5	4,06	0,46	0,318	0	0,286
3e quartile	1	11	7,86	0,975	0,631	1	1
Maximum	1	75	52,3	2	1,41	6	6

TABLEAU 4.5 Résumé statistique des indicateurs pour l'étude paramétrée

Statistique	S_C	D_M	D_E	D_{M_N}	D_{E_N}	T_R	T_A
Moyenne	0,885	29,3	24,9	0,35	0,211	-0,374	0,419
Écart type	0,228	34	29,5	0,457	0,272	0,335	0,276
Minimum	0,00172	0	0	0	0	-0,955	0
1er quartile	0,917	7	5,34	0	0	-0,675	0,165
Médiane	0,997	16	12	0,123	0,0852	-0,396	0,417
3e quartile	1	38,5	29,8	0,539	0,318	-0,0915	0,675
Maximum	1	185	119	1,97	1,13	0,52	0,955

riquement une valeur de -1 au minimum, alors qu'une valeur minimale de -0,955 est présente dans l'ensemble de données de l'étude paramétrée. En général, il est possible de voir que la moyenne se rapproche davantage du troisième quartile que de la médiane. Cela démontre ainsi une distribution asymétrique des indicateurs. Davantage d'analyses concernant ces indicateurs sont faites dans les prochaines sections.

4.2 Analyse générale

Cette section analyse la qualité des données selon les différents indicateurs en prenant en compte l'ensemble des paramètres de collecte. À titre de première analyse statistique générale, une matrice de corrélation est calculée avec l'ensemble des paramètres numériques de collecte et des indicateurs, et ce, pour toutes les données traitées des deux études. Elle est présentée à la figure 4.1.

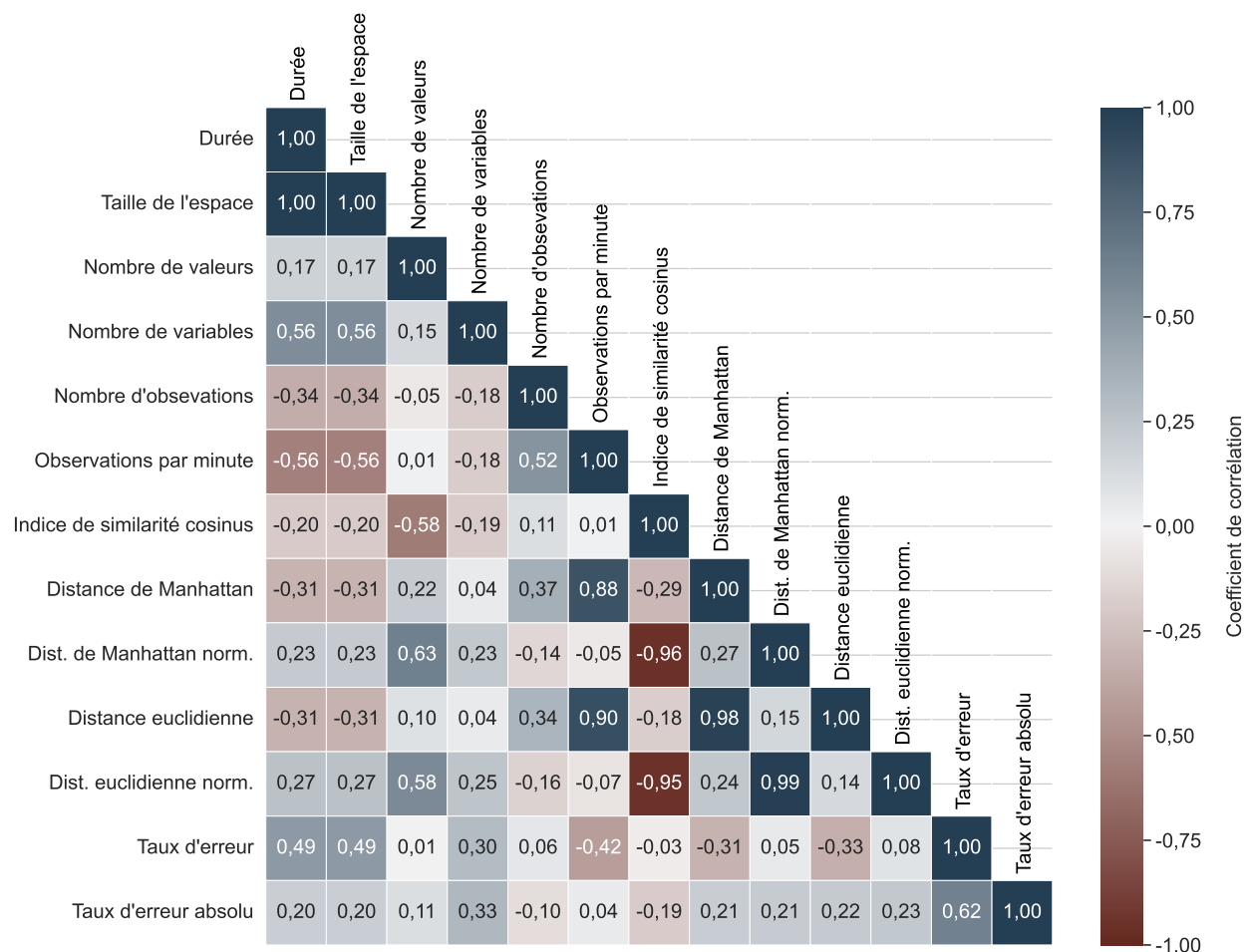


FIGURE 4.1 Matrice de corrélation des paramètres de collecte et des indicateurs

Il s'agit d'une matrice incluant toutes les variables numériques qui peuvent ou non expliquer la variabilité d'une autre variable numérique. Plus spécifiquement, elle affiche l'indice de corrélation linéaire entre chaque pair de variables.

Tout d'abord, il est possible de voir que la durée et la taille de l'espace sont parfaitement corrélées (1,00). Cela s'explique par le fait que pour l'une des études utilisées, tous les espaces sont de la même taille alors que dans l'autre étude, il n'y a qu'un espace. Cette même situation

s'applique pour la durée. Chaque étude a une durée différente, mais dans toutes les séances de collecte effectuées durant une même étude, la durée ne change pas. Il y a donc seulement deux paires de valeurs distinctes pour ces deux variables dans toutes les données, ce qui crée donc une relation linéaire parfaite. Pour les analyses subséquentes, il est donc important de ne tenir compte que de l'une de ces variables.

Les distances obtiennent une forte corrélation (0,98) l'une avec l'autre. Il peut donc s'avérer pertinent de ne tenir compte seulement de l'une des deux. Ce même constat est présent pour les distances normalisées (0,99) ainsi qu'à un plus faible niveau entre les taux d'erreur (0,62).

Il est possible de voir la forte corrélation négative entre les distances normalisées et l'indice de similarité cosinus (-0,95 et -0,96 respectivement pour la distance euclidienne normalisée et la distance de Manhattan normalisée). Cela peut être attendu puisqu'une distance normalisée (qui perd sa sensibilité à l'amplitude) est conceptuellement le contraire de la similarité. Autrement dit, les deux varient selon la répartition des différentes catégories de la variable.

Ensuite, la corrélation la plus forte entre les paramètres de collecte et les indicateurs concerne le nombre d'observations par minute et la distance euclidienne (0,90), suivie de près par la distance de Manhattan (0,88). Dans ces situations, plus l'achalandage augmente, plus les distances augmentent. Cela semble donc indiquer que la variable "Observations par minute" arrive à bien expliquer la différence entre ce qui est observé et la réalité. Compte tenu que les distances sont sensibles à l'ampleur et la direction, il n'est pas possible de savoir ce qui influence cette relation. En revanche, en analysant la corrélation entre la variable "Observations par minute" et l'indice de similarité cosinus (qui lui est sensible à la direction seulement), il est possible de voir un indice de corrélation de 0,01. Cette faible corrélation liée à la sensibilité à la direction démontre donc que la proportion des valeurs du vecteur ne semble pas être affectée par l'achalandage de l'espace observé. Autrement dit, la différence entre les vecteurs provient donc majoritairement de l'ampleur de ces derniers.

Il ne semble pas y avoir d'association entre l'achalandage et les indicateurs normalisés (-0,05 pour la distance de Manhattan normalisée et -0,07 pour la distance euclidienne normalisée). Cela peut être expliqué partiellement puisque l'un des facteurs de normalisation est le nombre d'observations pour les variables exclusives (voir section 3.4).

Cela étant dit, en observant la relation entre les distances normalisées et le nombre d'observations lui-même, il est possible de voir que la corrélation est plus faible à la suite de la normalisation. En effet, la corrélation passe de 0,31 à -0,14 pour la distance de Manhattan lorsqu'elle est normalisée. Pour la distance euclidienne, la corrélation passe de 0,28 à -0,16 lorsqu'elle est normalisée. En revanche, elle change de signe. Ainsi, plus il y a d'observations, moins il semble y avoir de différence en relatif. Ce phénomène nécessite davantage

d'investigation pour comprendre sa potentielle cause.

Un autre fait intéressant concerne la relation entre les distances et la variable “Nombre de valeurs”. Comme il est mentionné dans la section 2.2.3, la distance de Manhattan est plus sensible à la dimension des vecteurs utilisés. Puisque leur dimension vient directement du nombre de valeurs de la variable, alors il semble que les résultats suivent la théorie. La distance de Manhattan (0,28) est plus corrélée à cette variable que la distance euclidienne (0,14). Ce constat est le même pour les distances normalisées (0,66 pour Manhattan et 0,60 pour euclidienne). À noter que cette dernière corrélation entre la variable “Nombre de valeurs” et les distances normalisées sont parmi les plus grandes. Pour les distances normalisées, ce phénomène est causé en partie par la dimension des vecteurs et la sensibilité à la répartition des valeurs des variables. Plus la dimension du vecteur (le nombre de valeurs) augmente, plus la distance augmente. Dû à sa nature, l'indice de similarité cosinus obtient une corrélation équivalente, mais de signe opposé (-0,60) avec cette même variable. À noter que ces relations peuvent surtout être expliquées par la difficulté de percevoir et différencier chacune des valeurs lorsque leur nombre augmente. Ainsi, plus il y a de valeurs, plus l'indice de similarité cosinus diminue.

La durée et la taille de l'espace ont une corrélation de 0,49 avec le taux d'erreur relatif qui considère le ratio du nombre d'observations en trop ou moins par rapport à la réalité. Il semble donc que plus la durée ou la taille augmente, plus l'observateur est loin du bon nombre d'observations. Comme ces variables changent peu, il est difficile de savoir si cette augmentation du taux d'erreur est due potentiellement à l'une de ces variables ou à la nature générale de l'étude (un mélange de l'effet réuni de plusieurs variables à observer et de caractéristiques dans une même étude).

Plus l'achalandage de l'espace augmente, plus le taux d'erreur diminue. Cela semble indiquer que lorsqu'il y a trop d'utilisateurs en même temps, l'observateur a tendance à manquer des observations.

Bref, pour la création de modèles, il semble donc peu pertinent d'utiliser à la fois l'indice de similarité et les distances normalisées. Sur ce même principe, un seul des taux peut être utilisé et une seule des deux distances peut être utilisée. Il semble justifié et la décision est donc prise de continuer les analyses avec l'indice de similarité cosinus, la distance euclidienne et le taux d'erreur absolu. De plus, il est important de souligner que plusieurs variables catégorielles (étude, site de collecte, grille de collecte, observateur et outil de collecte) sont entièrement corrélées, alors l'utilisation de plus d'une variable catégorielle dans le modèle est à éviter.

Les tableaux 4.6, 4.7, 4.8, 4.9, 4.10, 4.11 et 4.12 présentent chacun de ces modèles.

TABLEAU 4.6 Résultats de la régression linéaire pour l'indice de similarité cosinus

Variable	Coefficient
Constante	0,693***
C(espace)[Tronçon 1]	0,385***
C(espace)[Tronçon 2]	0,342***
C(espace)[Tronçon 3]	0,310***
Nb valeurs	-0,069***
Durée	0,028***
R^2 ajusté	0,350
Log-vraisemblance	53,655
Nombre d'observations	372
Statistique F	51,3***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

TABLEAU 4.7 Résultats de la régression linéaire pour la distance de Manhattan

Variable	Coefficient
Constante	-40,184***
C(collecte)[Jean-Drapeau]	9,503***
obs_min	4,232***
nb_variables	7,297***
nb_valeurs	2,299***
R^2 ajusté	0,850
Log-vraisemblance	-1445,846
Nombre d'observations	372
Statistique F	526,3***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

Excepté pour le modèle de la distance euclidienne (Tableau 4.8), il est possible de voir qu'au moins un paramètre entre "Nombre de variables" et "Nombre de valeurs" est présent et affecte négativement la qualité (les distances et les taux d'erreur augmentent alors que l'indice de similarité cosinus diminue). Cela peut expliquer que plus un observateur a de choix, plus l'observation est complexe et donc moins cette dernière est de qualité.

Dans le cas des deux distances normalisées (Tableaux 4.9 et 4.10), les mêmes paramètres

TABLEAU 4.8 Résultats de la régression linéaire pour la distance euclidienne

Variable	Coefficient
Constante	-12,066***
C(collecte)[T.jean_drapeau]	11,648***
obs_min	3,982***
C(collecte)[T.jean_drapeau] * obs_min	7,568***
R^2 ajusté	0,872
Log-vraisemblance	-1363,343
Nombre d'observations	372
Statistique F	846,8***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

TABLEAU 4.9 Résultats de la régression linéaire pour la distance de Manhattan normalisée

Variable	Coefficient
Constante	-0,557***
nb_observations	-0,003**
nb_variables	0,130***
nb_valeurs	0,146***
R^2 ajusté	0,418
Log-vraisemblance	-180,720
Nombre d'observations	372
Statistique F	89,90***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

affectent la qualité des données, et ce, de la même façon. Autrement dit, plus il y a lors de séance avec plus d'observations, moins les distances semblent élevées et plus il y a de variables et de valeurs possibles par variable, plus il y a de distance.

Plus le nombre de valeurs augmentent, plus la similarité cosinus diminue (Tableau 4.6) et plus les distances normalisées augmentent (Tableaux 4.9 et 4.10). Cela semble confirmer la sensibilité de ces indicateurs à la direction, soit la distribution entre les différentes valeurs (plus il y a de valeurs, plus il y a de chance que les distributions soient différentes).

Il est possible de voir que les deux collectes obtiennent des distances différentes (Tableaux 4.7 et 4.8). Dans les deux cas, les distances augmentent pour la collecte au parc Jean-Drapeau.

TABLEAU 4.10 Résultats de la régression linéaire pour la distance euclidienne normalisée

Variable	Coefficient
Constante	-0,356***
nb_observations	-0,002**
nb_variables	0,099***
nb_valeurs	0,083***
R^2 ajusté	0,366
Log-vraisemblance	-25,024
Nombre d'observations	372
Statistique F	72,26***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

Cela semble contraire au constat émis suite à l'analyse du Tableau 4.15 affichant que les distances moyennes sont plus grandes en moyenne durant l'étude paramétrée. Or, dans le cas d'une séance au parc Jean-Drapeau, le nombre d'observations par minute est en moyenne beaucoup plus bas (près de 10 fois moins d'observations par minute en moyenne que dans l'étude paramétrée). Ainsi, pour le modèle de la distance euclidienne, une ordonnée à l'origine plus grande est considérée lorsqu'il s'agit du parc Jean-Drapeau, mais l'augmentation de la distance liée au nombre d'observations par minute est moindre. Cela laisse donc croire que la distance prédite pour une séance de l'étude paramétrée serait plus grande. De plus, dans chacun des modèles pour les distances, l'achalandage de l'espace semble affecter négativement la qualité des données (ce constat est valable aussi pour le Tableau 4.12). Soit, plus il y a d'observations par minute, plus il y a de distance avec la "vérité terrain". À noter que cette relation positive entre les distances et le nombre d'observations par minute est perçue dans les analyses précédentes (voir la Figure 4.1).

Dans le cas du taux d'erreur (Tableau 4.11), il s'agit de l'indicateur de qualité qui est le plus significativement affecté par les paramètres de type catégoriel. Il semble que la collecte, la grille de collecte et l'espace de collecte ont des taux différents. Il est cependant difficile de déterminer exactement les relations, car cet indicateur est le seul qui puisse obtenir des valeurs négatives (observations manquantes) et positives (observations en trop). Ainsi, certaines grilles et certains espaces semblent indiquer qu'il y a plus d'observations manquées, alors que d'autres semblent indiquer qu'il y a plus d'observations en trop par rapport à la "vérité terrain".

En termes de qualité des modèles, il est possible de voir que le modèle pour le taux d'erreur

TABLEAU 4.11 Résultats de la régression linéaire pour le taux d'erreur

Variable	Coefficient
Constante	0,5217**
C(collecte)[Jean-Drapeau]	-0,270**
C(grille)[Gabarit A1]	-0,694***
C(grille)[Gabarit A2]	2,382***
C(grille)[Gabarit A3]	-0,472***
C(grille)[Gabarit A4]	-0,507***
C(grille)[Gabarit B1]	-0,066
C(grille)[Gabarit B3]	-0,537***
C(grille)[Gabarit B4]	0,632***
C(grille)[Gabarit B5]	0,055
C(grille)[Mouvement]	-0,612***
C(grille)[Posture et activité]	-0,329
C(espace)[Mont-Royal]	1,688***
C(espace)[Tronçon 1]	-0,472***
C(espace)[Tronçon 2]	-0,424***
duree	-0,094**
obs_min	-0,286***
nb_observations	0,019***
nb_variables	0,550***
R^2 ajusté	0,4819
Log-vraisemblance	-295,5248
Nombre d'observations	372
Statistique F	72,26***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

absolu (Tableau 4.12) obtient le plus bas R^2 ajusté, soit de 0,114. Les distances normalisées (Tableaux 4.9 et 4.10) et l'indice de similarité cosinus (Tableau 4.6) suivent ensuite avec des valeurs entre 0,35 et 0,418. Enfin, les valeurs pour les modèles des distances (Tableaux 4.7 et 4.8) sont les plus hauts avec des valeurs de 0,85 et 0,872.

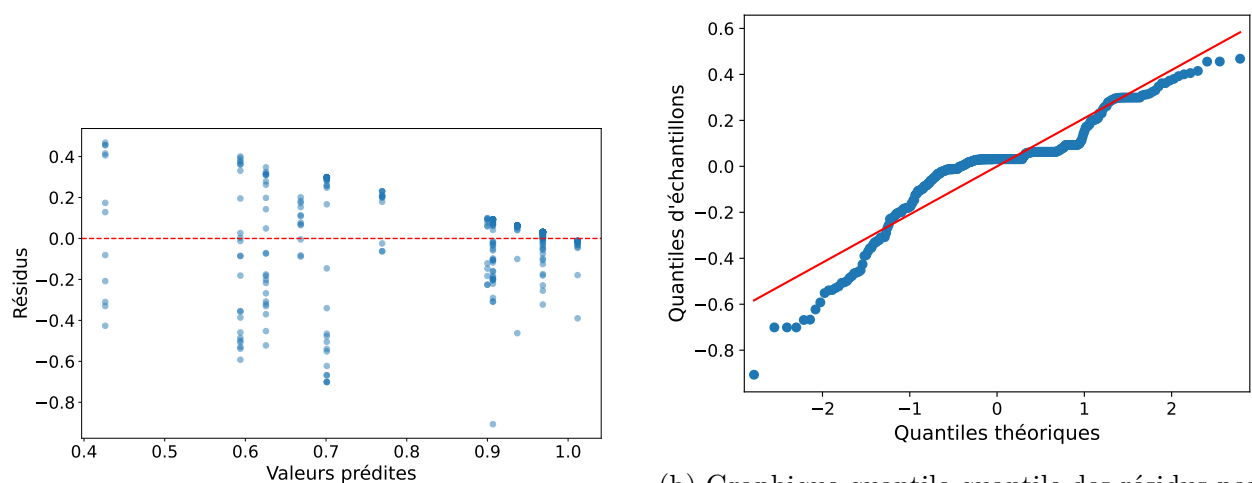
Afin de s'assurer de la pertinence statistique de ces modèles, l'homoscédasticité et la distribution des résidus sont vérifiées. Il est attendu qu'aucune relation claire n'existe entre

TABLEAU 4.12 Résultats de la régression linéaire pour le taux d'erreur absolu

Variable	Coefficient
Constante	-0,771***
nb_variables	0,402***
obs_min	0,009**
R^2 ajusté	0,114
Log-vraisemblance	-306,627
Nombre d'observations	372
Statistique F	24,78***

Note : * $p < 0,05$; ** $p < 0,01$; *** $p < 0,001$

les résidus et les valeurs prédites. De plus, les résidus devraient suivre la loi normale. Les figures 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8 présentent ces analyses des résidus pour les modèles présentés précédemment.

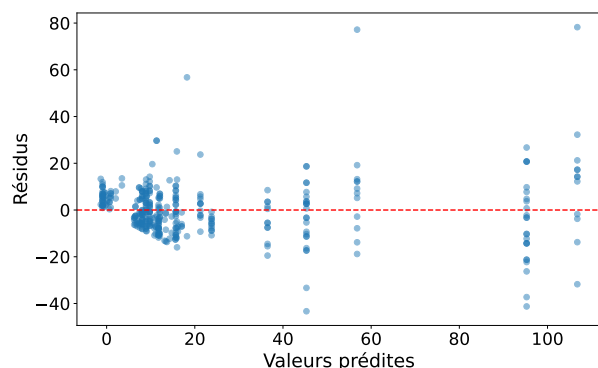


(a) Résidus en fonction des valeurs prédites

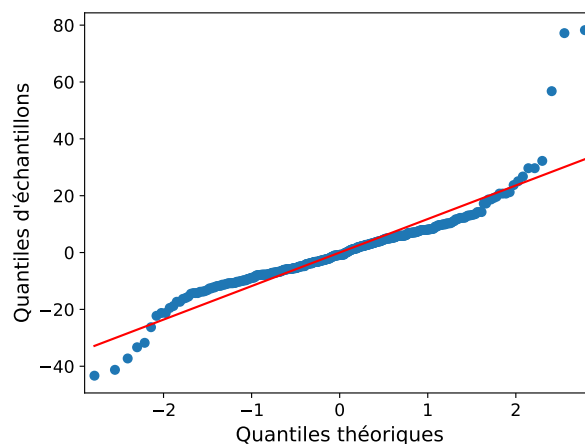
(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.2 Analyse des résidus du modèle final pour l'indice de similarité cosinus

En général, il semble que la distribution des résidus pour les différents indicateurs de qualité ne s'écarte pas trop de la distribution normale. Les différences perceptibles avec la loi normale se trouvent dans tous les cas aux valeurs extrêmes. En ce qui concerne l'homoscédasticité, il semble y avoir une limite décroissante inférieure et une limite décroissante supérieure avec les résidus lorsque les valeurs prédites des indicateurs augmentent. Autrement, les résidus sont généralement distribués de part et d'autre de la droite $y = 0$ sans relation claire. En somme,

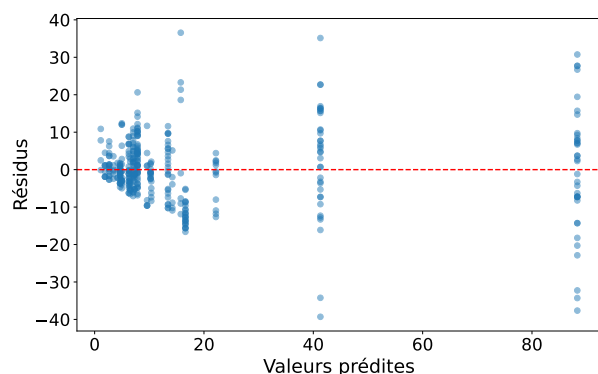


(a) Résidus en fonction des valeurs prédites

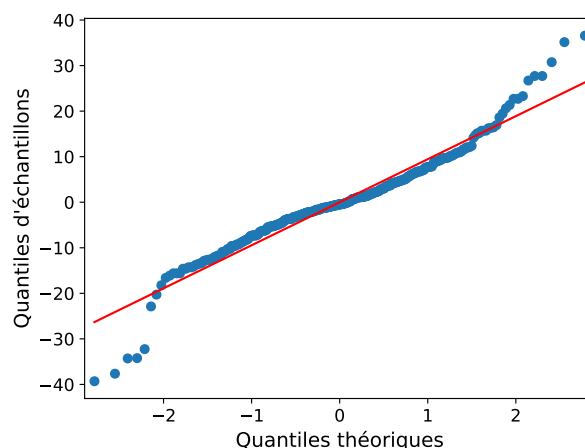


(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.3 Analyse des résidus du modèle final pour la distance de Manhattan



(a) Résidus en fonction des valeurs prédites



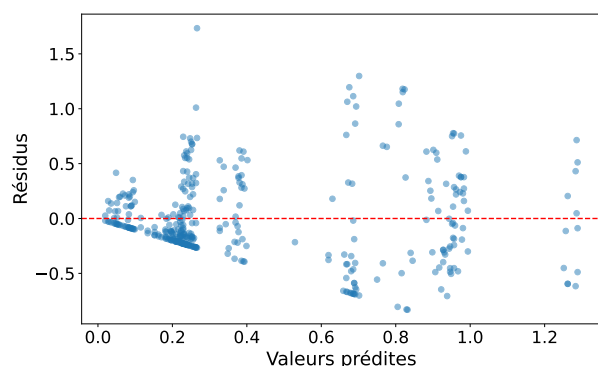
(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.4 Analyse des résidus du modèle final pour la distance euclidienne

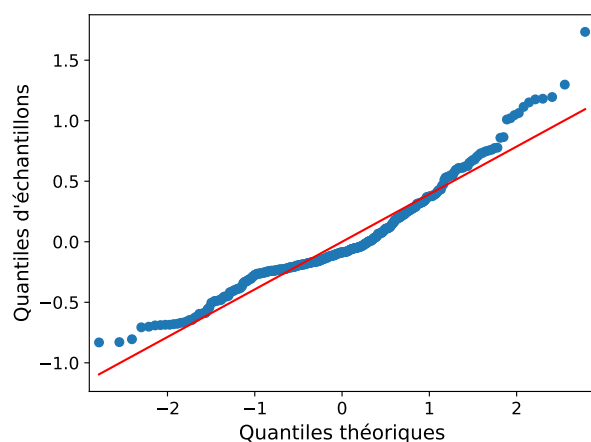
rien ne semble invalider les modèles créés.

4.2.1 Analyse par outil de collecte

Un aspect important qui fait partie de l'étude au parc Jean-Drapeau est la présence de deux observateurs par séance de collecte qui utilisent chacun un outil différent (grilles “papier-crayon” du CEU et l'application mobile OVEP). Ainsi, il semble pertinent d'analyser les

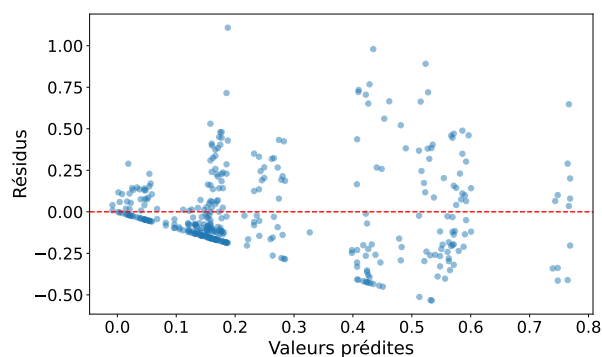


(a) Résidus en fonction des valeurs prédites

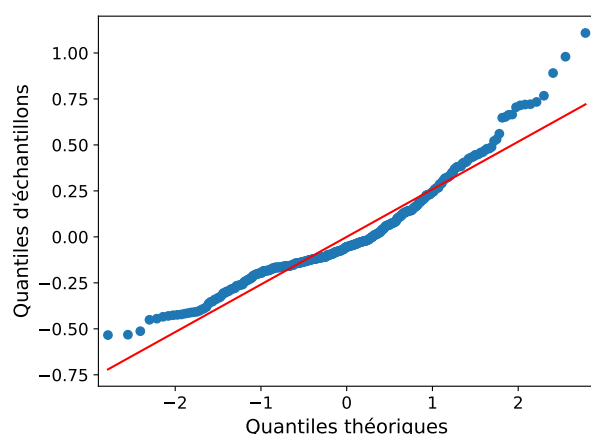


(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.5 Analyse des résidus du modèle final pour la distance de Manhattan normalisée



(a) Résidus en fonction des valeurs prédites

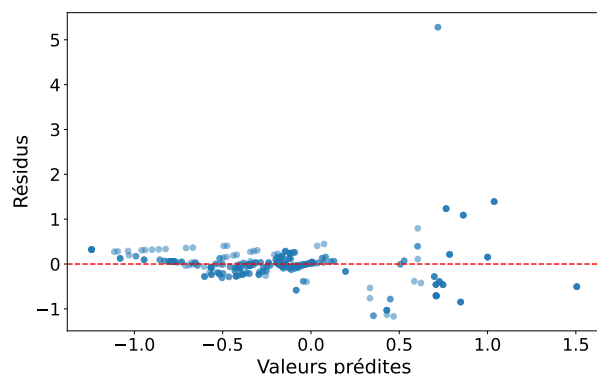


(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

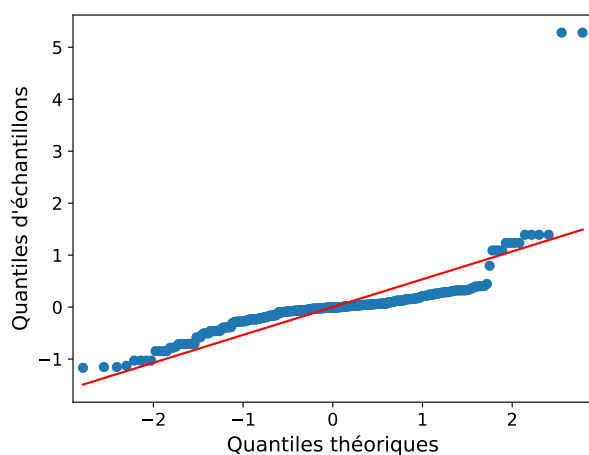
FIGURE 4.6 Analyse des résidus du modèle final pour la distance euclidienne normalisée

indicateurs en fonction de l'outil utilisé pour voir si ce dernier affecte la qualité. Le tableau 4.13 présente donc les valeurs moyennes des indicateurs en fonction de l'outil utilisé par l'observateur.

L'application lors de cette étude admet une qualité de données inférieure selon tous les indicateurs. Il est important de noter que la quantité d'observations de l'étude au parc Jean-Drapeau qui sont considérées pour cette étude est limitée. En effet, tel qu'illustré au tableau 4.1, le nombre d'observations par minute est plus de dix fois plus bas par rapport à

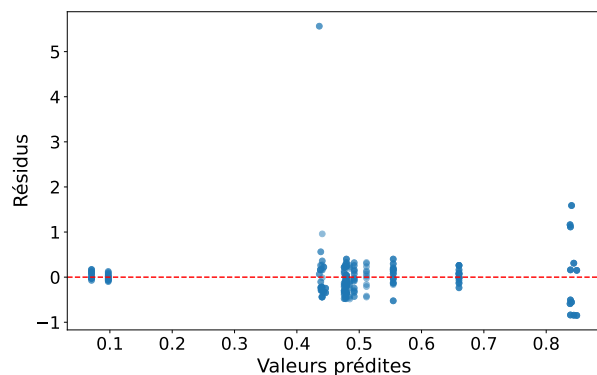


(a) Résidus en fonction des valeurs prédites

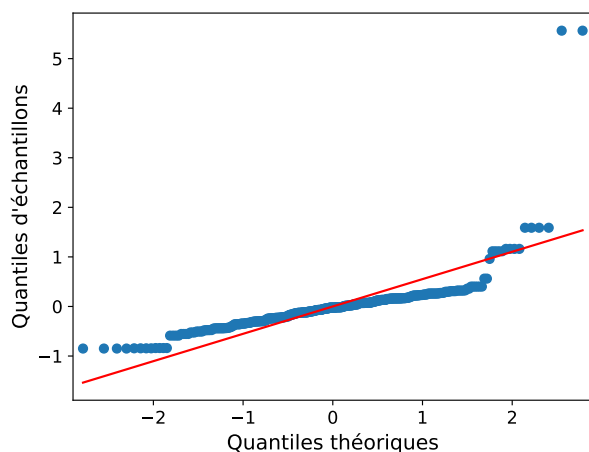


(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.7 Analyse des résidus du modèle final pour le taux d'erreur



(a) Résidus en fonction des valeurs prédites



(b) Graphique quantile-quantile des résidus par rapport à la distribution normale

FIGURE 4.8 Analyse des résidus du modèle final pour le taux d'erreur absolu

l'étude paramétrée en moyenne. Ainsi, pour cette comparaison d'outil lors des séances au parc Jean-Drapeau, il est possible que le manque de données collectées affecte la validité des indicateurs calculés.

Afin de déterminer si les moyennes sont significativement différentes d'un outil à l'autre, des tests de variance (ANOVA) sont réalisés. Le tableau 4.14 présente ainsi les statistiques F et les valeurs-p pour chaque indicateur.

TABLEAU 4.13 Valeurs moyennes des indicateurs en fonction de l’outil de collecte pour l’étude au parc Jean-Drapeau

Outil	S_C	D_M	D_E	D_{M_N}	D_{E_N}	T_R	T_A
Application	0,685	12,9	10	0,777	0,514	0,945	1,14
Papier	0,854	4,13	3,12	0,438	0,292	-0,057	0,223

TABLEAU 4.14 Test ANOVA par indicateur selon l’outil utilisé pour la collecte au parc Jean-Drapeau

Indicateur	Statistique F
Distance de Manhattan	21.977***
Distance euclidienne	23.073***
Indice de similarité cosinus	8.210**
Dist. de Manhattan normalisée	8.973**
Dist. euclidienne normalisée	8.922**
Taux d’erreur	27.437***
Taux d’erreur absolu	29.859***

* $p \leq 0.05$, ** $p \leq 0.01$, *** $p \leq 0.001$

Pour chaque indicateur de qualité, la différence des moyennes selon l’outil de collecte utilisé est significative. Ainsi, dans la cadre de la collecte au parc Jean-Drapeau, il semble que l’outil papier soit significativement meilleur que l’application mobile. Autrement dit, l’outil semble admettre moins d’erreur de collecte et donc moins de différence par rapport à la “vérité terrain”.

4.2.2 Analyse par variable

Tout d’abord, les valeurs moyennes des indicateurs selon l’étude et selon les variables de chaque étude sont affichées dans le tableau 4.15.

Il est important de mentionner que les caractéristiques des séances de collecte ne sont pas les mêmes entre les deux études. Par exemple, la variable “Âge” qui se trouve seulement dans l’étude au parc Jean-Drapeau semble être l’une des causes de mauvaise qualité des observations. Afin de permettre une comparaison plus rigoureuse des études, des sous-totaux moyens des indicateurs de l’étude au parc Jean-Drapeau sont calculés. Ce dernier inclut les variables communes aux deux études (“Groupe”, “Activité” et “Posture”). Dans l’ensemble, il est possible de voir que les collectes au parc Jean-Drapeau semblent être de moins bonne

TABLEAU 4.15 Valeurs moyennes des indicateurs selon l'étude et leurs variables

Collecte	Variable [Qté]	Indicateur (valeur moyenne)						
		S_C	D_M	D_E	D_{M_N}	D_{E_N}	T_R	T_A
Étude param.	Groupe [96]	0,999	22,2	22,0	0,025	0,018	-0,343	0,388
	Activité [72]	0,637	45,3	32,0	0,897	0,518	-0,456	0,503
	Posture [96]	0,957	24,4	22,6	0,263	0,173	-0,343	0,388
	Total [264]	0,885	29,3	24,9	0,350	0,211	-0,374	0,419
Jean-Drapeau	Groupe [12]	0,890	5,33	4,99	0,250	0,159	0,539	1,08
	Activité [12]	0,522	8,17	5,25	1,18	0,734	0,462	1,04
	Posture [12]	0,916	8,67	7,82	0,364	0,257	0,867	0,867
	Sous-total [36]	0,776	7,39	6,02	0,601	0,383	0,623	0,995
	Âge [24]	0,536	12,5	8,70	0,994	0,659	0,355	0,524
	Genre [12]	0,812	8,71	6,72	0,599	0,414	0,355	0,524
	Mode dép. [12]	0,987	3,08	2,66	0,112	0,074	-0,157	0,181
	Équipement [12]	0,915	8,83	7,55	0,370	0,255	0,867	0,867
	Total [108]	0,770	8,51	6,57	0,608	0,403	0,444	0,681

qualité. En effet, l'indice de similarité cosinus est plus bas dans cette étude. Les distances de Manhattan et euclidienne sont quant à elles aussi plus basses, ce qui laisse croire que les observations sont de bonne qualité. En revanche, ces valeurs plus basses à l'endroit de l'étude au parc Jean-Drapeau peuvent être dues aux nombres d'observations par séance qui sont plus bas. En moyenne, le parc Jean-Drapeau est environ 10 fois moins achalandé dans un même temps donné et il y a plus de deux fois plus d'observations en moyenne par séance dans l'étude paramétrée (voir tableau 4.1). En ce qui concerne les distances normalisées, elles indiquent un constat similaire à l'indice de similarité cosinus : les données de l'étude paramétrée semblent de meilleure qualité. Le taux d'erreur indique que dans l'étude au parc Jean-Drapeau, les nombres d'observations semblent généralement au-delà de la réalité puisque la valeur moyenne du taux est positive. À l'opposé, durant l'étude paramétrée, le taux relatif est en moyenne négatif. L'achalandage plus élevé peut être une cause potentielle de cette moyenne négative. Les observateurs ne peuvent pas collecter assez rapidement et manquent donc des observations. Malgré les observations manquantes, le taux d'erreur se rapproche en moyenne davantage de zéro pour l'étude paramétrée. Cela semble donc indiquer encore une fois une meilleure qualité des données durant cette étude. Enfin, le taux d'erreur absolu indique un constat dans cette même direction, ce qui confirme le constat précédent.

Dans les deux études, la variable qui semble la plus problématique par rapport à la qualité des données est la variable “Activité”. Dans le cadre de l’étude paramétrée, elle obtient les pires résultats selon tous les indicateurs. En ce qui concerne l’étude au parc Jean-Drapeau, elle obtient les pires valeurs pour l’indice de similarité cosinus ainsi que les distances normalisées. Au parc Jean-Drapeau, la variable “Âge” semble, elle aussi, avoir un enjeu de qualité. Son indice de similarité cosinus moyen se classe à l’avant-dernier rang, alors qu’elle est la pire variable pour les distances non normalisées. Les variables “Posture” et “Équipement” qui sont observées dans la même grille (donc durant les mêmes séances) semblent, elles aussi, poser un problème. Plus d’investigations sont donc de mise pour ces deux variables. Afin de déterminer si les moyennes des variables mentionnées précédemment sont significativement différentes, un test ANOVA est fait et présenté au tableau 4.16.

TABLEAU 4.16 Test ANOVA par indicateur selon la variable observée

Indicateur	Statistique F
Distance de Manhattan	7,805***
Distance euclidienne	4,577***
Indice de similarité cosinus	41,237***
Dist. de Manhattan normalisée	60,027***
Dist. euclidienne normalisée	50,757***
Taux d’erreur	9,409***
Taux d’erreur absolu	1,900

* $p \leq 0.05$, ** $p \leq 0.01$, *** $p \leq 0.001$

Pour tous les indicateurs, excepté le taux d’erreur absolu, une des catégories obtient une moyenne significativement différente des autres. En se basant sur les constats du tableau 4.15, il est possible de croire qu’il s’agit de la variable “Activité”. Afin de déterminer si c’est le cas, des tests *post hoc* de Tukey sont calculés. Le tableau 4.17 présente ainsi l’ensemble des statistiques obtenues entre chaque combinaison de variable et leur significativité.

Dans l’ensemble, les moyennes des indicateurs pour la variable “Activité” sont significativement différentes des autres variables. Parmi les exceptions, il y a les variables “Âge”, “Posture” et “Équipement”. Cela semble affirmer le constat émis précédemment (voir commentaires du tableau 4.15), soulignant que ces variables obtiennent aussi de mauvaises valeurs pour certains indicateurs. Autrement dit, lorsqu’une variable quelconque et la variable “Activité” obtiennent les deux de mauvaises valeurs pour un indicateur donné, alors il est possible que leurs moyennes ne soient pas significativement différentes dans ce cas.

TABLEAU 4.17 Tests de Tukey comparant les moyennes des indicateurs entre chaque pair de variable

Paire Variable	Statistique (différence des moyennes)						
	S_C	D_M	D_E	D_{M_N}	D_{E_N}	T_R	T_A
Act. - Âge	-0.08	-27.43**	-19.44*	0.05	0.11	0.68***	-
Act. - Équip.	0.29***	-31.14*	-20.59	-0.57***	-0.29**	1.19***	-
Act. - Genre	0.19**	-31.27***	-21.42**	-0.34**	-0.13	0.68***	-
Act. - Gr.	0.37***	-19.63***	-8.04	-0.89***	-0.52***	0.08	-
Act. - Mode dép.	0.37***	-36.89***	-25.48*	-0.83***	-0.47***	0.17	-
Act. - Post.	0.33***	-17.28**	-7.17	-0.66***	-0.37***	0.12	-
Âge - Équip.	0.38***	-3.71	-1.15	-0.62***	-0.40***	0.51	-
Âge - Genre	0.28***	-3.83	-1.98	-0.39**	-0.25**	0.00	-
Âge - Gr.	0.45***	7.80	11.40	-0.94***	-0.63***	-0.60**	-
Âge - Mode dép.	0.45***	-9.46	-6.04	-0.88***	-0.58***	-0.51	-
Âge - Post.	0.42***	10.15	12.27	-0.72***	-0.48***	-0.56**	-
Équip. - Genre	-0.10	-0.13	-0.83	0.23	0.16	-0.51	-
Équip. - Gr.	0.07	11.51	12.55	-0.32	-0.22*	-1.11***	-
Équip. - Mode dép.	0.07	-5.75	-4.88	-0.26	-0.18	-1.02**	-
Équip. - Post.	0.03	13.86	13.42	-0.10	-0.07	-1.08***	-
Genre - Gr.	0.17**	11.63	13.38	-0.55***	-0.38***	-0.60**	-
Genre - Mode dép.	0.18	-5.63	-4.06	-0.49**	-0.34**	-0.51	-
Genre - Post.	0.14*	13.99	14.25	-0.32**	-0.23***	-0.56**	-
Gr. - Mode dép.	0.00	-17.26	-17.44	0.06	0.04	0.09	-
Gr. - Post.	-0.03	2.35	0.87	0.22***	0.15***	0.04	-
Mode dép. - Post.	-0.03	19.61	18.31	0.16	0.11	-0.05	-

* $p \leq 0.05$, ** $p \leq 0.01$, *** $p \leq 0.001$

4.3 Discussion

Il est possible de voir qu'à des achalandages moindres, les taux d'erreur obtenus dans les études de ce projet se rapprochent davantage des taux obtenus avec l'interface de "CommonSpace". En effet, dans son étude, Shane Wasley obtient un taux d'observations manquantes de 32% (0,32), soit l'équivalent d'un taux d'erreur de -32% en suivant la méthodologie décrite à la section 3.4.4 [1]. Dans son étude comparative, il obtient un taux d'erreur de 12% avec l'interface qu'il propose. Il démontre donc la pertinence de son interface par rapport à celle de "CommonSpace". Pour rappel, Wasley observe trois variables à l'aide d'enregistrements

vidéos : “mode de déplacement”, “âge” et “genre”. En moyenne, les taux d’erreur moyens obtenus ici sont des 41,9% pour l’ensemble de l’étude paramétrée et 68,1% pour l’ensemble de l’étude au parc Jean-Drapeau. En revanche, les caractéristiques globales de séance de collecte des études utilisées dans le projet sont différentes. Telles que mentionné précédemment, les variables collectées dans son étude sont “mode de déplacement”, “âge” et “genre”. Dans le cadre du présent projet, ces variables sont collectées ensemble lors de mêmes séances dans une même grille. Pour ces séances, le taux d’erreur obtenu est en moyenne de -15,69%, soit 15,69% d’observations manquantes par rapport à la réalité. Il semble donc qu’en regardant les situations dans lesquelles les mêmes variables sont collectées, les taux se rapprochent de l’étude de Wasley dans le cas où l’interface qu’il propose est utilisé (12%).

À des fins de comparaison, en utilisant les coefficients obtenus pour le modèle de régression linéaire du taux d’erreur absolu et les caractéristiques de l’étude de Wasley, un taux d’erreur de 84% est obtenu. Cela ne permet pas de conclure sur la validité du modèle, mais il est tout de même intéressant de voir que le taux fait plus que doubler avec le modèle en comparaison à ce qui est obtenu. Les taux moyens obtenus dans le présent projet étant plus élevés que ceux de Shane Wasley, il est aussi possible de se poser des questions quant à l’interface utilisée pour les collectes avec l’application mobile. L’interface est peu étudiée directement dans ce projet, alors qu’il peut s’agir d’un facteur important dans la qualité des données.

Lorsqu’un observateur n’a que le décompte des gens à collecter (aucun attribut de la personne n’est pris en note), des taux de 15 et 11% sont obtenus avec l’outil “papier” et un “clicker” respectivement [2]. En comparant les taux d’erreur obtenus à cette étude, il est possible de croire que l’outil utilisé et le nombre de variables sont des caractéristiques importantes. Il est important de préciser que plusieurs caractéristiques sont différentes entre l’étude comparative des outils “papier” et “clicker” et les études utilisées dans le présent projet. Plus d’investigations sont donc nécessaires à ce niveau pour en arriver à une conclusion ferme.

Tout comme l’étude de Chabot, F., Saunier, N., et Boisjoly, G, [3] la variable “Activité” semble représenté un enjeu. En observant la corrélation du nombre de valeurs avec les différents indicateurs et sachant que cette variable admet généralement plusieurs valeurs (parfois 8 ou 10), diminuer le nombre de valeurs apparait comme une piste pertinente pour augmenter la qualité des données et donc la performance de la méthode en général.

Chaque indicateur utilisé comme variable dépendante dans les modèles peut être relié à un besoin différent pour quelqu’un qui veut mettre en place une étude du type ÉVEP. Si la personne tient seulement à analyser des proportions d’usagers dans l’espace, il est préférable pour lui de se fier à l’indice de similarité cosinus ou aux distances normalisées qui sont sensibles à la distribution entre les différentes catégories d’une variable observée. Ainsi, dans

l'objectif d'augmenter la performance de son étude en passant par la qualité des données, le modèle indique certaines choses. Tout d'abord, pour augmenter ses chances d'avoir des données de qualité, il est préférable que les variables collectées aient le moins de valeurs possibles. De plus, des séances plus longues peuvent aussi aider à potentiellement obtenir une meilleure qualité de données (uniquement selon le modèle de l'indice de similarité cosinus). Il s'agit potentiellement de la loi des grands nombres. Les proportions pour chaque valeur sont la moyenne du nombre d'observations ayant une caractéristique donnée. Ainsi, plus le nombre d'observations augmente, plus la moyenne d'un échantillon converge vers la vraie moyenne. Les chances de faire une étude plus rigoureuse augmente lorsque l'analyse porte sur les proportions des différentes variables observées.

Si la personne désire faire des analyses comparatives (par exemple, comparer le nombre de femmes dans différentes situations) en utilisant les décomptes directement, donc sans proportion, les distances non normalisées et les taux d'erreur semblent plus appropriés. Dans ces modèles, il faut observer un espace qui n'est pas trop achalandé (en nombre total et en observations par minute) afin d'augmenter la qualité des données. Cela étant dit, il est difficile de dire ce qu'est un espace "trop" achalandé. Davantage d'études et d'analyses sont nécessaires afin d'établir des valeurs seuils. Avec les analyses faites dans ce projet, il est possible de voir qu'en moyenne la distance euclidienne est de 6,57 pour un achalandage de 0,605 observation par minute au parc Jean-Drapeau. Ainsi, il semble tout de même y avoir une distance entre les observations et la réalité bien que l'achalandage soit bas.

Enfin, si le besoin est simplement d'assurer d'avoir des décomptes totaux qui correspondent à la réalité, alors il semble que le nombre de variables et l'achalandage soient les paramètres les plus importants à vérifier.

Suite aux analyses, notamment la matrice de corrélation et les différents modèles de régression linéaire, il semble que certains indicateurs agissent de façon similaires par rapport aux paramètres de collecte. En effet, il semble que les constats soient les mêmes, à quelques différences près, pour les distances non normalisées. Ainsi, un seul de ces deux indicateurs aurait été suffisant pour procéder aux analyses. Au même principe, les distances normalisées et l'indice de similarité cosinus sont similaires et uniquement l'un d'eux serait nécessaire. Dans une prochaine étude, cet aspect pourra être considéré.

En analysant les données du tableau 4.15, il est possible de voir qu'une variable obtient une distance de Manhattan et une distance euclidienne identique. Il s'agit de la variable "Groupe" dans l'étude paramétrée. Tel que mentionné à la section 3.4.5, si les deux distances sont égales, alors une seule des valeurs de la variable considérée est la cause de la différence entre les données observées et la réalité. Un changement de valeurs possibles semble donc

approprié dans cette situation. Par exemple, il serait pertinent de regrouper différemment les types de groupe. Dans les études utilisées, les valeurs de cette variable sont : “4 personnes et moins”, “5 à 9 personnes” et “10 personnes et plus”. Ainsi, une prochaine étude pourrait regrouper les valeurs comme suit : “1 ou 2 personnes”, “3 à 5 personnes” et “6 personnes et plus”. Cette proposition permettrait de savoir si un regroupement différent facilite les collectes.

Toujours en revenant sur les propos de la section 3.4.5, il est possible de ressortir quelques situations dans lesquelles un cas typique semble présent. Le cas typique #1 semble présent pour la variable “Groupe” de l’étude paramétrée et à plus faible intensité pour la variable “Mode de déplacement” pour l’étude au parc Jean-Drapeau. Dans l’ensemble, en analysant le tableau 4.15, aucun cas #2 ne semble présent. En effet, les observateurs, lorsqu’ils observent la majorité des usagers, semblent bien le faire (faibles distances et indice de similarité cosinus élevée). En ce qui concerne les cas #3 et #4, une situation semble s’y identifier pour chacun d’eux. Dans le premier cas, il s’agit de la variable “Activité” dans l’étude paramétrée et dans le deuxième cas, il s’agit de la variable “Mode de déplacement” pour l’étude au parc Jean-Drapeau. Pour rappel, le cas #3 est lorsque l’observateur n’observe pas la bonne chose et n’observe pas le bon nombre d’usagers. Le cas #4 est quant à lui la situation dans laquelle l’observateur observe la quantité adéquate de personnes et il différencie correctement les valeurs.

Telles qu’avancé dans la section 2.1.2, des méthodes de corrections existent lorsque des collectes de données sont faites. Ainsi, un cas de correction semble être applicable s’il s’agit d’un cas typique #1 (si le taux d’erreur et les distances sont élevés, mais que la similarité est haute) et dans une moindre mesure s’il s’agit d’un cas typique #4. Dans ces cas, cela veut dire que, si cela est jugé approprié par les auteurs de l’étude, qu’un facteur de pondération pourrait être appliqué selon les catégories de la variable à corriger. Autrement dit, s’il est possible de confirmer que dans une situation spécifique, le taux d’erreur est généralement mauvais et qu’il varie peu, par exemple, de -0,5 (50% de données manquantes par rapport à la réalité), mais que l’indice de similarité cosinus est élevé (par ex., plus de 0,95), alors un facteur de deux peut être appliqué à chaque catégorie. Ainsi, le taux d’erreur devient environ de zéro et l’indice de similarité reste à 0,95. Il est aussi anticipé que la distance diminue puisque chaque catégorie peut ainsi s’approcher de sa réelle valeur. Cela reste à tester et confirmer. Cela étant dit, tel que spécifié précédemment, il est possible de voir dans ce projet que certains cas semblent appropriés. Il s’agit notamment de la variable “Groupe” de l’étude paramétrée et de la variable “Mode de déplacement” de l’étude au parc Jean-Drapeau.

CHAPITRE 5 CONCLUSION

Ce dernier chapitre conclut ce projet. L’objectif de ce dernier était de développer un cadre de caractérisation de la performance d’études de type ÉVEP, et ce, en prenant en compte l’outil de collecte développé dans le cadre de ce projet, OVEP. Pour mesurer la qualité, l’objectif est de comparer des données collectées avec la “vérité terrain”. Pour ce faire, diverses collectes de données ont été faites. Pour mesurer cette qualité sur les données, des indicateurs comparant les observations avec la “vérité terrain” ont été calculés et analysés de différentes façons. De ces analyses, plusieurs constats et remarques ont pu être faits afin de bâtir un cadre de performance sous forme de bonnes pratiques à mettre en place pour augmenter la qualité des données.

5.1 Synthèse des travaux

Parmi toutes les variables observées, c’est la variable “Activité” qui semble poser le plus d’enjeu quant à la qualité des données. Un travail d’affinage semble donc nécessaire sur cette variable importante pour des études de la vie dans les espaces publics. Selon le contexte et les besoins de l’étude, les valeurs possibles de cette variable changent. Certaines valeurs sont potentiellement plus problématiques que d’autres (voir l’exemple donné à la figure 2.3 dans lequel l’activité perçue peut être différente). Cela est d’autant plus visible chez certains observateurs. En effet, bien que la différence entre les observateurs ne semble pas importante, il est possible de constater qu’il y en a une. Le taux d’erreur pour la variable “Activité” va de 18,6% à 73,4% dans le cadre de l’étude paramétrée. Il semble donc y avoir un besoin de s’assurer d’une bonne compréhension commune quant aux catégories de cette variable et de la capacité de tous à percevoir cette variable et ces différentes valeurs possibles.

Plusieurs caractéristiques semblent avoir des effets considérables sur la qualité des données, et ce, de différentes façons. En effet, si l’intérêt est d’assurer des proportions d’un attribut observé (par ex. : pourcentage de femmes dans un espace), il semble plus approprié de diminuer le nombre de valeurs possibles des variables observés ou du moins de réfléchir quant au choix des valeurs possibles que peut prendre cet attribut. Cet aspect est aussi une cause potentielle des enjeux autour de la variable “Activité”. Car, dans les études utilisées pour ce projet, c’est la variable qui a le plus de valeurs possibles. Si, pour une étude donnée, l’emphase est sur la proportion des valeurs possibles d’une variable (par ex. : nombre de femmes dans un espace) ou le nombre total d’observations (par ex. : nombre de personnes dans l’espace), alors il semble justifié de choisir un espace et un moment de la journée peu achalandé.

En considérant l'achalandage plus élevé durant les séances de l'étude paramétrée et le taux d'erreur moyen dans cette étude de -0,374, il est possible de croire que trop d'observations dans un temps donné mène à manquer plusieurs observations. L'achalandage de l'espace semble aussi en cause dans l'augmentation de la distance euclidienne et du taux d'erreur absolu. Du moins, c'est ce qu'en laissent croire les modèles développés pour ces indicateurs de qualité. Il y a donc un réel enjeu quant à l'achalandage de l'espace, sur la qualité des données.

Enfin, en comparant à des analyses faites dans le cadre d'autres projets, il est possible de voir que les taux d'erreurs obtenus semblent être raisonnables. Les taux présents dans la littérature varient entre 12% et 32% lorsque les variables "Activité", "Genre" et "Âge" sont collectées ensemble, alors qu'en moyenne, le taux d'erreur dans ce projet pour des situations similaires est de 18,1%.

5.2 Limitations de la solution proposée

Une première limite concerne la base de données, tout particulièrement les données concernant l'étude au parc Jean-Drapeau. Dues à des problèmes techniques, les captations vidéos ont été limitées à seulement une journée de collecte, et ce, sur seulement un des sites de cette étude. Ainsi, parmi les presque 2900 observations présentes dans la base de données, seules 403 sont comparées à la "vérité terrain" et présentées dans ce mémoire. Sans captation vidéo sur les autres sites ou durant les autres jours de collecte, les indicateurs ne peuvent pas être calculés pour mesurer la qualité des données collectées par l'observateur. Avec peu de données, les modèles et les différentes analyses peuvent donner des résultats inadéquats (non représentatifs de la réalité). Ainsi, il est important de prévoir suffisamment de temps pour tester les collectes par caméra. De plus, avoir une quantité suffisante de caméras pour bien capter l'ensemble de l'espace et pour potentiellement capter plusieurs collectes si elles ont lieu en même temps dans différents espaces. Il est aussi important d'avoir suffisamment de personnel pour gérer l'équipement, faire des tests de captation, mettre en place les caméras lors des collectes et s'assurer du bon fonctionnement.

Il existe une autre limite concernant les données du parc Jean-Drapeau utilisées dans le cadre de ce projet. Les données collectées à l'aide de l'outil "papier-crayon" ont été digitalisées par les observateurs. Ce faisant, des erreurs de retranscriptions peuvent s'être ajoutées. Il s'agit d'une erreur humaine liée à la nature de l'outil de collecte utilisé. En revanche, il est possible de croire que des observateurs bénévoles avec une formation limitée peuvent produire plus d'erreurs. Pour diminuer les possibles erreurs produites à ce moment, dans une prochaine étude, les données peuvent être digitalisées par une même personne responsable de l'étude,

par exemple. Une autre solution est de demander à deux personnes de digitaliser les données et de mettre en place un système de comparaison afin de noter lorsque leurs entrées de données ne sont pas identiques.

Des modèles statistiques plus sophistiqués pourraient être utilisés pour analyser les données. Le type de modèle utilisé dans ce mémoire permet d’interpréter assez bien les relations entre les paramètres de collecte et les indicateurs en analysant notamment le signe des coefficients et leur significativité. En revanche, tel qu’il a été constaté, dans certaines situations, certaines variables significatives dans le modèle semblent interagir. Cela semble provoquer un changement de signe sur les coefficients. En effet, alors que la corrélation entre une variable explicative et un indicateur est positif dans la matrice de corrélation (voir figure 4.1), la relation dans le modèle est opposé. C’est le cas notamment de la variable “durée”. Elle est négativement corrélée à l’indice de similarité cosinus, mais dans le modèle, son coefficient est positif. Cette situation ne serait pas nécessairement réglée avec d’autres types de modèle, mais un besoin d’approfondir la recherche semble présent.

5.3 Améliorations et projets futurs

Dans ce projet, plusieurs modèles sont analysés et certains semblent représenter adéquatement la relation entre les paramètres de collecte et les indicateurs. En revanche, cela ne veut pas dire qu’il s’agit des meilleurs modèles. Il y a donc un besoin de trouver ou capter d’autres paramètres de collecte afin de créer de nouveaux modèles à comparer avec les modèles créés dans ce projet : la température le jour de la collecte, la présence d’événement(s) particulier(s) durant la collecte, l’expérience de l’observateur (par ex. les heures de collecte), le type de collecte (“zone” et “ligne traversée”), etc.

Dans cette même motivation d’ajouter des variables qui peuvent potentiellement expliquer la qualité des données, une analyse de l’influence du type de variable peut être un ajout pertinent. Ainsi, dans le cadre de prochaines collectes, une variable comme l’âge peut être observée à certains moments en tant que variable continue et à d’autres moments comme une variable par intervalles (comme les études utilisées pour ce projet).

Afin de mettre de l’avant les bénéfices de l’application mobile, des collectes avec plus de trois variables dans une même grille peuvent être faites. En effet, au sein des grilles “papier”, ajouter une quatrième variable semble irréaliste. Le format matriciel de la grille de collecte “papier” semble être une limite et il est donc pertinent d’analyser cet aspect.

Tel qu’il est démontré à la section 2.1.3, il semble y avoir certaines lacunes avec les ÉVEP. En revanche, parmi toutes les études de ce type qui ont été faites sous forme de publications

techniques, seules 45 sont présentées et discutées. Il y a donc un besoin d'approfondir ce domaine en incluant dans une étude comparative et systématique les ÉVEP et les autres études sur l'usage des espaces publics. Une étude de ce genre peut mettre de l'avant les avantages et les inconvénients des ÉVEP et des études scientifiques. Cette comparaison peut permettre par la suite de voir ce qui peut être transposé des études scientifiques aux ÉVEP.

RÉFÉRENCES

- [1] Shane Wasley. (2019) Faster tools for planning cities. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://shanewasley.me/projects/faster-tools-cities/>
- [2] Mara Chagas Diogenes, Ryan Greene-Roesel, Lindsay S. Arnold, and David R. Ragland, “Pedestrian Counting Methods at Intersections : A Comparative Study,” *Transport Research Board*, vol. 2002, n^o. 1, p. 26–30, 2007.
- [3] F. Chabot, N. Saunier et G. Boisjoly, “Testing a new mobile application to study public spaces,” *Findings*, mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://publications.polymtl.ca/57902/>
- [4] Vlan, Meilleur Monde, Dikini, Principal et in situ, “Aménagement des artères commerciales dans le contexte de la covid-19,” 2020, consulté le 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&ved=2ahUKEwiPmvDks6aFAxX4_8kDHTjvBSAQFnoECBIQAQ&url=https%3A%2F%2Fwww.realisonsmtl.ca%2F23685%2Fwidgets%2F95718%2Fdocuments%2F60040&usg=AOvVaw0BGnOqcyKTZtvxiTwKDfOw&opi=89978449
- [5] Stéphane Bordeleau. (2020) Montréal ajoute plus de 300 kilomètres de « corridors sécuritaires » dans ses rues. Consulté le 24 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1703312/plan-deplacement-montreal-pandemie-voies-securitaires>
- [6] R. Mitchell et F. Popham, “Effect of exposure to natural environment on health inequalities : an observational population study,” *The Lancet*, vol. 372, n^o. 9650, p. 1655–1660, 2008.
- [7] Commission for Architecture and the Built Environment, “Community green : using local spaces to tackle inequality and improve health,” 2010, consulté le 4 avril 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.designcouncil.org.uk/fileadmin/uploads/dc/Documents/community-green-full-report.pdf>
- [8] 8-80 Cities, “Make a place for people : Bercy park, toronto,” 2012, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://berczy.files.wordpress.com/2012/11/berczy-park-report.pdf>
- [9] Anna Houmøller Rasmussen, Lærke Kjeldgaard Petersen, Mette Kaasgaard Sperling, Maria Møller Bertelsen, Michael Skovdal Rathleff and Kristian Kjær-Staal Petersen, “The potential effect of walking on quantitative sensory testing, pain catastrophizing,

- and perceived stress : an exploratory study,” *Scandinavian Journal of Pain*, vol. 23, n°. 4, p. 751–758, 2023.
- [10] Lu Shia, Ralph S. Welsha, Snehal Lopesa, Lior Rennerta, Liwei Chenb, Karyn Jonesa, Lingling Zhangc, Bailey Crenshawa, Mark Wilsona and Heidi Zinzowd, “A pilot study of mindful walking training on physical activity and health outcomes among adults with inadequate activity,” *Complementary Therapies in Medicine*, vol. 44, p. 116–122, 2019.
- [11] Gouvernement du Québec. (2023) Réduire les ges en transport. Consulté le 12 avril 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.quebec.ca/gouvernement/politiques-orientations/plan-economie-verte/actions-lutter-contre-changements-climatiques/reduire-ges-transport>
- [12] Gouvernement du Québec, ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l’Électrification des transports, “Transport le québec vers la modernité,” 2018, consulté le 12 avril 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.designcouncil.org.uk/fileadmin/uploads/dc/Documents/community-green-full-report.pdf>
- [13] 8-80 Cities, “Make a place for people : Paterson park, thunder bay,” 2012, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.880cities.org/wp-content/uploads/2018/07/MPP-Paterson-Park-Thunder-Bay.pdf>
- [14] André, P. avec la collaboration de P. Martin et G. Lanmafankpotin, “Participation citoyenne,” 2012, consulté le 12 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://dictionnaire.enap.ca/dictionnaire/docs/definitions/defintions_francais/participation_citoyenne.pdf
- [15] Centre d’écologie de Montréal. (2011) Plan du quartier vert actif et en santé du plateau-est. Consulté le 28 avril 2024. [En ligne]. Disponible : <https://numerique.banq.qc.ca/patrimoine/details/52327/2219282?docref=ss6PbImcYKSjA-pJIzyXUA>
- [16] Project for Public Spaces. (2007) What is placemaking? Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.pps.org/article/what-is-placemaking>
- [17] Public Space. (2019) Jan gehl. Consulté le 8 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.publicspace.org/authors/-/author/jan-gehl>
- [18] Ellie Violet Bramley. (2014) Is jan gehl winning his battle to make our cities liveable? Consulté le 8 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.theguardian.com/cities/2014/dec/08/jan-gehl-make-cities-liveable-urban-rethinker>
- [19] Gehl Institute, Gehl, City of San Francisco, Copenhagen Municipality and Seattle DOT, “The open public life data protocol,” 2017, consulté le 8 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : https://www.seattle.gov/documents/departments/sdot/urbandesignprogram/pldp_beta%20publication%20-%2020170927.pdf

- [20] Board & Vellum. (2019) Public life counts! a public life study on capitol hill. Consulté le 28 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/haileymackayportfolio/docs/2020_-_capitol_hill_ecodistrict_public_life_study_
- [21] A. Sheikh-Mohammad-Zadeh, N. Saunier et E. O. D. Waygood, “Developing an objective framework to evaluate street functions,” *Sustainability*, vol. 14, n°. 12, 2022. [En ligne]. Disponible : <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/12/7184>
- [22] Ananta Pandey. (2019) What makes a public space great? Consulté le 8 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://medium.com/sidewalk-talk/commonsense-app-9b26a6ded800#:~:text=Update%3A%20As%20of%20September%202020,this%20open-source%20community%20project>
- [23] San Francisco’s planning department. (2016) Mobile data collection : A primer. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/stromangd/docs/mdc_primer_public
- [24] Gehl. (2015) Public life diversity toolkit. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/gehl_publiclifediversitytoolkit_pag
- [25] Paul Ryus, Erin Ferguson, Kelly M. Laustsen, Robert J. Schneider, Frank R. Proulx, Tony Hull, and Luis Miranda-Moreno, “Guidebook on Pedestrian and Bicycle Volume Data Collection,” NCHRP, Rapport technique, 2014. [En ligne]. Disponible : https://safetrec.berkeley.edu/sites/default/files/publications/guidebook_on_ped_and_bike_escholarship_uc_item_11q5p33w_2.pdf
- [26] Datazone Systems inc. (2024) People counting system : Realtime costumer counting solution. Consulté le 13 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://datazone.ca/people-counting-system-in-halifax/>
- [27] Soufiane Lamghari, Guillaume-Alexandre Bilodeau, Nicolas Saunier, “A Grid-based Representation for Human Action Recognition,” dans *25th International Conference on Pattern Recognition*, 2020.
- [28] Gehl Studio et Public work, “Downtown parks and public realm plan : Public space public life study,” 2018, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : https://www.toronto.ca/ext/digital_comm/pdfs/city-planning/2018-10-15-downtown-parks-public-realm-plan-public-space-public-life-study.pdf
- [29] 8-80 Cities, “Make a place for people : Streetsville main street square, mississauga,” 2012, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.mississauga.ca/file/COM/Streetsville-Square-Final-8-80-cities.pdf>
- [30] Amis des parcs et la ville de Toronto, “King street transit pilot public space public life study,” 2018, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://parkpeople.ca/cms/custom/uploads/2019/10/KingStreet.pdf>

- [31] Centre d'écologie urbaine, "Rapport synthèse d'évaluation : Projet de réaménagement de la rue sainte catherine ouest entre la rue de bleury et le boulevard robert bourassa," 2022, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : https://ehq-production-canada.s3.ca-central-1.amazonaws.com/www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjyyd_mlJKFAxWAtokEHahEBwoQFnoECBIQAQ&url=https%3A%2F%2Fwww.realisonsmtl.ca%2F575%2Fwidgets%2F43461%2Fdocuments%2F85730&usg=AOvVaw2vhAbD7CqStplmOTF7AEaH&opi=89978449
- [32] Polytechnique Montréal et Centre d'écologie urbaine, "Étude de la vie dans les espaces publics (ÉVEP) du parc jean-drapeau | rapport synthèse 2023," 2023.
- [33] Centre d'écologie urbaine, "Rapport synthèse sur les aménagements hivernaux : Projet de piéton piétonnisation sur la rue roy est," 2018, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : https://ville.montreal.qc.ca/pls/portal/docs/PAGE/ARROND_PMR_FR/MEDIA/DOCUMENTS/RAPPORT%20TERRASSES%20ROY_20180706-2.PDF
- [34] Centre d'écologie urbaine, "Rue-école Saint-Benoît : Étude de la vie dans l'espace public," 2022.
- [35] 8-80 Cities, "Make a place for people : Breawater park, kingston," 2012, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://880cities.org/wp-content/uploads/2018/07/MPP-Bwater-Park-Kingston.pdf>
- [36] Gehl et la ville de Vancouver, "Downtown vancouver : Public space & public life," 2018, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://vancouver.ca/files/cov/places-for-people-downtown-public-space-public-life-summary-report.pdf>
- [37] Centre d'écologie urbaine, "Étude de la vie dans les espaces publics (ÉVEP) du parc jean-drapeau | rapport synthèse 2022," 2022.
- [38] 8-80 Cities, "Make a place for people : Dundonald park, ottawa," 2012, consulté le 26 mars 2024. [En ligne]. Disponible : https://880cities.org/wp-content/uploads/2017/02/Camila-Report-Ottawa_Dundonald-Park_WEB_19-09-12.pdf
- [39] Amis des parcs et la ville de Toronto, "Toronto island, public life study," 2021, consulté le 17 avril 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.toronto.ca/wp-content/uploads/2021/05/8fa9-toronto-island-park-master-plan-public-life-study.pdf>
- [40] Studio One Eleven. (2017) The bloc public space public life study. Consulté le 28 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/studiooneeleven/docs/the_bloc_pspl_study
- [41] Gehl et San Francisco Planning. (2018) San francisco civic center public life framework. Consulté le 28 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/san_francisco_civic_center_public_l

- [42] Gehl et Stadt Bern. (2016) Bern — an altstadt for all. Consulté le 28 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/20170224_bern_report_final
- [43] Gehl. (2019) The public life and public space of the mission’s 16th street bart plaza. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/public_life_of_16th_street_bart
- [44] Gehl Architects, Wollongong City et McGregor Coxall. (2015) A city for people - wollongong public spaces public life. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/wollongongcitycouncil/docs/a_city_for_people
- [45] Gehl. (2021) Flatiron district, public life study findings. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : <https://issuu.com/flatironnomadpartnership/docs/flatiron-district-public-life-data-findings?e=3456230143/98098232>
- [46] Gehl et Guy’s and St Thomas’ Charity. (2019) Understanding southwark’s foodscape. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/london_foodscapes
- [47] Gehl Architects, “City to waterfront - public spaces and public life study,” 2004, consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : <https://wellington.govt.nz/-/media/property-rates-and-building/urban-development/files/gehlreport.pdf?la=en&hash=CD81EBE085CE8477CE0D746DB428545FE4CC9060>
- [48] Gehl et Weeber+Partner, “People & public spaces, study for the city of munich,” 2023, consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://stadt.muenchen.de/dam/jcr:d5af14ec-0617-4240-aa1d-d1ef7ed600d7/2023_FinalReport_Study_on_UsagePatterns_Short_version.pdf
- [49] Gehl Architects. (2010) Chongqing - public space public life study & pedestrian network recommendations. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/issuu_990_chongqing_pspl
- [50] ——. (2009) Seattle – public space public life. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/565_seattle_pspl
- [51] ——. (2011) Istanbul – public space public life. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/issuu_998_istanbul-public-spaces-pu
- [52] ——. (2007) Brighton & hove - public space public life. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/issuu_448_brighton_and_hove_pspl
- [53] ——. (2007) Sydney - public space public life 2007. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/issuu_516_sydney_pspl2007

- [54] ——. (2004) Towards a fine city for people, public spaces and public life - london 2004. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/issuu_270_london_pspl_2004
- [55] AitkenTaylor. (2020) A study public life | the octagon experience | 2020. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/urbangood.co.nz/docs/the_octagon_experience_pls_2020_urbangood
- [56] Gehl. (2019) Wuhan public space public life survey. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/wuhan_public_space_public_life_study
- [57] AitkenTaylor. (2017) A study of public life | onehunga | summer 2017. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/urbangood.co.nz/docs/onehunga_pls_summer_2017_urbangood
- [58] Gehl Architects. (2009) Apeldoorn - public spaces & public life. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/apeldoorn_100616
- [59] AitkenTaylor. (2017) A study of public life | manukau central | summer 2017. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/aitkentaylor/docs/2017_public_life_survey_-_manukau_c
- [60] ——. (2017) A study of public life | tahuna queenstown | winter 2017. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/aitkentaylor/docs/queenstown_public_life_survey
- [61] ——. (2018) A study of public life | tahuna queenstown | summer 2018. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/urbangood.co.nz/docs/queenstown_pls_summer_2018_urbangood
- [62] Gehl et Midtown Alliance. (2023) Midtown alliance public life action plan. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/midtownatl/docs/public_final_midtown_alliance_public_life_action_p
- [63] Gehl et Knight Foundation. (2019) San jose public life field guides. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/gehlarchitects/docs/san_jose_pl_handbooks
- [64] AitkenTaylor. (2016) A study of public life | auckland city centre | summer 2016. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/urbangood.co.nz/docs/auckland_city_centre_pls_summer_2016_urbangood
- [65] University of Alberta. (2020) Public space, public life : The gateway/west ritchie - public space and connectivity interim report. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/designetcetera/docs/public_spaces_public_life_interim_report

- [66] AitkenTaylor. (2020) A study of public life | george st | Ōtepoti dunedin | summer 2020. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/aitkentaylor/docs/george_st_public_life_survey_march_2020_final_for_
- [67] ——. (2019-2020) A study of public life | whakatu nelson | summer/winter 2019/2020. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/aitkentaylor/docs/200421_whakat___nelson_public_life_survey_2019_2020
- [68] ——. (2018) A study of public life | northcote | summer 2018. Consulté le 1ier mai 2024. [En ligne]. Disponible : https://issuu.com/aitkentaylor/docs/northcote_public_life_survey_2018
- [69] Vélo & Territoires, “Méthode nationale pour l’Évaluation des retombées des véloroutes,” 2020, consulté le 13 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.velo-territoires.org/wp-content/uploads/2021/02/Evaluation-retombees-veloroutes-FR.pdf>
- [70] J. Cohen, “A coefficient of agreement for nominal scales,” *Educational and Psychological Measurement*, vol. 20, n°. 1, p. 37–46, 1960. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- [71] Landis JR, Koch GG, “The measurement of observer agreement for categorical data,” *Biometrics*, vol. 33, n°. 1, mars 1977. [En ligne]. Disponible : <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/843571/>
- [72] INRS - Centre Urbanisation Culture Société, *Cohabitation cyclistes-piétons sur les rues piétonnes - Projet-pilote sur l’avenue du Mont-Royal et la rue Wellington, Montréal*. Collections de BAnQ, 2022. [En ligne]. Disponible : <https://numerique.banq.qc.ca/patrimoine/details/52327/4629075>
- [73] H. Quintin, M.-S. Cloutier et O. Waygood, “Sécurité vécue et perçue par les piétons aux intersections signalées : comparaison entre l’environnement bâti, routier et le phasage des feux à Montréal et Québec, Canada,” *RTS. Recherche, transports, sécurité*, vol. 2021, p. 13p, oct. 2021. [En ligne]. Disponible : <https://hal.science/hal-03363820>
- [74] Jacqueline Lu et Matt Breuer. (2018) Commonsense : A new digital tool for public life studies. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://medium.com/sidewalk-toronto/commonsense-a-new-digital-tool-for-public-life-studies-74deeb353a40>
- [75] Jake Tobin Garrett. (2018) What we learned from testing a new public life study tool. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://parkpeople.ca/blog/what-we-learned-from-testing-a-new-public-life-study-tool/>
- [76] Brian Heater. (2019) Sidewalk labs launches an app to crowdsource public space surveys. Consulté le 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://techcrunch.com/2019/03/29/sidewalk-labs-launches-an-app-to-crowdsource-public-space-surveys/>

- [77] S. Wasley. (2022) Faster tools for planning cities. Consulté le 27 mars 2024. [En ligne]. Disponible : <https://shanewasley.me/projects/faster-tools-cities/>
- [78] Maarten Grootendorst. (2021) 9 distance measures in data science. Consulté le 18 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.maartengrootendorst.com/blog/distances/>
- [79] F. Tessari et N. Hogan, “Surpassing cosine similarity for multidimensional comparisons : Dimension insensitive euclidean metric (diem),” 2024. [En ligne]. Disponible : <https://arxiv.org/abs/2407.08623>
- [80] Mahmoud Harmouch. (2021) 17 types of similarity and dissimilarity measures used in data science. Consulté le 17 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://towardsdatascience.com/17-types-of-similarity-and-dissimilarity-measures-used-in-data-science-3eb914d2681>
- [81] M. Muniswamaiah, T. Agerwala et C. C. Tappert, “Applications of binary similarity and distance measures,” 2023. [En ligne]. Disponible : <https://arxiv.org/abs/2307.00411>
- [82] Thunkable. (2024) Build custom mobile apps no coding required. Consulté le 15 mai 2024. [En ligne]. Disponible : <https://thinkable.com>
- [83] Maarten Grootendorst. (2023) Étude de la vie dans les espaces publics (Évep) participative au parc jean drapeau. Consulté le 20 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://www.ecologieurbaine.net/fr/detail-projet/etude-de-la-vie-dans-les-espaces-publics-parc-jean-drapeau>
- [84] Kunal Gohrani. (2019) Different types of distance metrics used in machine learning. Consulté le 15 avril 2024. [En ligne]. Disponible : https://medium.com/@kunal_gohrani/different-types-of-distance-metrics-used-in-machine-learning-e9928c5e26c7#:~:text=Manhattan%20distance%20is%20usually%20preferred,similarity%20between%20two%20data%20points.
- [85] Todd Gureckis. (2021) 16. linear mixed effect modeling. Consulté le 25 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://cims.nyu.edu/~brenden/courses/labincp/chapters/15/00-mixed-effect.html>
- [86] The Pennsylvania State Universityl. (2024) 5.3 - the multiple linear regression model. Consulté le 25 juillet 2024. [En ligne]. Disponible : <https://online.stat.psu.edu/stat501/lesson/5/5.3>

ANNEXE A

A.1 “Public Life Data Protocol”

blue text = required field/table
grey text = optional field/table

FIRST LEVEL METADATA

An agency keeps one “agency” table containing its key attributes. This table should always be packaged with the data whenever the data is shared outside of the agency’s internal database.

AGENCY
<i>agency_id</i> (unique identifier)
<i>agency_name</i>
<i>agency_department</i>
<i>agency_phone</i>
<i>agency_email</i>
<i>agency_language</i>
<i>agency_type</i>

An agency stores this information once and packages it with each individual study. The table may be updated in instances where any of these attributes change. Consistency is strongly encouraged.

SECOND LEVEL METADATA

Each individual public life study undertaken within an agency is described in the “study” table. The table should help define the project’s overall parameters.

STUDY
<i>agency_id</i> (unique identifier)
<i>study_id</i> (unique identifier)
<i>study_title</i>
<i>study_project</i>
<i>study_project_phase</i>
<i>study_start_date</i>
<i>study_end_date</i>
<i>study_scale</i>
<i>study_areas</i>
<i>study_manager_name</i>
<i>study_manager_email</i>
<i>study_protocol_version</i>
<i>study_notes</i>

A study undertaken by an agency is connected to this series of attributes that set the context of the study in both space and time. The table will help locate specific projects within an agency by any of the outlined attributes. All “study” tables must specify the publisher of the study and which version of the specification the study refers to.

LOCATION DATA

An agency keeps one “location” table of all its study locations at all times. Additional attributes may be assigned to a location, depending on whether the location is defined as a line or an area.

LOCATIONS
<i>agency_id</i> (unique identifier)
<i>location_id</i> (unique identifier)
<i>location_country</i>
<i>location_region</i>
<i>location_city</i>
<i>location_geometry</i>
<i>location_type</i>
<i>location_name_primary</i>
<i>location_name_secondary</i>
<i>location_subdivision</i>
<i>location_character</i>

An agency keeps one table with all the geographic locations that the agency has ever surveyed, both line and area geometries. This table may be updated to add new locations, whenever new locations are created. If the geometry is a line, further attributes may be assigned in the table “location_line”. If the geometry is an area, further attributes may be assigned in the table “location_area”.

LOCATION_LINE
<i>location_id</i> (unique identifier)
<i>line_date_measured</i>
<i>line_total_m</i>
<i>line_pedestrian_m</i>
<i>line_bicycle_m</i>
<i>line_vehicular_m</i>
<i>line_typology_pedestrian</i>
<i>line_typology_bicycle</i>
<i>line_typology_vehicular</i>

This table adds specific and detailed attributes to a line-geometry. These spatial characteristics can be updated on a regular basis to reflect, for example, changing pavement widths. The table should be used to look up locations with specific characteristics, like a commercial street.

LOCATION_AREA
<i>location_id</i> (unique identifier)
<i>area_date_measured</i>
<i>area_total_sqm</i>
<i>area_people_sqm</i>
<i>area_typology</i>

This table adds specific and detailed attributes to an area-geometry. These spatial characteristics can be updated on a regular basis to reflect, for example, changing typologies. The table should be used to look up locations with specific characteristics, like a parks under a certain size.

FIGURE A.1 “Public Life Data Protocol”

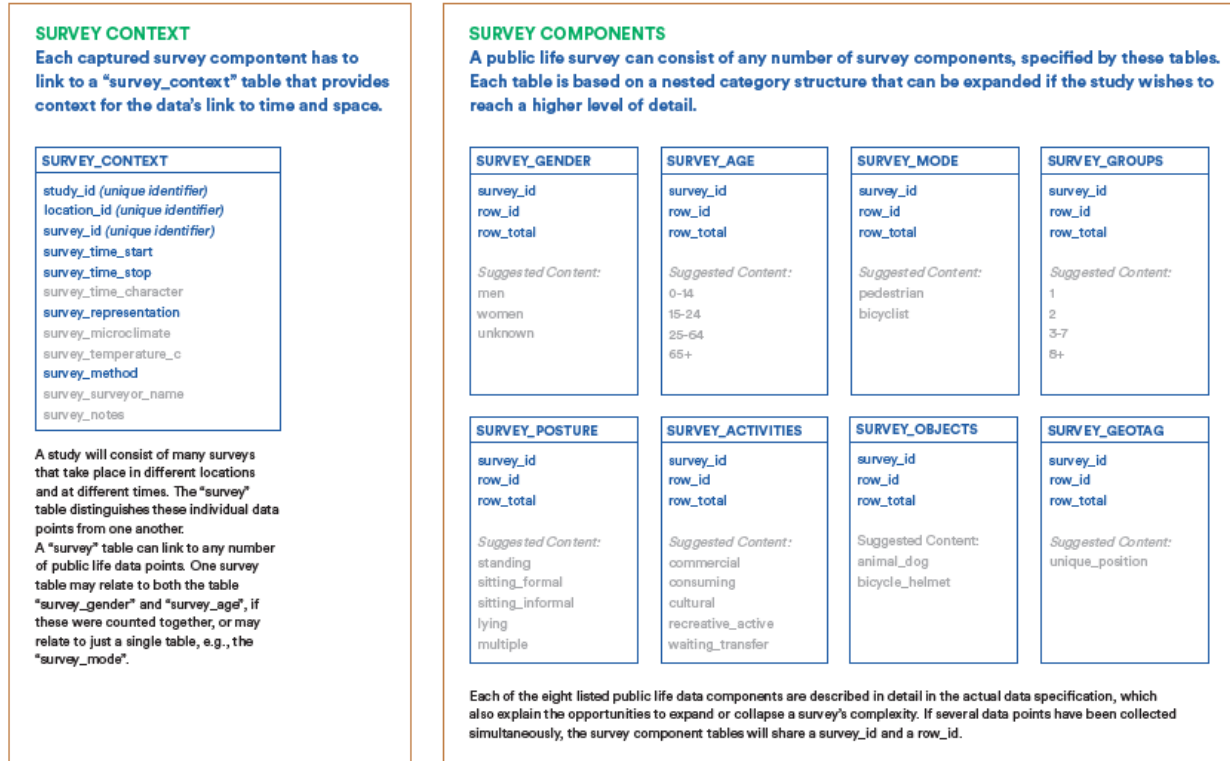


FIGURE A.2 "Public Life Data Protocol" (suite)

A.2 Grilles de l'étude au parc Jean-Drapeau

3. Type d'activités libres ou organisées (15 min par heure) : __ h __ à __ h __

	Activités	Groupe de moins de 4	Groupe de 5-9	Groupe de 10 et plus	Nombre exact
Activités actives	Sport (p.ex. Entraînement, yoga, tai chi, danse)				
	Jeu (p.ex. Balle, ballon, frisbee, Molkky, aki, pétanque, cerf-volant)				
	Utilisant les arbres (ex. slackline ou grimper)				
Activités passives	Manger				
	Discussion				
	Lecture				
	Relaxation				
	Utilisant les arbres (ex. hamac ou guirlandes)				
	Utilisation d'équipement électronique (ex. téléphone, système de son, ordinateur)				
	Autre:				

FIGURE A.3 Exemple de grille “papier” provenant du CEU

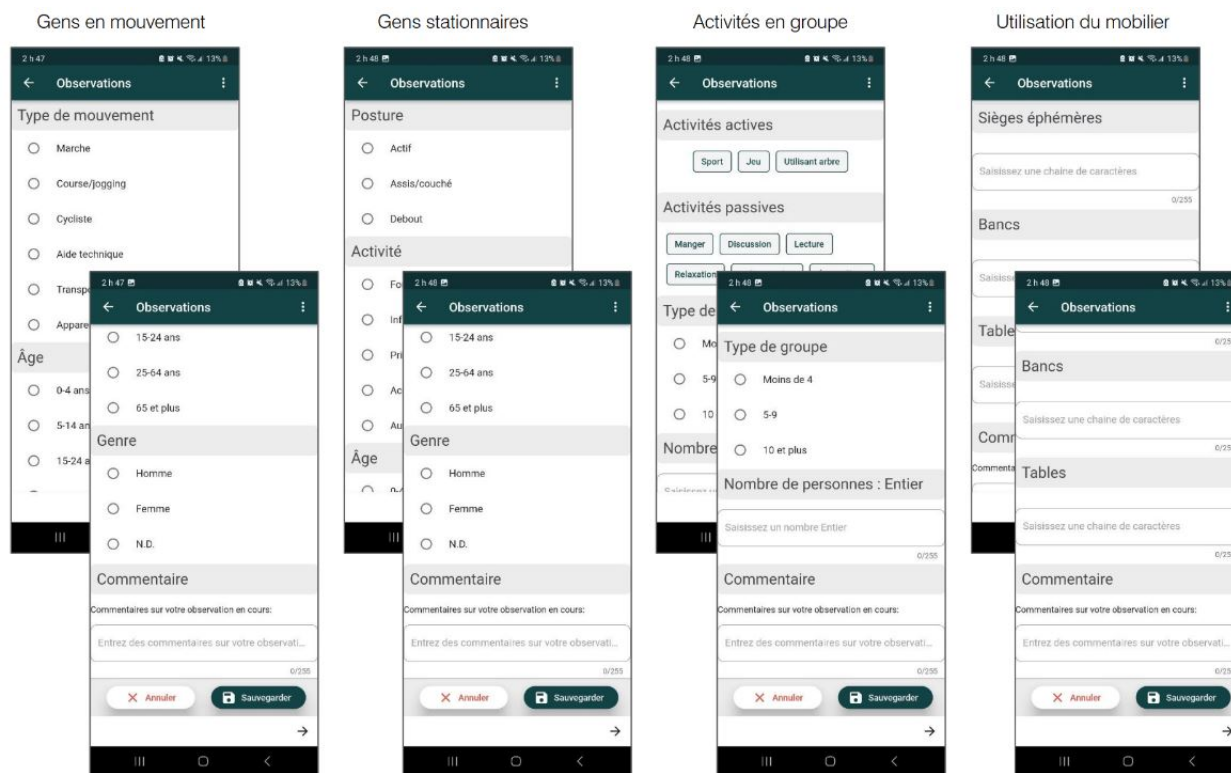


FIGURE A.4 Captures d'écran des pages d'observation d'OVEP