PolyPublie
Polytechnique Montréal

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
UNIVERSITÉ D'INGÉNIERIE

Titre: Title:	Méthode statistique d'analyse et de prédiction des casses de la feuille dans une machine à papier
Auteur: Author:	Fatiha Akrour
Date:	2005
Type:	Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis
Référence: Citation:	Akrour, F. (2005). Méthode statistique d'analyse et de prédiction des casses de la feuille dans une machine à papier [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/7581/

Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: PolyPublie URL:	https://publications.polymtl.ca/7581/
Directeurs de recherche: Advisors:	Paul R. Stuart, & Michel Perrier
Programme: Program:	Non spécifié

Ce fichier a été téléchargé à partir de PolyPublie, le dépôt institutionnel de Polytechnique Montréal
This file has been downloaded from PolyPublie, the institutional repository of Polytechnique Montréal

https://publications.polymtl.ca

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

MÉTHODE STATISTIQUE D'ANALYSE ET DE PRÉDICTION DES CASSES DE LA FEUILLE DANS UNE MACHINE À PAPIER

FATIHA AKROUR

DÉPARTEMENT DE GÉNIE CHIMIQUE

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION

DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES

(GÉNIE CHIMIQUE)

DÉCEMBRE 2005

© Fatiha Akrour, 2005

Library and Archives Canada

Published Heritage Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et Archives Canada

Direction du Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence
ISBN: 978-0-494-16747-2
Our file Notre référence
ISBN: 978-0-494-16747-2

NOTICE:
The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:
L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

METHODE STATISTIQUE D'ANALYSE ET DE PRÉDICTION DES CASSES DE LA FEUILLE DANS UNE MACHINE À PAPIER

présenté par : AKROUR Fatiha

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

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

M. SRINIVASAN Bala, Ph.D., président

M. STUART Paul, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. PERRIER Michel, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. KERR Bruce, Ph.D., membre

DÉDICACE

À mes parents

et à toute ma famille

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier;

Paul Stuart pour son appui et la supervision de ce travail, et je le remercie pour son accueil dans la chaire CRSNG, génie de conception environnementale et intégration des procédés dans l'industrie papetière.

Michel Perrier pour ses conseils.

Antoine Berton pour son soutien et sa contribution à ce projet.

Martin Fairbank pour ses recommandations et commentaires instructifs.

Le personnel de l'usine Belgo à Shawinigan pour sa collaboration et son aide, particulièrement : **Michel Hébert** pour ses conseils, sa patience et sa disponibilité, **Pascal Hébert** pour son implication au projet et **Michel Héon** pour son accueil chaleureux à l'usine.

Agnès Dévarieux-Martin, administratrice de la chaire, pour sa patience, son dévouement, son aide et son amitié.

Enfin, tous les étudiants de la chaire pour l'ambiance et leur optimisme.

RÉSUMÉ

Le papier journal est un terme qui s'applique à un grade de papier dont le poids de base est compris entre 40 g/m^2 et 59 g/m^2 et qui sert à l'impression de journaux. Une grande quantité de ce papier est absorbée par les quotidiens et les hebdomadaires, le reste est utilisé pour l'impression de prospectus, d'encarts, de suppléments de journaux et d'annuaires.

Le papier journal est produit à partir de pâte mécanique car elle répond aux exigences d'une telle utilisation pour un faible grammage. La pâte mécanique conserve tous les constituants du végétal original (cellulose, hémicellulose et la lignine) ; elle est obtenue avec un rendement élevé de 95%. Le Québec joue un rôle très important dans ce segment. Il contribue à plus de 11% de la production mondiale du papier journal.

Cependant, le procédé de fabrication du papier est très interactif et les ajustements opératoires affectent plusieurs variables à la fois. Ces ajustements causent, dans la plupart des cas, des perturbations qui se propagent dans toutes les sections de l'usine. Ces perturbations qui affectent aussi la machine à papier, parfois au niveau de sa caisse d'arrivée, peuvent augmenter les probabilités d'occurrence des casses de la feuille.

La casse de la feuille est la rupture totale de la feuille sur la machine à papier. Elle engendre le rejet du papier en dehors des spécifications pendant le recouvrement du

papier sur la machine et aussi avant le rétablissement de l'équilibre de fonctionnement de la machine. Quelquefois, et même si le papier a des spécifications acceptables, les bobines endommagées à cause des casses ont des prix de vente dévalués, ce qui fait de la casse de la feuille sur une machine à papier un problème très coûteux et perturbateur.

Cette étude qui s'inscrit dans le cadre du projet stratégique de recherche intitulé « Approche stratégique d'optimisation des opérations dynamiques d'usine intégrée de papier journal », se veut comme objectif principal, l'établissement de liens entre les casses de la feuille et les événements discrets tels que, les changements soudains des proportions des pâtes dans le système d'approche de la machine à papier.

Pour atteindre cet objectif, une méthodologie a été développée. Elle permet d'identifier et de caractériser une catégorie particulière de casses possiblement causée par des événements discrets se produisant au système d'approche des machines à papier et qui génèrent de la variabilité dans la caisse d'arrivée. Cette méthodologie permet aussi d'établir des modèles probabilistes pour la prédiction des casses et de mettre en place un indice pour les casses qui peut être utilisé en ligne afin d'identifier d'éventuelles causes des casses de la feuille.

La méthodologie inclut la statistique et l'analyse de risques pour les casses avec des causes définies et des causes inconnues.

La méthode statistique étudiée est une combinaison non linéaire de variables. la régression logistique binaire. L'outil utilisé pour l'analyse de risques est l'arbre des défaillances appelé aussi arbre des causes ou arbre des défauts.

L'étude de cas a été menée sur une usine intégrée de papier journal d'Abitibi-Consolidated à Shawinigan (Belgo). Elle produit environ 400 000 t par an de papier journal avec plus de 30 différents grades sur quatre machines à papier différentes.

La moyenne des casses non intentionnelles par jour et par machine retenue pour cette étude durant neuf mois de fonctionnement est de 2.68, 4.14 2.75 et 1.96, ce qui représente une perte moyenne en production d'environ 48 t/jour.

Les données collectées à l'usine proviennent de deux systèmes d'acquisition de données « PI system » et « Proficy ». Ces données ont été utilisées pour prédire l'occurrence des casses en établissant des modèles probabilistes.

Les résultats confirment que certains événements discrets tels que les changements des proportions de la pâte cassée et de la pâte thermomécanique (PTM) augmentent les

probabilités d'occurrence des casses de la feuille sur la machine à papier. Des indices logistiques différents pour chacune des quatre machines ont été développés pour la prédiction des casses, en s'appuyant sur ces résultats.

En se fondant sur l'analyse des données historiques de l'usine, les indices ont réussi à prédire en moyenne 33% des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée. Les mêmes indices ont permis d'identifier les causes de 10% des casses initialement indéterminées sur le total de toutes les casses, intentionnelles et spontanées.

Si la méthodologie est appliquée et les indices utilisés, les indices logistiques des casses peuvent sensibiliser les ingénieurs aux événements critiques conduisant à augmenter les probabilités d'occurrence des casses, et permettre d'approuver des changements dans les pratiques opératoires pour réduire les casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et ainsi, améliorer le taux de rendement global « TRG » des machines à papier.

ABSTRACT

Newsprint is a term that applies to a grade of paper having a basis weight ranging from 40 g/m^2 to 59 g/m^2, which is used for the printing of newspapers. While the majority of newsprint is consumed by daily newspapers and weekly magazines, it is also used for the printing of leaflets, inserts, supplements in newspapers, and directories.

Newsprint is produced from mechanical pulp because it fulfills the requirements of a low basis weight (grammage). The mechanical pulp preserves all the components of the original raw material (the cellulose, the hemicelluloses, and the lignin) and is obtained with a high yield of 95%. Quebec plays a very significant role in this sector as it contributes more than 11% of the world's production of newsprint.

However, the manufacturing process of paper is interactive, and process adjustments and other perturbations affect several variables at the same time. These perturbations can create headbox variability, which in turn can lead to the enhanced probability of web breaks on the paper machine.

The breakage of the web on the paper machine is the total rupture of the sheet. It generates the rejection of paper that is off-specifications during the covering of paper on the machine, and also before the re-establishment of balance of machine operation.

Even if the paper has acceptable specifications, sometimes the reels damaged because of breakages have devaluated selling prices, rendering web breaks on a paper machine a very expensive and disruptive problem.

This study, which lies within the scope of the strategic research project entitled «*Innovative Approach to the Optimization of Integrated Newsprint Mill Dynamic Operations*», has the principal objective of establishing a link between web breaks and discrete events, such as the sudden changes of the pulp proportions in the stock approach system of the paper machine.

To achieve this target, a methodology was developed. It identifies and characterizes the category of breaks that are possibly caused by discrete events in the stock approach system, and that are likely to result in headbox variability. This methodology also establishes probabilistic models for web break prediction and sets up an index for web breaks that can be used online in order to identify possible causes of paper machine web breaks.

The methodology includes statistics and risk analysis for web breaks with defined and unknown causes.

The investigated statistical method is a nonlinear combination of variables, the binary logistic regression, and the tool used for the risk analysis is the fault tree analysis.

The case study was carried out at the Abitibi-Consolidated Inc. integrated TMP-newsprint mill, Belgo, located in Shawinigan. It produces approximately 400 000 T per year of newsprint with more than 30 various grades, out of four different paper machines. The average number of intentional web breaks per day and by machine retained for this study during nine months of operation is 2.68, 4.14, 2.75 and 1.96. This represents an average loss in production of approximately 48t/day.

The data were collected form the mill data management systems "PI" and "Proficy". They were used to predict web breaks using probabilistic models. The application of the methodology is illustrated for four paper machines located in the same mill.

The results confirmed that certain discrete events, such as changes in broke and TMP ratios, increase the likelihood of paper machine break occurrence. Based on these results, probabilistic indices were developed for predicting the occurrence of web breaks for each machine.

Based on an analysis of historic mill operating data, the indices were effective for predicting headbox variability web breaks 33% of the time. The same indices also

permitted the identification of the causes of 10% of initially unspecified web breaks among the total of intentional and unintentional breaks.

The application of this methodology and the use of the indices as indicators could help sensitize mill engineers to critical events resulting in an increased probability of web breaks, and could be used in general web break troubleshooting.

Moreover, by minimizing the occurrence of web breaks due to furnish variability, the efficiency of the paper machines can be improved, as measured by the "OEE" standard.

TABLE DES MATIERES

DÉDICACE ..... **IV**

REMERCIEMENTS ..... **V**

RÉSUMÉ ..... **VI**

ABSTRACT ..... **X**

TABLE DES MATIERES ..... **XIV**

LISTE DES TABLEAUX ..... **XVIII**

LISTE DES FIGURES ..... **XIX**

LISTE DES ANNEXES ..... **XXII**

LISTE DES SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS ..... **XXIII**

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION **1**

1.1 Problématique 2

1.2 Hypothèses 3

1.2.1 Hypothèse principale *3*

1.2.2 Hypothèses secondaires (méthodologie) *3*

1.3 Objectifs 4

1.4 Structure du mémoire 4

1.5 Conventions pour le mémoire 6

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTÉRATURE 7

2.1 La casse de la feuille dans une machine à papier 7

2.2 Causes d'occurrence des casses 11

2.2.1 Causes directes de procédé 11

2.2.2 Causes indirectes de procédé 15

2.2.3 Événements discrets 18

2.3 Les approches utilisées pour l'analyse de la casse de la feuille 26

2.3.1 Aptitude au roulage « Runnability » 26

2.3.2 La logique floue 27

2.3.3 Les outils statistiques 28

2.3.4 Les réseaux de neurones 29

2.3.5 Simulation, modélisation et contrôle 31

2.4 L'approche statistique pour l'analyse de la casse 32

2.5 Régression logistique 35

2.6 Analyse de risques 39

2.6.1 Arbre des défaillances 40

2.6.1.1 Exploitation de l'arbre des défaillances 41

CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE 44

3.1 Méthodologie générale 44

3.2 Données du procédé et des opérations 44

3.3 Données des casses de la feuille 46

3.4 Allocation de catégories pour les casses 47

3.5 Isolation de casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et identification des variables associées 49

3.5.1 Analyse de risques/Arbre des défaillances 50

3.5.2 Identification de variables et des variables substituées 51

3.6 Développement d'une nouvelle méthode pour l'analyse de casses 52

CHAPITRE 4 : SYNTHÈSE DE L'ARTICLE 55

4.1 Présentation de l'artcile 55

4.1.1 «Prediction of Paper Machine Web Breaks Caused by Headbox Variability» 55

4.1.2 Méthode pour analyse de casses de la feuille sur une machine à papier 58

4.2 Synthèse 59

4.2.1 Description de procédé de fabrication du papier journal « Belgo » 61

4.2.1.1 Manutention des copeaux et la cour à bois 62

4.2.1.2 Mise en pâte chimico-thermomicanique (PCTM) et blanchiment 62

4.2.1.3 Atelier de production de pâte désencrée 64

4.2.1.4 Système d'approche des machines à papier 66

4.2.1.5 Machine à papier 68

4.2.1.6 Traitement, classage et distribution des cassés 72

4.2.1.7 Réseaux d'approvisionnement en eau blanche 73

4.2.2 Application de la méthodologie et résultats *75*

4.2.2.1 Données de procédé et des opérations 75

4.2.2.2 Données des casses de la feuille 77

4.2.2.3 Allocation des catégories des casses 77

4.2.3 Isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée *78*

4.2.4 Identification de variables directes et de variables substituées *79*

4.2.5 Développement d'une nouvelle méthode statistique pour l'analyse de casses (Basée sur la régression logistique) *84*

4.2.5.1 Hypothèse d'application de la régression logistique 88

4.2.5.2 Modèles non linéaires de régression logistique 90

4.2.5.3 Analyse des modèles de régression logistique 98

4.2.5.4 Indice logistique de casses 98

4.2.5.5 Diagnostic des casses 100

4.2.5.6 Identification des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée 102

4.2.5.7 Estimation des gains apportés par l'application de la régression logistique 103

CHAPITRE 5 : DISCUSSION GÉNÉRALE **105**

CHAPITRE 6 : CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS **109**

RÉFÉRENCES **111**

ANNEXES **123**

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1 Représentation symbolique des événements. 42

Tableau 3-1 Fichier des casses de la feuille sur une machine à papier. 47

Tableau 4-1 Les différences entre les systèmes d'approches des machines à papier. .. 68

Tableau 4-2 Les principales différences entre les quatre machines. 71

Tableau 4-3 Résultats de la régression logistique pour une analyse exploratoire des quatre machines ensemble 93

Tableau 4-4 Les modèles de régression logistique et le niveau de signification de chaque variable dans les modèles pour chaque machine. 95

Tableau 4-5 Estimation des gains en production basée sur les informations disponibles à l'usine. 104

LISTE DES FIGURES

Figure 2-1 Les modes de défaut causant l'initiation d'une casse.....8

Figure 2-2 Exemple d'images prises par une caméra à haute vitesse.....11

Figure 2-3 Deux exemples de casses attribuables aux points faibles pré-marqués.....14

Figure 2-4 Comparaison de la réponse de la fonction objective.....21

Figure 2-5 Architecture de réseau de neurones multicouche.....30

Figure 2-6 Comparaison entre le modèle de régression logistique et le modèle de régression linéaire.....38

Figure 2-7 Arbre des défaillances appliqué à des fins quantitatives.....43

Figure 3-1 Méthodologie générale.....44

Figure 3-2 Collecte de données du procédé et des opérations de la fabrication du papier.....46

Figure 3-3 Allocation des catégories de casses.....48

Figure 3-4 Isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et identification des variables associées.....49

Figure 3-5 Exemple d'arbre des défaillances pour analyse des causes des casses.....51

Figure 3-6 Organigramme d'identification de variables.....52

Figure 3-7 Nouvelle méthode d'analyse de casses basée sur la régression logistique..54

Figure 4-1 Vue générale de l'usine intégrée de fabrication du papier journal « Belgo ».....61

Figure 4-2 Procédé de production de la PCTM à l'usine « Belgo ».....64

Figure 4-3 Atelier de production de la pâte désencrée à l'usine « Belgo »..... 66

Figure 4-4 Systèmes d'approches des machines à papier « Belgo »..... 67

Figure 4-5 Machines à papier de l'usine « Belgo »..... 70

Figure 4-6 Procédé de traitement, de classage et de distribution des cassés « Belgo ».74

Figure 4-7 Arbre des défaillances pour les causes les plus fréquentes. 80

Figure 4-8 Arbre des défaillances pour les causes les moins fréquentes. 81

Figure 4-9 Vue du procédé et de l'endroit où les données ont été rassemblées. 83

Figure 4-10 Probabilités des casses retenues attribuables aux changements des proportions des pâtes. 87

Figure 4-11 Probabilités de casses possiblement dues à la variabilité dans la CA B7. par rapport amplitude des changements des proportions des pâtes..... 87

Figure 4-12 Probabilités de casses possiblement dues à la variabilité dans la CA B9. par rapport à l'amplitude des changements des proportions des pâtes. 88

Figure 4-13 Test d'ajustement pour intervalles entre casses successives possiblement attribuables à la variabilité dans la caisse d'arrivée pour la machine 9. 90

Figure 4-14 Résultat des probabilités de l'occurrence des casses par la régression logistique unidimensionnelles pour le changement de proportion des pâtes. 91

Figure 4-15 Occurrence de casses observées par rapport aux probabilités calculées par la régression logistique pour chaque machine. 96

Figure 4-16 Les probabilités observées d'occurrence de casses pour la machine 7 par rapport aux probabilités calculées par le modèle de la régression logistique..97

Figure 4-17 Évolution de l'index de casse pendant plus de 36 heures d'opération. 99

Figure 4-18 Diagnostic d'une casse prédite par l'indice logistique (Machine6). 101

Figure 4-19 Identification des pourcentages des casses attribuables à la variabilité dans la CA.. 102

Figure 5-1 Occurrence de casses observées par rapport à l'indice de prédiction linéaire. (Lin. P.I) pour chaque machine. 107

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1. Article 1«Probabilistic Index for Paper Machine Web Break Prediction due to Headbox variability»……..125

Annexe 2. Article 2: «Method for the analysis of paper machine web breaks»……..145

Annexe 3. Description détaillée du procédé de l'usine Belgo……153

Annexe 4. Données collectées à l'usine et résultats intermédiaires……198

Annexe 5. Notions générales de régression logistique et de diagramme Pareto……232

A5.1 Régression logistique……232

A5.1.1 *Généralités sur le concept de la régression logistique*……232

A5.1.2 *Termes clés de la régression logistique*……233

A5.1.2.1 *Rapport (Ratio) de probabilité « odds ratio»*……233

A5.1.2.2 *Pseudo-R2*……234

A5.1.2.3 *Mesures d'associations (entre la variable de réponse et les prévisions de probabilité)*……235

A5.1.3 *Hypothèses*……237

A5.1.4 *Procédure de sélection ascendante « Forward stepwase »*……238

A5.2 Le diagramme de Pareto……239

Annexe 6: Rapport technique 1: «MVA of paper machine breaks»……241

Annexe 7: Rapport technique 2: «Probabilistic model of web breaks on a paper machine»……255

LISTE DES SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS

BP : Eau fraîche à basse pression

C% : consistance

CA : Caisse d'arrivée

EB : Eau blanche

HP : Eau fraîche à haute pression

MDC : Matières dissoutes et colloïdales

PCA : Analyse en composantes principales

PLS : Projection sur une structure latente

T °C: Température de la pâte mélangée

TRG : Taux de rendement global

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION

Soucieux d'entretenir leur position compétitive, les producteurs de pâtes et papiers canadiens ont accompli des investissements importants afin d'augmenter leur productivité. De nos jours, la fabrication du papier prend l'apparence d'un art qui découle d'une habile combinaison de savoir-faire humain, de science et de technologie.

Du commencement à la fin, des dispositifs informatiques règlent le processus de fabrication pour garantir l'uniformité, l'homogénéité, la bonne siccité (teneur en solide), le respect des proportions de pâte et de produits chimiques et la conformité de la feuille aux spécifications du marché en veillant à ce que celle-ci soit de la bonne épaisseur du bon grammage et de la bonne teneur en eau (humidité). (Association canadienne des pâtes et papiers [CPPA], 2004)

Malgré une percée technologique remarquable, comme par exemple l'exploration et l'introduction de nouvelles technologies innovatrices qui aident le personnel de l'usine à améliorer la productivité, le phénomène de la casse de la feuille reste l'un des problèmes difficiles à gérer. En effet il cause des perturbations dans les procédés de fabrication du papier et entraîne des pertes de revenus considérables. En outre, l'occurrence des casses demeure hautement imprédictible.

Par définition, la casse est la rupture totale de la feuille sur la machine à papier. Elle implique l'occurrence simultanée d'au moins un des deux événements:

Un à-coup de charge ou la résistance mécanique localement affaiblie de la feuille (Roisum 1990b).

1.1 Problématique

La casse de la feuille est un phénomène complexe ayant de multiples causes possibles et qui varient considérablement d'un procédé à un autre et d'un type de machine à un autre. Il existe un nombre important de casses non intentionnelles qui engendre une perte de production et un impact négatif sur les revenus des usines intégrées PTM-papier journal. Il est difficile d'identifier les causes de manière systématique afin d'éviter l'occurrence de casses à l'avenir. Dans une autre étude d'optimisation réalisée par (Dabros et al. 2002), il a été observé que la recirculation soudaine d'une pâte appelée « le cassé » dans la machine à papier augmentait la variabilité dans la caisse d'arrivée. En effet, la pâte cassée est le produit obtenu lors d'une casse sur la machine à papier et ses propriétés sont différentes de celles de la pâte fraîche. Les propriétés utilisées comme paramètres dans la fonction objective pour minimiser la variabilité dans la caisse d'arrivée étaient; la distribution de longueur des fibres, les matières dissoutes et colloïdales (MDC), la température de la pâte à la caisse d'arrivée (CA), le débit de la pâte mélangée et la concentration en matières solides en suspension (consistance) de la pâte, En rajoutant graduellement le cassé dans la pâte mélangée,

(Dabros et al. 2002) ont démontré qu'on pouvait réduire considérablement la variabilité dans la CA.

Ces résultats ne permettent pas cependant d'établir un lien formel entre la variabilité de la pâte et les probabilités d'occurrences des casses. C'est pourquoi le lien entre la variabilité dans la caisse d'arrivée entraînée par des événements discrets provoquant des changements dans les cinq propriétés et les probabilités d'occurrence des casses constitue le cœur de cette étude.

1.2 Hypothèses

1.2.1 Hypothèse principale

- Les événements discrets provoquant des changements brusques dans les cinq propriétés mentionnées précédemment causent de la variabilité dans la caisse d'arrivée et accroissent les probabilités d'occurrence des casses de la feuille dans la machine à papier.

1.2.2 Hypothèses secondaires (méthodologie)

- Les casses, possiblement engendrées par les événements discrets et les changements brusques, peuvent être isolées en appliquant une méthodologie basée sur l'analyse de risques.

- Une étude statistique composée de régression logistique pour établir des modèles probabilistes, peut éventuellement prédire l'occurrence des casses imputables à la variabilité dans la caisse d'arrivée causées par des événements discrets.

1.3 Objectifs

Dans un premier temps, l'objectif de cette étude est de vérifier l'hypothèse principale à travers la méthodologie formulée dans les hypothèses secondaires dans une usine intégrée de papier journal «Division Belgo, Shawinigan » appartenant au groupe « Abitibi-Consolidated Inc. » en portant un intérêt particulier sur les casses possiblement liées à la variabilité dans la caisse d'arrivée de la machine à papier tout en déterminant et en quantifiant les variables impliquées. Dans un deuxième temps, il s'agit, si c'est possible, d'établir des indices pour la prédiction des casses basés sur des modèles probabilistes afin de corriger les opérations dans cette usine et d'éviter cette catégorie de casses (objectif de l'usine).

Les sections qui suivent, décrivent la structure du mémoire ainsi que les conventions utilisées dans ce mémoire.

1.4 Structure du mémoire

Au premier chapitre, une étude bibliographique est menée pour:

- Définir la casse de la feuille dans une machine à papier et décrire les causes potentielles qui l'entraînent.

- Décrire les principales techniques et approches utilisées pour l'analyse, le diagnostic, la gestion et la prédiction des casses.
- Revenir sur les statistiques et les probabilités et leurs contributions dans l'industrie papetière particulièrement dans l'analyse des casses.
- Montrer l'intérêt de la régression logistique binaire dans des études où la réponse d'un événement peut être codée par 0 ou 1.
- Présenter l'analyse de risques en particulier l'arbre des défaillances et son application dans l'industrie.

Dans le troisième chapitre, la méthodologie d'analyse des casses est proposée et détaillée. Elle permet de faire :

- L'analyse exploratoire des casses.
- La caractérisation des casses de procédé.
- L'isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et l'identification des variables associées.
- Le développement d'une nouvelle méthode basée sur la statistique pour l'analyse des casses et l'établissement d'un indice de probabilité pour la prédiction des casses.

Au chapitre 4, une étude de cas est présentée et discutée dans la section dédiée à la synthèse des articles.

Pour terminer, une discussion générale, suivie d'une conclusion et des recommandations sont proposées afin d'atteindre les objectifs de l'usine et les objectifs d'autres projets de recherche en cours.

1.5 Conventions pour le mémoire

Les termes suivants sont utilisés dans le mémoire :

- Casse de la feuille : Rupture complète du matelas fibreux ou papier durant les opérations de fabrication du papier.
- Casses dues aux variabilités dans la caisse d'arrivée : Casses dues aux changements dans les cinq propriétés concernées.
- Événements discrets : N'importe quel événement pouvant causer un changement soudain dans les cinq propriétés.
- Changements brusques: Tout changement soudain d'une ou des cinq propriétés clés dans la pâte alimentant la caisse d'arrivée.
- Distribution de la longueur des fibres : Représentation microscopique ou optique des données de mesures de longueur des fibres (mm) ou de classification des fibres (séparation de la pâte en différentes fractions de longueur des fibres).

Tout au long du mémoire, les termes et les abréviations sont expliqués au premier usage.

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 La casse de la feuille dans une machine à papier

Le procédé de fabrication du papier est très interactif. Les ajustements opératoires affectent plusieurs variables à la fois. Un seul changement ou une seule perturbation dans une zone donnée se propagent de différentes manières à d'autres endroits. Par exemple : un changement d'égouttage (la résistance du matelas fibreux à l'écoulement de l'eau) de la pâte thermomécanique dans la zone de raffinage se répercute sur le drainage de la machine qui affecte la siccité de la feuille (teneur en matière solide).

La casse implique l'occurrence simultanée d'au moins deux événements: charge élevée et résistance mécanique localement affaiblie de la feuille (Roisum 1990b). La charge élevée peut être causée par une tension opératoire excessive. Quant à l'affaiblissement de la résistance mécanique, elle peut être due à un matelas fibreux très sec, des points faibles dans le papier tels que la présence de bûchettes, mauvaise formation, etc. Il est à noter que la forme, la taille, la position et d'autres géométries des défauts particuliers ont une influence significative sur la réduction de résistance mécanique. Ceci est attribuable au fait que la région autour des défauts est plus sensible comparée à la moyenne sur de toute la feuille.

Toujours d'après Roisum (1990b), les modes de défauts peuvent être grossièrement classifiés comme fragiles ou ductiles. Les défauts fragiles sont associés aux grades

secs et de basse résistante à la rupture sous une tension élevée. Les défauts ductiles sont caractérisés par une coupure sans branches continues et sont généralement associés aux grades humides et de haute résistance à la rupture sous une tension plus faible. La figure 2.1 illustre ces deux modes. Cependant, si la charge appliquée ne dépassait pas la résistance du matelas fibreux, la casse n'aurait pas lieu (Roisum 1990a).

En d'autres termes et selon (Lindstrom et al. 1994), la casse se produit lorsque l'adhésion sur la surface de contact est plus grande que la cohésion (résistance mécanique du matelas fibreux).

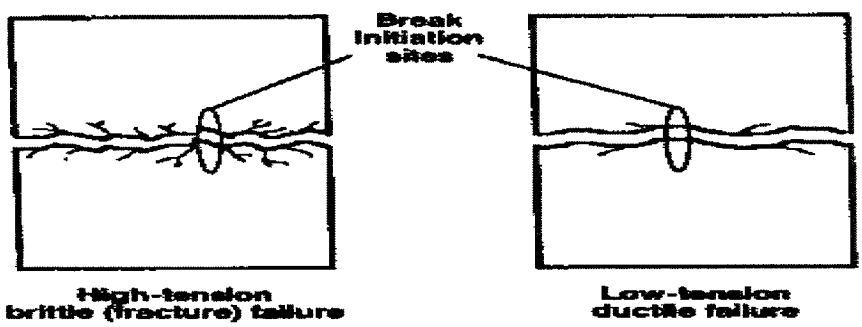


Figure 2-1 Les modes de défaut causant l'initiation d'une casse. (Roisum 1990b).

La casse affecte l'efficacité de la machine souvent interprétée dans le jargon papetier comme étant l'aptitude au roulage de la machine (Runnability) qui est un terme utilisé

pour définir la moyenne des fréquences des casses pour un produit donné sous des conditions de production spécifiques.

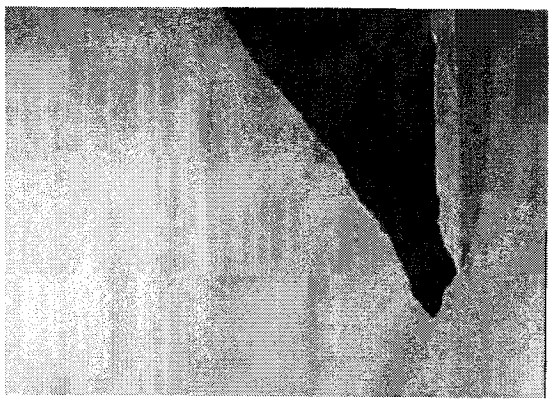
La casse engendre le rejet du papier en dehors des spécifications pendant le recouvrement du papier sur la machine et aussi avant le rétablissement de l'équilibre de fonctionnement de la machine. Parfois, même si le papier a des spécifications acceptables, les bobines endommagées à cause des casses sont vendues à rabais, ce qui fait de la casse de la feuille sur une machine à papier un problème très coûteux et disruptif. Il en résulte; une grande perte de production et par conséquent une perte importante des revenus. En fait, 2 à 7% des pertes de production sont imputés aux casses ce qui entraîne des milliards de dollars de perte pour l'industrie papetière (Bonhivers et al. 2002b).

Les casses sont généralement classées en trois catégories : casses du procédé (principalement causées par les opérations), les casses mécaniques et les casses attribuables à l'automatisation des procédés. Cependant 90% des casses quand elles sont définies, relèvent de la première catégorie (Ahola et al. 2000). Toutefois, les casses ne sont pas toutes identifiées. D'ailleurs dans une étude statistique exploratoire faite par (Oulidi et Paris 1999), plus de 65% des causes de casses demeurent inconnues et non identifiées par les opérateurs et les surintendants des machines.

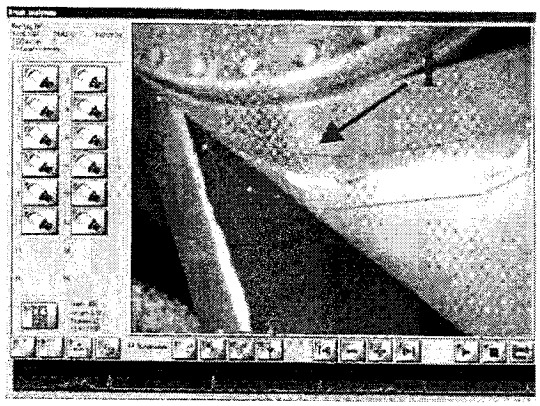
Du point de vue opérationnel, (Lindstrom et al. 1994) ont attribué deux principales raisons à l'occurrence des casses. Premièrement, quelques règles élémentaires de fabrication du papier peuvent être habituellement oubliées. Deuxièmement, les principes élémentaires en cas de problème opératoire, peuvent aussi être négligés.

Néanmoins avec l'introduction des caméras à haute vitesse sur les machines à papier, particulièrement aux endroits où la feuille a le plus de chance d'exhiber une variation, un défaut, présence de trous, et aux emplacements où la feuille est non supportée dans le cas des machines à tirage ouvert ou à des endroits où la feuille est susceptible de perdre de la résistance mécanique pour la majorité des types de machines (par exemple au niveau des pinces), l'identification des causes des casses s'est améliorée. Cette nouvelle technologie aide les opérateurs à mieux gérer les opérations avant une casse (prévention) et après une casse (intervention) (Masters 1999).

Un suivi de casse par les caméras à haute vitesse peut aider à former le personnel sur les causes potentielles des casses. La figure 2.2.a est une photo prise par une caméra à haute vitesse qui aide à localiser le point du commencement d'une casse (intervention). La figure 2.2.b représente une photo d'un bord rabattu libre « turnover » sur le bord de la feuille causé par une mauvaise aspiration par la presse, toujours captée par une caméra à haute vitesse (prévention).



2.2.a. Casse générée par un trou causé par un débris.



2.2.b. Photo d'un bord rabattu au niveau de la presse.

Figure 2-2 Exemple d'images prises par une caméra à haute vitesse.
(Honeywell-Measurex)

2.2 Causes d'occurrence des casses

D'une manière directe ou indirecte, plusieurs facteurs mécaniques, de procédé ou physicochimiques sont mis en cause et sont reliés au phénomène connu sous le nom « Casse ».

2.2.1 Causes directes de procédé

La qualité et la composition de la pâte servant à produire le papier, sont des facteurs directs qui génèrent des casses, même s'il est très difficile de le démontrer, entre autres à cause du facteur temps qui joue un rôle déterminant dans les corrélations de causalités. Par exemple, il peut y avoir un délai de 8 heures entre l'élaboration de la pâte et la fabrication du papier et ceci, en traversant plusieurs endroits de procédé où des interactions d'un nombre important de variables surviennent et peuvent compromettre l'identification des relations de causes à effets.

Parmi les facteurs les plus déterminants dans les caractéristiques finales d'une pâte et de la qualité du papier, on trouve la nature même des arbres utilisés, leur essence, leur âge, leur densité, leur teneur en eau, le délai écoulé depuis l'abattage, la saison, la région, le stockage des copeaux et la recette du mélange des essences du bois utilisées pour la production de la pâte (Brown et al. 2004, Harrison et al. 2004).

D'après (Adams et Westlund 1982), la composition de la pâte thermomécanique (PTM) quittant les raffineurs des copeaux est directement liée à la qualité de la pâte alimentant la machine à papier et à la stabilité de cette dernière. Selon leur étude, plus de 75% des casses des feuilles de papier journal sont dues à la présence des bûchettes (grosses, larges et très longues fibres). Les plus nuisibles sont celles qui ont 3.5mm de longueur, 0.12mm de largeur, et elles occupent plus de la moitié de l'épaisseur du papier.

Bien avant, (Sears et al. 1965) ont étudié 3200 casses et la présence des bûchettes s'est avérée être à 98% la cause des casses. Néanmoins, les formes elliptiques et en cercle ont moins d'impact que les déchirures au bord de la feuille surtout si ces déchirures sont orientées dans le sens travers de la machine.

Le problème des bûchettes persévère même si les machines se sont modernisées, que des classeurs plus efficaces aient été installés dans les ateliers de production de PTM et qu'un contrôle plus sophistiqué ait été adapté dans toutes les parties de l'usine.

Toujours dans le même contexte, c'est à dire en présence de maillon faible, une étude récemment effectuée par Hansen (2001) confirme les effets néfastes de la présence de bûchettes de tailles et de formes différentes dans la feuille de papier journal, et leur implication dans l'occurrence de cases. Cette étude conclut que les points les plus faibles et les plus communs sont :

- les bûchettes de tailles variant entre 3 et 5 mm et qui ont une projection appréciable dans le sens travers de la machine et contribuent à une grande épaisseur locale et une écrasante pression aux pinces des calandres,
- celles qui sont localisées dans des endroits faibles dans la structure du matelas fibreux, i.e avec une faible force locale (Exemple : quelques fibres mal déposées) ou une forte tension sur la feuille.

Il conclut que la feuille résiste moins de 20 % à la casse en présence de bûchettes.

Selon le même auteur, Hansen (2001), le problème de la présence de bûchettes dans la feuille peut avoir de lourdes conséquences dans les salles d'impression du papier journal même si elle ne cassait pas sur la machine à papier. La figure 2.3 montre un exemple d'identification des points faibles causés par les bûchettes et entraînant des casses.

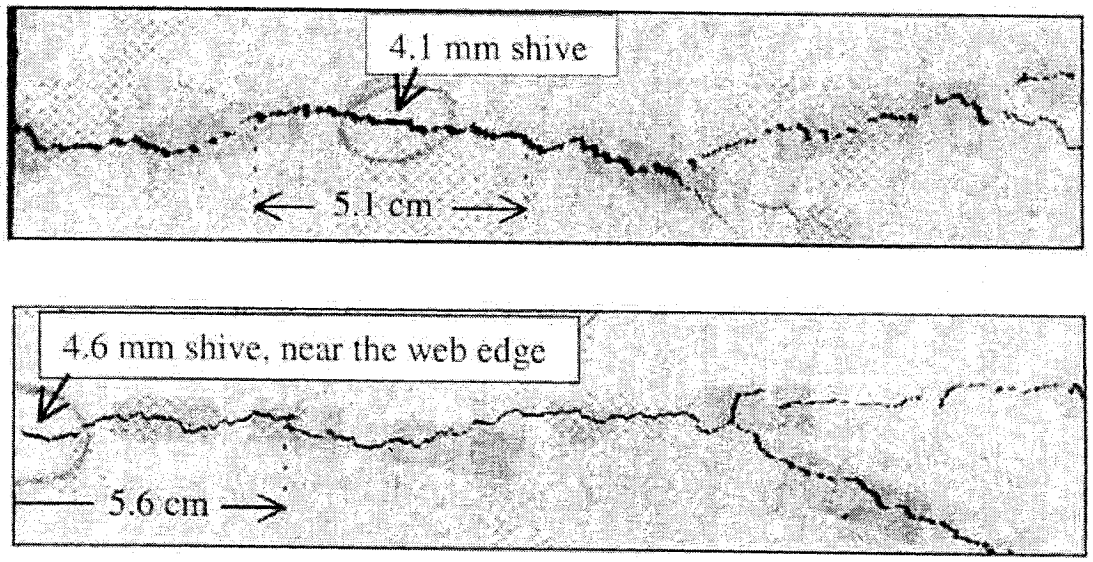


Figure 2-3 Deux exemples de casses attribuables aux points faibles pré-marqués.
Le modèle détaillé de ligne en fente indique que la casse a commencé dans les intervalles indiqués, que toutes contiennent les points faibles (bûchettes) pré-marqués. (Hansen 2001).

Des paramètres opératoires tels que la température, la vitesse de la machine, la pression à la caisse d'arrivée, le pH, la conductivité de l'eau et la consistance de la pâte, ont aussi fait l'objet de plusieurs études qui ont effectivement confirmé l'importance du contrôle, de la supervision et de la surveillance de ces paramètres pour diminuer les perturbations dans la machine à papier et possiblement l'occurrence des casses. (Khanbaghi et al. 1997, Takanori et al. 2004, Yoshihiro 2004,).

La formation du matelas fibreux sur la toile de formation est très sensible aux paramètres opératoires cités ci-dessus. D'après (Lindstrom et al. 1994) la température

et le pH de la pâte fournie à la caisse d'arrivée ne doivent pas varier respectivement plus de ± 1/ 2 °C et ±0.1 du point de consigne.

Le pH affecte la rétention et le drainage de la pâte sur la machine à papier particulièrement en présence d'agent de rétention et la température joue un grand rôle dans la sorption de la chimie du bout humide.

2.2.2 Causes indirectes de procédé

La fermeture des circuits d'eau et la récupération maximale de la fibre imposées indirectement par la réglementation environnementale, contribuent indirectement aux fréquences des casses (Orccotoma et al. 1997). Elle implique l'augmentation des fines (des fibres courtes qui passent au travers d'une surface de 1pouce carré contenant 200 mailles (p200)) et l'augmentation des matières dissoutes et colloïdales (MDC) dans le système d'eau blanche ce qui augmenterait leur concentration dans la pâte mélangée qui alimente la machine à papier.

Les problèmes liés à une forte concentration des fines dans la pâte ont fait l'objet de plusieurs études qui ont amené aux observations suivantes :

- L'augmentation de concentration des fines dans la pâte implique une diminution de rétention sur la machine (rétention première passe) et des accumulations de pâte et de saleté dans la machine à papier beaucoup plus rapidement (Amiri et al. 1997).

- Une concentration élevée des fines dans la pâte forme des dépôts sur les toiles et les feutres des machines à papier ce qui les rend moins efficaces car en laissant entraîner plus d'eau et plus de fine dans la feuille de papier sur la machine cela lui fait perdre de la force (indice de déchirure et de rupture) (Roisum 1990a).

- En plus de l'effet négatif que la déposition des fines a sur les toiles et sur les feutres, leur durée de vie est également considérablement réduite.

- L'égouttage de la pâte sur la machine à papier est aussi affecté par la présence d'une forte concentration de fines dans la pâte alimentant la machine à papier. Cependant, il est difficile de démontrer une corrélation directe entre l'égouttage et la distribution de longueur des fibres dans la pâte parce que les dimensions des fibres ne sont pas les seules qui entrent en compte dans la mesure d'égouttage. Le développement et la forme (plate, arrondie) de la fibre sont aussi des paramètre à ne pas négliger. Au Canada, l'égouttage est mesuré par un standard appelé « Canadian Standard Freeness (CSF) ». Il est défini comme étant le nombre de millimètres d'eau collectée à partir d'un orifice latéral de l'équipement de mesure, quand la pâte en suspension à 30% de consistance et à 20°C se draine à travers un filtre (Smook 1992).

Les conséquences de la présence élevée de fines évoquée ci-dessus mènent à l'occurrence de casses dans certains cas (Lindstrom et al. 1994). Ainsi la

« Runnability » est affectée, l'intervalle entre les casses diminue et les casses dues aux saletés deviennent plus fréquentes (Lindstrom et al. 1994, Roisum 1990a).

Les fines affectent aussi les qualités optiques et mécaniques du papier. Ceci dit, la présence des fines est nécessaire à la formation de la feuille. En remplissant les vides entre les fibres, les fines améliorent l'opacité. La qualité des fines est aussi très significative quant à la formation et qualité de la feuille (Sirviö et Nurminen 2004).

Parmi les effets négatifs engendrés par la présence élevée des MD, on peut citer : la diminution du degré de brillance, la faible résistance à la rupture de la feuille, le faible indice de déchirure, l'étirement affaibli, l'augmentation de la vitesse de corrosion et la tendance à la formation de mousse. (Heller et al. 1979, Rahman 1987, Tay 2001).

Avec l'introduction des agents de rétention, la concentration des MDC est devenue encore plus délicate à cause de l'effet négatif qu'ils ont sur l'efficacité de ces agents, tout particulièrement les agents de rétention cationiques tel le CPAM (Polyacrylamide) (Polverari et al. 2001). D'où l'utilisation de plus en plus d'agents non-ioniques tel que le PEO (polyéthylène oxyde) dans les machines à papier produisant du papier journal à base d'une pâte mécanique ou thermomécanique (PTM) (Allen et al.1999, Laivins et al. 2001).

L'échantillon des problèmes énumérés ci-dessus regroupe principalement des causes pouvant générer des casses qui sont dues à des changements aléatoires dynamiques en continu dans le procédé. Il existe cependant d'autres causes pouvant provoquer une autre catégorie de casses attribuables aux changements dynamiques. Ces causes regroupent les changements dynamiques transitoires provoqués par des événements discrets.

2.2.3 Événements discrets

- **Casse de longue durée**

L'occurrence d'une casse est l'un des principaux événements discrets qui perturbe le bon fonctionnement de la machine et du procédé en général. Ceci entraîne un déséquilibre dans le système de la pâte cassée ainsi que dans le réseau d'eau blanche (Orccotoma et al. 1997, Orccotoma et al. 1999, Bonhivers et al. 2002a). En effet, lors d'une casse, la demande en eau blanche augmente pour diluer la pâte cassée récupérée dans la fosse sous le rouleau coucheur ou dans le triturateur, selon où la casse s'est produite (bout humide ou bout sec).

Lors d'une casse prolongée, la demande en eau blanche devient tellement importante que l'ajout d'eau fraîche dans le réservoir principal d'eau blanche est parfois inévitable pour pouvoir répondre à la demande en eau blanche dans les ateliers de fabrication des pâtes (exemple : PTM et pâte désencrée DIP) et la dilution des pâtes y compris celle de la pâte cassée. Subséquemment, les propriétés physicochimiques de cette eau

changent (Orccotoma et al. 1997, Bonhivers et al. 2002b, Ogawa et al. 2004). Ces changements, qui touchent particulièrement la concentration des solides dissous, matières colloïdales (MDC) et la température peuvent engendrer des casses à cause de l'effet qu'ils ont sur la chimie du bout humide, principalement sur les agents de rétention comme mentionné précédemment (Cho et al. 2001).

En outre, pour éviter le débordement du réservoir de la pâte cassée, celle-ci est envoyée aux machines à papier en grande quantité, ce qui entraîne un changement des proportions des pâtes dans la pâte mélangée. C'est une pratique assez courante dans la majorité des usines de pâte et papier.

- **Changement des proportions des pâtes dans la pâte mélangée**

Cette opération affecte directement la stabilité de la machine à cause du changement inévitable de la distribution de la longueur des fibres et des autres propriétés de la pâte, principalement la température, la consistance et les MDC de la pâte (Orccotoma et al. 1999, Bonhivers et al. 2002b, Dabros et al. 2002). C'est pourquoi des études tendent à rappeler les pratiques élémentaires qui permettent d'éviter le remplissage rapide des réservoirs de la pâte cassée et ainsi éviter de l'envoyer aux machines à papier ou encore, permettent de trouver des stratégies de gestion des cassés (Lindstrom et al. 1994). .

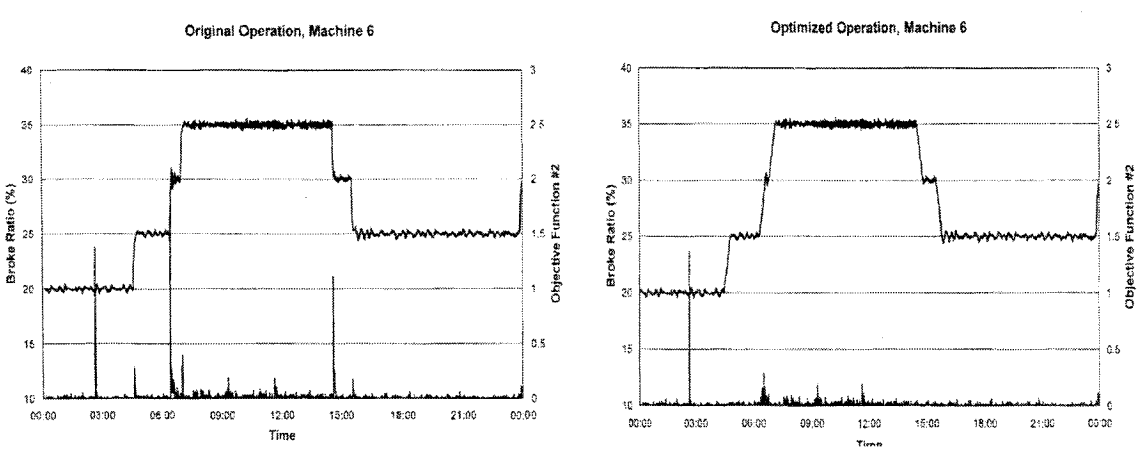
La distribution de la longueur des fibres est liée tout particulièrement au drainage sur la machine et à la formation du matelas fibreux. Son changement modifie le comportement de la pâte sur la machine à papier en accélérant ou en ralentissant le drainage. Il faut savoir que le changement des proportions des pâtes entraîne aussi un changement dans la qualité des fibres dans la pâte mélangée selon ce qui domine comme pâte. La pâte fraîche a des fibres de meilleure qualité. Elles sont d'une bonne longueur et sont défibrées contrairement aux fibres de la pâte cassée même si cette dernière peut afficher une longueur des fibres plus captivante (Smook 1992).

Ceci dit, la distribution et la qualité des fibres de la pâte cassée changent selon le procédé du traitement et l'eau blanche utilisée pour la dilution de cette pâte mais en général, la pâte cassée est de mauvaise qualité comparée à la pâte fraîche. Ceci peut s'expliquer par le passage de la pâte dans la machine, ce qui lui enlève de la force, surtout si la pâte cassée est récupérée au bout sec après calandrage où les fibres sont plus exposées à la pression et à la chaleur.

Suivant différentes stratégies utilisées par les usines, la pâte cassée peut être réutilisée en l'ajoutant aléatoirement à la pâte mélangée. Souvent, l'ajout se fait brusquement et ceci affecte les propriétés de la pâte mélangée alimentant la machine à papier. Ainsi, les perturbations augmentent dans la caisse d'arrivée de la machine (Orccotoma et al. 1999, Bonhivers et al. 2002a, Dabros et al. 2002).

Même si l'ajout de la pâte cassée se fait graduellement, la distribution et la qualité des fibres dans la pâte mélangée changent, mais les changements n'ont pas la même amplitude et leur impact sur la stabilité de la caisse d'arrivée est moindre. Ceci a été démontré par (Dabros et al. 2002) dans une étude qui met en évidence l'impact de l'ajout de la pâte cassée sur cinq propriétés de la pâte mélangée alimentant la caisse d'arrivée.

(Dabros et al. 2002) ont démontré qu'en ajustant graduellement le taux de recirculation de la pâte cassée (plus petite vitesse de changement des proportions des pâtes dans la pâte mélangée), une amélioration significative de la stabilité dans la caisse d'arrivée peut être obtenue. La figure 2.4 montre une nette réduction de perturbation au niveau de la caisse d'arrivée en diminuant la vitesse d'ajout de la pâte cassée dans la pâte mélangée tel qu'observé par Dabros (2002).



a) Opération initiale b) Opération optimisée

Figure 2-4 Comparaison de la réponse de la fonction objective.
À gauche : le cas opératoire initial; À droite : le cas optimisé (Dabros 2002).

On peut donc qualifier la réutilisation brusque de la pâte cassée par une source supplémentaire d'événement discret pouvant affecter les propriétés de la pâte engendrée par l'occurrence d'une casse.

Même si cet événement (changement soudain des proportions des pâtes dans la pâte mélangée) n'a pas été relié directement par des études statistiques à l'occurrence des casses, les perturbations produites à la caisse d'arrivée à cause de l'ajout soudain de la pâte cassée ne sont pas contestées et peuvent à leur tour engendrer des casses et provoquer un cycle vicieux résultant en casses successives appelées « avalanche de casses » (Lindstrom et al. 1994).

Il ne faut donc pas négliger cette information lorsque l'on choisit une bonne stratégie de gestion des réservoirs de la pâte cassée et tenir compte, en sus des restrictions environnementales, de la possibilité d'engendrer des casses. D'ailleurs des études intéressantes ont considéré cette contrainte pour le développement de stratégies de contrôle et d'optimisation (Bonhivers et al. 2002a, Bonhivers et al. 2002b, Ogawa et al. 2004, Berton et al. 2005).

- **Changement de grade**

Le changement de grade, particulièrement celui du poids de base (grammage), est aussi un des facteurs majeurs qui entrent en ligne de compte dans les changements des propriétés de la pâte fournie à la machine à papier par la caisse d'arrivée (Lappalainen

et al. 2001). On peut le qualifier aussi d'événement discret parce que le changement de grammage entraîne le changement du débit de pâte mélangée avant dilution avec de l'eau blanche.

- **Dosage par agent de rétention**

Un autre événement qu'on peut appeler discret, est l'ajout direct d'agents de rétention dans la machine à papier. Le passage d'un dosage donné à un autre affecte rapidement la rétention et le drainage dans la machine (Laivins et al. 2001, Cho et al. 2001). La rétention de première passe est définie comme étant la quantité des matières solides retenues dans la feuille. La formule la plus simple, utilisée dans les usines pour l'estimation de cette dernière, est :

$$R\% = \frac{C\%_{CA} - C\%_{EB}}{C\%_{CA}} \tag{2.1}$$

où R est la rétention de première passe, souvent appelée simplement « rétention ». Elle permet d'évaluer l'efficacité des machines à papier. Le terme $C\%_{CA}$ est la consistance à la caisse d'arrivée et $C\%_{EB}$ est la consistance de l'eau blanche.

En plus de l'effet immédiat qu'ont les agents de rétention sur le drainage du matelas fibreux sur la toile de formation, la consistance de l'eau blanche est aussi affectée directement selon l'équation 2.1. Toujours selon la même équation, la rétention ne représente qu'un chiffre relatif de pourcentage des matières solides retenues dans la feuille. C'est pourquoi de nouvelles études tendent à rendre utile cette information

souvent mesurée dans les usines en l'utilisant dans le contrôle de consistance de l'eau blanche (Cho et al. 2001).

- **Vitesse de la machine à papier**

Les premières machines à papier étaient de basse vitesse comparées aux machines actuelles. Ceci était dû principalement à la limite de capacité de la section de séchage dans la machine à papier, section permettant au papier de sécher et de quitter la machine avec une humidité répondant aux spécifications de vente.

De nos jours, les machines à papier roulent à des vitesses pouvant atteindre les 2000 m/min (120km/h). Cette évolution technologique n'est pas sans conséquences sur les propriétés de la feuille. En effet, une vitesse élevée implique des forces d'étirement de papier plus importantes en raison entre autres, des tirages plus grands entre les sections (Roisum 1990a, Roisum 1990b, Lisndstrom et al. 1993, Takanori et al. 2004, Yoshihiro 2004).

Dans une étude réalisée par (Khanbaghi et al. 1997), la vitesse a été positivement corrélée avec l'occurrence de casses. Paradoxalement, quand la vitesse de la machine augmente le papier a de meilleures propriétés parce que seul le papier de meilleure qualité peut résister aux grandes forces appliquées par les tirages entre les sections de la machine.

- **Ajout d'eau fraîche**

L'eau fraîche a des propriétés physicochimiques, très différentes de l'eau blanche. La première propriété touchée par l'ajout d'eau fraîche est la concentration en matières solides et colloïdales, d'abord dans le système d'eau blanche et ensuite dans les pâtes qui utilisent nécessairement cette eau. Ainsi, le système d'eau blanche devient instable surtout si l'addition est excessive et introduite dans différents endroits du procédé. C'est pourquoi il est recommandé de n'ajouter l'eau fraîche que dans les cas extrêmes et dans un seul endroit, le plus éloigné possible de la machine à papier.

La température est le second paramètre affecté directement par l'ajout d'eau fraîche suivie par la distribution de la longueur des fibres (Lindstrom et al. 1994). Cependant, il y a toujours de l'eau fraîche introduite par les douches au dessus des machines à papier pour le nettoyage des toiles et des feutres humides. Cette eau fraîche est récupérée et mélangée à l'eau blanche dans les fosses sous les machines à papier.

Cet éventail de causes provenant principalement du procédé ne devrait pas être le seul à être analysé. Il ne faudrait pas négliger les causes de type mécanique même si elles ne représentent qu'un faible pourcentage par rapport aux causes opératoires (Ahola et al. 2000). C'est pourquoi des études tendent à améliorer les parties délicates des machines à papier telles les tirages entre les sections de la machine et l'amélioration des boites à vides, les étanchéités, l'adhésion de la feuille sur les feutres humides et feutres secs. etc. (Pye et al. 1985, McDonald et al. 1991).

Cependant, les causes qui entraînent généralement les casses relèvent encore de l'incertain étant donné que les incidents déclencheurs de ce phénomène restent aléatoires et imprévisibles.

2.3 Les approches utilisées pour l'analyse de la casse de la feuille

La casse de la feuille est un phénomène complexe avec de multiples causes qui varient considérablement d'une machine à une autre et d'un procédé à un autre. De grands efforts ont été déployés pour envisager des solutions à ce phénomène persistant. Cette section présente un survol des approches les plus utilisées.

2.3.1 Aptitude au roulage « Runnability »

Cette approche qui sert à analyser les variations des propriétés de la pâte et du papier et à diagnostiquer les casses afin d'en faire la prédiction, a pour but d'améliorer la fiabilité et l'efficacité des procédés impliqués dans la transportation du matelas fibreux sous tension (Hristopulos et al. 2002, Roisum 1990b).

La « runnability » est un terme utilisé pour indiquer une moyenne anticipée de fréquence des casses pour un produit donné sous des conditions spécifiques. Elle peut être mesurée en nombre de casse/100 rouleaux, nombre de casses/longueur de la feuille, nombre de casses/surface de la feuille ou bien nombre de casses/jour. Du point de vue opérationnel, le nombre de casses/surface de la feuille représente la mesure la

plus appropriée, suivie de nombre de casses/jour, étant donné que les autres mesures ne tiennent pas compte de la largeur et de l'épaisseur de la feuille. Néanmoins, une analyse efficace de « runnability » demande une bonne compréhension du procédé et de bonnes connaissances en analyse statistique (Roisum 1990a).

2.3.2 La logique floue

Les indices de prédiction et les indicateurs de sensibilité des casses de la feuille sur la machine à papier reviennent très souvent dans l'analyse de la variabilité des opérations dans les machines à papier, particulièrement ceux basés sur la logique floue.

La logique floue (fuzzy logic, en anglais) est un principe logique utilisé en intelligence artificielle. Il a été formalisé par Lotfi Zadeh en 1965. Elle a des applications dans des domaines aussi variés que l'automatisme (freins ABS), la robotique (reconnaissance de formes), le gestion de la circulation routière (feux rouges), le contrôle aérien, l'environnement (météorologie, climatologie, sismologie), la médecine (aide au diagnostic) et bien d'autres. A l'inverse de la logique booléenne, la logique floue permet à une condition d'être en un autre état que « vrai ou faux ». Il y a des degrés dans la vérification d'une condition.

(Bonissone et al. 2002) ont développé un modèle prédictif pour estimer le temps avant l'occurrence des casses causées par des saletés particulières « stickiness » et ont fourni un indicateur pour les casses au bout humide de la machine à papier établi par la

logique floue. La relation entre la variabilité de procédé et l'occurrence des casses a aussi été analysée par une technique de filtrage basée sur la logique floue (Ihalainen et al. 1997).

Dans une autre étude faite par (Eklund et Riissanen 2000), une méthodologie pour le développement d'un logiciel d'acquisition de données dans le but d'indiquer le risque d'occurrence de casse a été établie en utilisant la logique floue. (Ahola et al. 2000) ont aussi utilisé une approche basée sur la logique floue pour identifier les causes des casses et de développer un indicateur pour la prédiction de la sensibilité des casses.

Toutes ces études ont utilisé, au départ, la statistique pour la réduction des dimensions des variables et l'établissement d'une base de données, fiable. Elles ont un objectif final commun, celui de fournir un support aux opérateurs et de leur permettre de saisir des informations dissimulées dans des données archivées sur les causes des casses et ainsi les former de sorte qu'ils puissent éviter dans le futur des casses ayant les mêmes causes. Malheureusement, aucune de ces études ne permet de corriger une anomalie détectée avant l'occurrence d'une casse.

2.3.3 Les outils statistiques

Les outils statistiques sont indispensables pour le diagnostic des casses. Plusieurs études ont utilisé la statistique seule et d'autres l'ont combinée à d'autres outils

d'analyse des casses. Les études impliquant la statistique dans l'analyse des casses sont détaillées dans le point 2.4.

2.3.4 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones ont d'abord été développés comme outil d'intelligence artificielle, pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de mots, de décision, de mémorisation.

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la "topologie du modèle". Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité. Les structures d'interconnexion des réseaux sont généralement classées en quatre groupes; réseau multicouche, réseau multicouche à connexions locales, réseau à connexions récurrentes et réseau à connexion complète.

En même temps, de nombreux auteurs ont remarqué qu'il existait des relations étroites entre les modèles neuronaux et la statistique, entre autres (Bald et Hornik 1989, Hertz 1991). Dans une étude faite par Yoshihiro (2004), les réseaux de neurone multicouches ont servi pour la prédiction des casses en établissant des indices.

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches en aval. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la

couche suivante et à celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc de définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées. La figure 2.5 est une représentation typique d'un réseau de neurones multicouche.

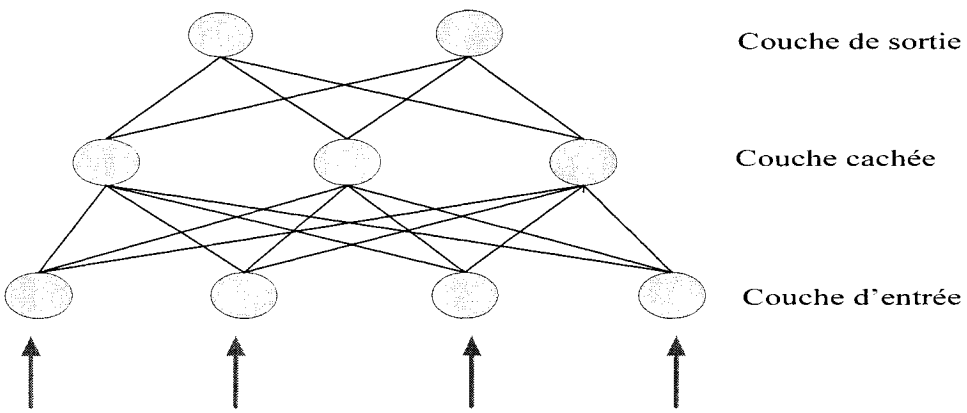


Figure 2-5 Architecture de réseau de neurones multicouche.

Dans certains cas, les modèles neuronaux ont réalisé des tâches traditionnelles de la statistique comme la classification (perceptron, modèle compétitif), la régression et la prévision (perceptron multicouches). (Miyanishi et al. 1998) ont utilisé le réseau de neurones pour remplacer une analyse de régression afin de relier les variables les plus influentes au phénomène de casse.

2.3.5 Simulation, modélisation et contrôle

Le procédé de fabrication du papier est connu pour sa complexité et par la grande quantité variables qui interagissent entre elles. Les sources de perturbation les plus fréquentes sont :

1. Les stratégies de contrôle des consistances
2. Les opérations des filtres à disques (permettant de retenir les matières solides dans la pâte et de produire de l'eau blanche pauvre en matière solide)
3. L'ajout d'additifs chimiques tout près de la caisse d'arrivée
4. La proportion de la pâte cassée dans la pâte mélangée
5. Les contrôleurs de niveau

C'est pourquoi les contrôles, tout particulièrement, les contrôles non linéaires, les contrôles prédictifs et les contrôles multidimensionnels prennent de plus en plus d'importance dans les solutions proposées pour minimiser la variabilité dans le processus de fabrication du papier. (Lang et al. 2004) ont montré l'importance d'introduire ces nouvelles stratégies de contrôle pour une meilleure stabilité du système d'approche des machines à papier. Ceci dit, un mauvais contrôle peut être lui-même source la variabilité dans la machine à papier.

La simulation dynamique et la modélisation permettent de saisir les changements des propriétés des pâtes ainsi que de la qualité de la feuille en fabrication et leurs

répercussions tout au long du procédé. Elles permettent également la plupart du temps de quantifier ces changements.

Rounsley (1983) a développé une simulation pour des événements discrets notamment, l'occurrence des casses et sa résultante, accumulation des cassés. Cette simulation a permis d'analyser les casses sur une machine à papier et le circuit de la pâte cassée correspondant. Ensuite, une stratégie de contrôle a été proposée pour atteindre les meilleures conditions opératoires. (Orccotoma et al. 1997, Orccotoma et al. 1999) ont simulé le système d'approche, le réseau d'eau blanche et le système de la pâte cassée pour comprendre l'impact des casses sur le réseau d'eau blanche et les changements apportés par la recirculation de la pâte cassée dans la pâte mélangée fournie à la caisse d'arrivée.

Toujours dans le même contexte, (Bonhivers et al. 2002a, Bonhivers et al. 2002b, Dabros et al 2002, Ogawa et al. 2004, Hristopulos et al. 2002) ont tous combiné la simulation, la modélisation et le contrôle pour établir des stratégies de contrôle et des stratégies de gestion des réservoirs de la pâte cassée et de l'eau blanche.

2.4 L'approche statistique pour l'analyse de la casse

La statistique est l'une des approches parmi celles les plus utilisées dans diverses industries notamment l'industrie papetière. Elle a été souvent combinée avec le contrôle pour établir des modèles prédictifs.

L'analyse multidimensionnelle telle l'analyse en composantes principales (PCA) (Wold et al. 1987) et la projection sur les structures latentes (PLS) ont servi, dans des études d'analyse de données, à réduire la dimension des variables et à établir des relations de causes à effets entre les variables elles-mêmes et de cibler les variables qui ont le plus d'impact sur l'occurrence de l'événement (Miyanishi et al. 1998). Pour un problème similaire au phénomène de casse de la feuille sur la machine à papier, les scientifiques de l'aciérie « Dofasco steel inc.» ont démontré qu'ils ont réduit de façon significative les casses des tôles en utilisant cet outil (Zhang et al. 2003). Les composantes principales peuvent être utilisées pour regrouper dans une faible dimensionnalité les variables les plus significatives pour un problème traité. Dans les cas idéaux, 80% de l'information pertinente peut se retrouver dans les trois premières composantes principales. Le reste des composantes n'expliquerait qu'une petite partie du problème (Winchell 2005). Mais la technique PCA ne différencie pas les variables de procédé (indépendantes) de la variable de réponse (dépendante).

La projection sur une structure latente (PLS) est la deuxième technique utilisée dans les cas multidimensionnels. Les PLS combinent différentes techniques mathématiques pour relier deux différents ensembles de données : les variables indépendantes x_i et la variable dépendante y. Un modèle basé sur les PLS peut aider à identifier les variables responsables dans la variabilité d'un procédé tel que la qualité de la pâte et le papier (Harrison et al. 2004, Winchell, 2005). Les variables sont regroupées dans des variables latentes comme pour la technique PCA.

(Miyanishi et al. 1998, Bonissone et Goebel. 2002, Takiyama 2004,) ont tous utilisé la technique PCA pour réduire la dimensionnalité des variables indépendantes et pour et diagnostiquer analyser les casses.

Cependant, aucune des études citées ci-dessus n'a utilisé cette technique seule. Elle a été combinée à d'autres techniques telles que la régression, pour obtenir des résultats recherchés.

D'autres approches statistiques fondamentales ont été employées dans d'autres études d'analyse des casses. (Oulidi et Paris 1999) ont utilisé la statistique descriptive pour explorer les casses de la feuille. L'un des résultats intéressant obtenu est la corrélation entre la composition de la pâte et l'intervalle entre casses. La corrélation est positive avec la proportion de la pâte cassée et elle est négative avec la proportion de la pâte fraîche.

(Khanbaghi et al. 1997) ont utilisé le processus de Markov à trois états (opérations normales, casses au bout humide et casses au bout sec) pour développer un modèle stochastique pour modéliser les casses à des fins de contrôle. Néanmoins, une chaîne de Markov exige que l'événement analysé suive une distribution exponentielle c'est-à-dire un événement sans mémoire. Or, (Oulidi et Paris 1999) ont démontré que l'intervalle entre casses ne suivait pas une distribution exponentielle simple.

Il important de rappeler que statistiquement, la casse est un phénomène rare, ce qui le rend encore plus difficile à cerner.

2.5 Régression logistique

Les probabilités sont nées de l'ambition de prédire ou de quantifier l'incertain. Indissociable de la statistique, l'étude de probabilité est une matière qui prend de l'ampleur dans toutes les disciplines. Dans l'industrie, elles aident à la prise de décision et à l'établissement de procédures de gestion et/ou d'opération. Associées avec une approche d'amélioration et d'évaluation de fiabilité, elles permettent une nette diminution du temps d'intervention sur les machines et augmentent l'intervalle de temps entre les pannes (Forrest et Breyfogle 1999).

Les modèles prédictifs basés sur la probabilité tendent à gagner du terrain dans l'industrie en général et dans l'industrie papetière en particulier. Qu'elle soit utilisée pour le contrôle ou pour l'optimisation des procédés et des opérations, l'application de la probabilité a montré une amélioration de la gestion des pannes (Ho et Henriksson 1993).

Dans des études statistiques ou probabilistes où la réponse (variable dépendante) d'un événement n'est pas continue et peut être codifiée sous forme binaire [0, 1], on fait souvent appel à la régression logistique.

- **Concept de la régression logistique**

Tout comme l'arbre de décision et les réseaux de neurones, la régression logistique constitue une méthodologie de plus en plus utilisée dans de nombreux domaines allant de la recherche fondamentale à des applications de « data mining », prévision commerciale et gestion des risques, prise de décision, recherche médicale (morbidité et mortalité), statistique industrielle, etc.

En général, la régression est une technique largement utilisée pour examiner la relation de causalité entre des variables. Alors que la régression linéaire a pour but de modéliser la relation entre une variable dépendante quantitative et une variable explicative quantitative, la régression logistique est une technique de régression qui est utilisée lorsque la variable réponse est binaire (présence [1] ou absence [0]) ou catégorique, c'est-à-dire qu'elle ne peut prendre qu'un nombre limité de valeurs. Elle permet de mettre en relation des variables explicatives et une variable réponse catégorique puis de la prédire. Cette situation est fréquente dans divers champs d'application (Jongman et al. 1995). En d'autres mots, la régression logistique permet de :

- Déterminer le pourcentage de la variance dans la variable dépendante expliquée par les variables indépendantes.
- Classer l'importance relative des variables indépendants.
- Estimer les effets d'interaction.

La construction d'un modèle de régression logistique comporte plusieurs avenues possibles. Elle est cependant conditionnée par les fins auxquelles est destiné le modèle. On peut utiliser la régression logistique à des fins descriptives ou exploratoires, à des fins explicatives et/ou à des fins prédictives qui conduisent à l'élaboration d'instruments de prédiction de l'événement (Blanchette 1996, Bernard 2003).

Il est commun d'utiliser la régression logistique à des fins de prédiction ou d'estimation des probabilités d'occurrence d'un événement, contrairement à une régression linéaire ordinaire qui pourrait résulter en une prédiction de probabilité supérieure à 1 ou inférieure à 0, ce qui est théoriquement inadmissible. La régression logistique est souvent préférée à la régression linéaire ordinaire, d'une part parce qu'elle permet de surmonter un nombre important d'hypothèses limitatives de la régression linéaire ordinaire.

La régression logistique exécute fondamentalement une transformation non linéaire des variables indépendantes x_i afin de prévoir un résultat p. La transformation non linéaire est caractérisée par:

$$p = \frac{e^{(ax+b)}}{1 + e^{(ax+b)}} \qquad (2.2)$$

Dans l'équation 2.2, p représente la probabilité et a et b sont les paramètres de régression. Cette fonction représente une courbe sigmoïde où la probabilité p est bornée entre 0 et 1.

La figure 2.6 est une représentation graphique de la réponse d'un modèle de probabilité de régression logistique binaire et la réponse d'un modèle de probabilité de régression linéaire ordinaire.

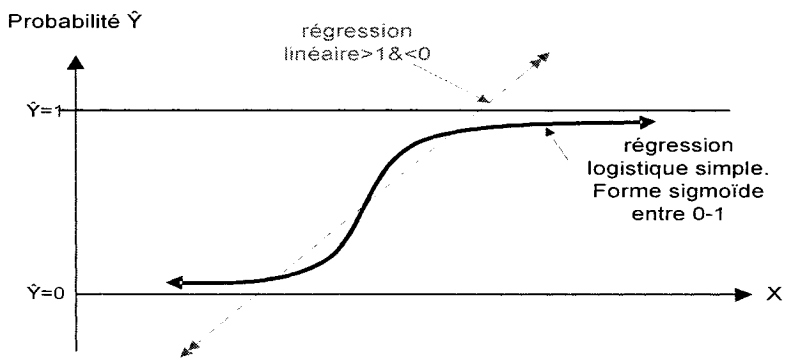


Figure 2-6 Comparaison entre le modèle de régression logistique et le modèle de régression linéaire.
(Whitehead 2000).

La forme générale (multidimensionnelle) de régression logistique est :

$$E(y) = \frac{e^{(\beta_0+\beta_1 x_1+\beta_2 x_2+.....+\beta_p x_p)}}{1+e^{(\beta_0+\beta_1 x_1+\beta_2 x_2+.....+\beta_p x_p)}} \qquad (2.3)$$

où :

E(y) est l'estimateur de la variable dépendante (y) appelé aussi probabilité

β_i sont les coefficients (paramètres) de régression.

2.6 Analyse de risques

L'analyse de risques est la mise en œuvre d'une procédure d'évaluation systématique des risques potentiels. Elle permet de mettre en évidence les éléments nécessitant une attention particulière. L'application des méthodes d'analyse de risques fait systématiquement appel aux raisonnements par déduction, du général vers le particulier ou par induction, du particulier vers le général. L'utilisation conjointe de plusieurs méthodes est parfois nécessaire.

Les méthodes inductives d'analyse de risques sont :

1. Analyse préliminaire des risques APR
2. Arbre des événements
3. Analyse des modes de défaillances et de leurs effets AMDE.
4. Analyse des modes de défaillances, de leurs effets et de leur Criticité AMDEC.
5. Méthode d'analyse des dangers des opérations HAZOP
6. Méthode organisée et systématique d'analyse des risques MOSAR

L'unique méthode inductive d'analyse de risques est l'arbre des défaillances.

L'objectif élémentaire de l'analyse de risques est de maintenir à tout instant l'installation en sécurité, tant en fonctionnement normal qu'en marche dégradée lors de déviations prévisibles (Laurent 2003). Cependant, quelques méthodes d'analyse de risques, en particulier les méthodes par déduction, sont utilisées pour établir des

relations de causalité tout comme le diagramme d'Ishikawa appelé diagramme de causes et effets qui est utilisé dans les méthodes six sigma. Ceci aide à explorer toutes les causes réelles ou potentielles qui résultent en un seul effet.

2.6.1 Arbre des défaillances

Cette méthode est née dans les années soixante dans les bureaux de Bell Labs pour évaluer et améliorer avec succès la fiabilité du système de lancement du missile Minuteman (Villemeur 1988). Elle a été ensuite développée et formalisée surtout par la société Boeing et elle est maintenant fréquemment employée dans de nombreux domaines industriels (Lees 1996)

L'arbre des défaillances est un digramme logique (portes et/ou) qui décrit l'enchaînement, en série ou en parallèle, des événements qui conduisent à l'événement final indésirable appelé événement de tête de l'arbre des défaillances. Cet événement doit être défini d'une manière précise mais sans devenir trop spécifique pour éviter la complexité de l'analyse ou la limite de mise en évidence de l'analyse (Laurent 2003).

l'arbre des défaillances la seule méthode, parmi les autres différentes méthodes d'analyses des risques, procédant d'une démarche déductive en progressant des effets vers les causes, autrement dit en sens inverse du déroulement du temps. En plus de la relation de causalité qu'on peut classer par le diagramme d'Ishikawa, l'arbre des défaillances a aussi pour objectif de déterminer les diverses combinaisons possibles

d'événements (causes) entraînant la réalisation d'un événement redouté unique (effet) et de représenter graphiquement ces combinaisons au moyen d'une structure arborescente.

L'arbre des défaillances est formé de niveaux successifs d'événements, de sorte que chaque événement est généré à partir des événements de niveau inférieur par l'intermédiaire de diverses portes logiques. Toutefois, une porte logique ne doit pas être connectée à une autre porte logique afin de ne pas omettre des étapes de la démarche déductive. Les symboles de représentation des événements, leur nom et leur signification sont regroupés dans le tableau A.5.1.

2.6.1.1 Exploitation de l'arbre des défaillances

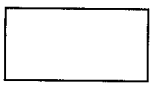
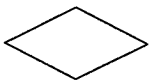
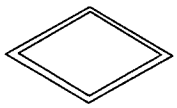
L'exploitation de l'arbre des défaillances peut être envisagée de plusieurs façons, soit simplement au niveau du système, soit qualitativement, soit semi quantitativement et soit quantitativement (Bore 1993).

Plusieurs logiciels commerciaux sont disponibles pour l'élaboration des arbres des défaillances particulièrement, quand l'arbre des défaillances est utilisé à des fins quantitatives ou semi quantitatives.

Dans l'arbre des défaillances, une analyse quantitative signifie la quantification probabiliste de façon à déterminer la fréquence ou la probabilité d'apparition de

l'événement final de tête en remontant l'arbre des défaillances tout en appliquant les règles de l'algèbre de Boole. Ceci suppose que chacun des événements élémentaires soit connu en fréquence ou en probabilité.

Tableau 2-1 Représentation symbolique des événements.
(Villemeur 1988)

Nom du symbole	Signification du symbole
Rectangle 	Représentation d'un événement résultant de la combinaison d'autres événements par l'intermédiaire d'une porte logique (ET, OU)
Cercle	Représentation d'un événement élémentaire ne nécessitant pas de développement futur
Losange 	Représentation d'un événement qui ne peut être considéré comme élémentaire mais dont les causes ne sont pas et ne seront pas développées
Double losange 	Représentation d'un événement dont les causes ne sont pas encore développées mais le seront ultérieurement
Porte « OU »	Employée lorsque plusieurs événements sont présents simultanément pour obtenir l'événement de sortie
Porte « ET »	Employée lorsque plusieurs événements entraînent séparément l'événement de sorite

La figure 2.7 est un exemple d'application de l'arbre des défaillances à des fins quantitative établie par « The Institution for Electrical Engineers IEE » afin de déterminer les probabilités d'occurrence d'un accident de voiture à une intersection principale de route.

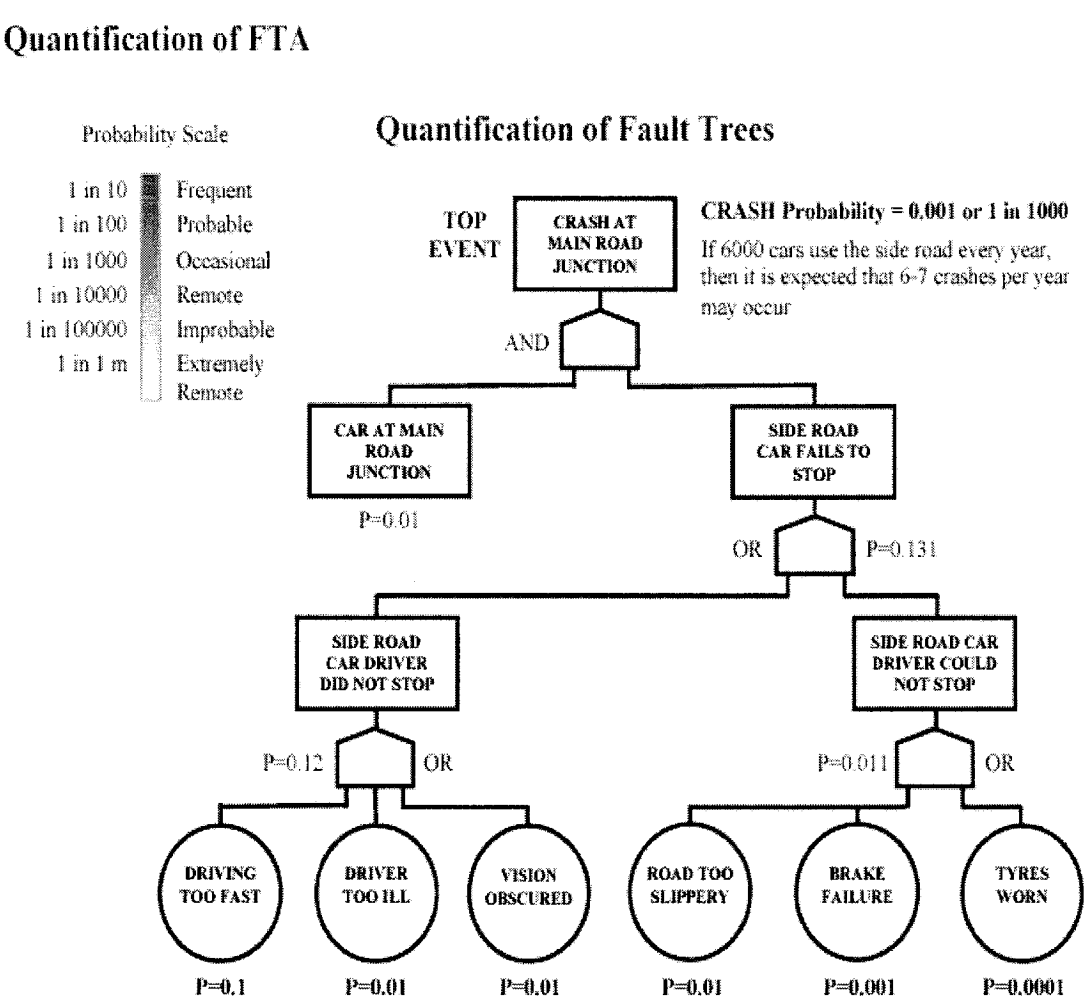


Figure 2-7 Arbre des défaillances appliqué à des fins quantitatives.
The Institution for Electrical Engineers [IEE] 2004)

CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE

3.1 Méthodologie générale

Dans cette section, une description de la méthodologie est détaillée pour répondre aux objectifs fixés dans cette étude. La figure 3.1 est une représentation schématique des principaux aspects de la méthodologie globale.

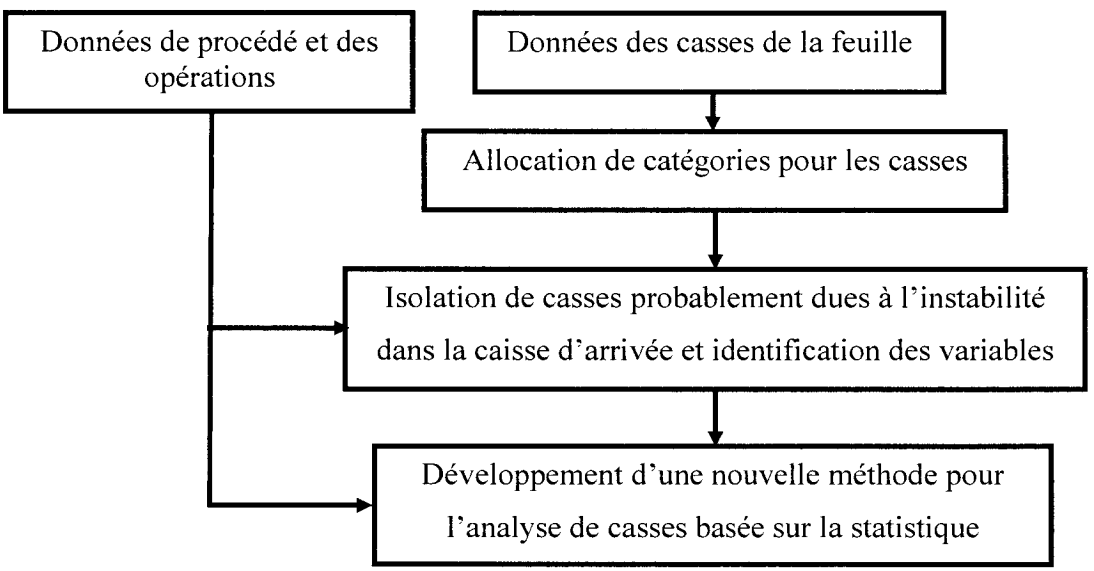


Figure 3-1 Méthodologie générale.

3.2 Données du procédé et des opérations

Le point de départ dans une étude d'analyse et la compréhension du problème. Dans le cas d'une analyse étroitement liée au procédé, la compréhension de ce dernier est aussi fondamentale. Cette étape est suivie d'une collecte des données pertinentes et en

rapport avec le problème. L'analyse de casses ne diffère pas de cette méthodologie classique d'approche d'un problème. Cependant, dans le cas d'une analyse statistique, il est recommandé de prendre un maximum de variables explicatives sur une longue période pour permettre une étude statistiquement fiable. Un autre point important dans la collecte de données, est le choix de l'intervalle de temps entre les observations. Enfin, les délais entre les étapes de procédés doivent être estimés dans chaque observation afin d'établir de meilleures relation de cause à effet.

Il n'est pas toujours évident d'avoir une banque de données sur une longue durée sans être confronté aux problèmes de données incomplètes, non numériques, erronées,...etc. Il est donc impératif de bien tamiser, trier et nettoyer la base de données.

Ce travail, qui représente à lui seul plus de 70% d'une étude d'analyse de casses, doit être fait minutieusement afin de soutirer le maximum d'information des variables les plus importante et afin de pouvoir les interpréter.

La figure 3.2 est une illustration graphique de cette première étape de la méthodologie d'analyse statistique de casses.

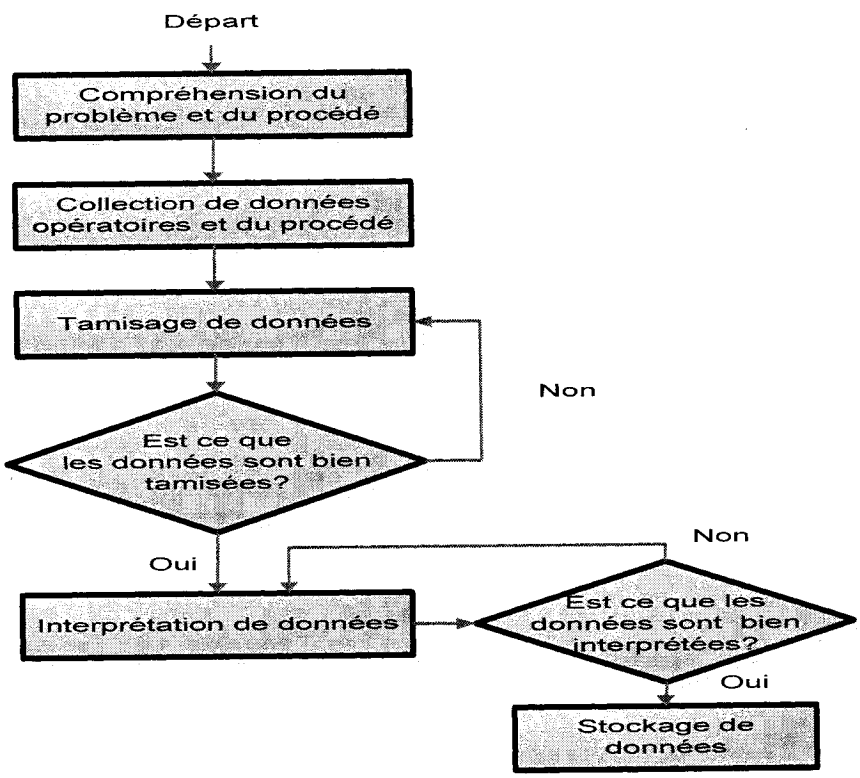


Figure 3-2 Collecte de données du procédé et des opérations de la fabrication du papier.

3.3 Données des casses de la feuille

Les informations sur les casses de la feuille sont généralement répertoriées, analysées, archivées et peuvent êtres utilisées par le personnel à l'usine afin de budgéter des projets. En effet, si une casse avec la même cause revient souvent, il est possible, lorsque la source est bien connue, de résoudre le problème particulièrement s'il est d'origine mécanique. Malheureusement, les causes ne sont pas toujours connues et/ou mentionnées par le personnel de l'usine. De plus, même si l'information est disponible, elle est parfois mal utilisée.

La casse doit être classée initialement par les opérateurs et contenir les informations suivantes : la date et l'heure de l'apparition de la casse ou du début de la casse et celle du rétablissement de la feuille sur la machine, la durée de la casse, l'endroit où elle s'est produite en plus d'une brève description de cause et conséquence de ce qui a été constaté visuellement ou par les caméras à haute vitesse. Enfin, des commentaires adaptés qui apportent des informations bénéfiques, devraient figurer dans le fichier des casses. Le tableau 3.1 est un exemple de fichier de base (fondamental) qui doit exister dans une usine de papier et qui contient de l'information sur les casses de la feuille.

NB : Il est à la fois très subjectif et dangereux de se hasarder à identifier à ce stade le type de casse (mécanique, procédé, ...).

Tableau 3-1 Fichier des casses de la feuille sur une machine à papier.

Casse				
Date et l'heure de l'occurrence	Durée de la casse	Endroit où la casse s'est produite	Description de la casse	Commentaire

3.4 Allocation de catégories pour les casses

Dans cette étape, on peut d'ores et déjà séparer les casses en deux catégories; les casses intentionnelles regroupant les arrêts programmés, maintenance mécanique et/ou électrique et les changements de grade manuels (par exemple, un changement du nombre de calandres pour les changements d'épaisseurs), et les casses spontanées

regroupant les causes inconnues ou non spécifiées et tout autre cause citée. Cette catégorie est celle qui sera analysée. La figure 3.3 représente les deux catégories de casses.

Il est possible d'ajouter une analyse de perte de temps et de production pour chaque catégorie. Ceci permettrait d'établir une stratégie de budgétisation des projets autour de la machine à papier. Pour une analyse plus efficace des casses, un Pareto (voir annexe 5) peut être construit pour chaque cause mentionnée.

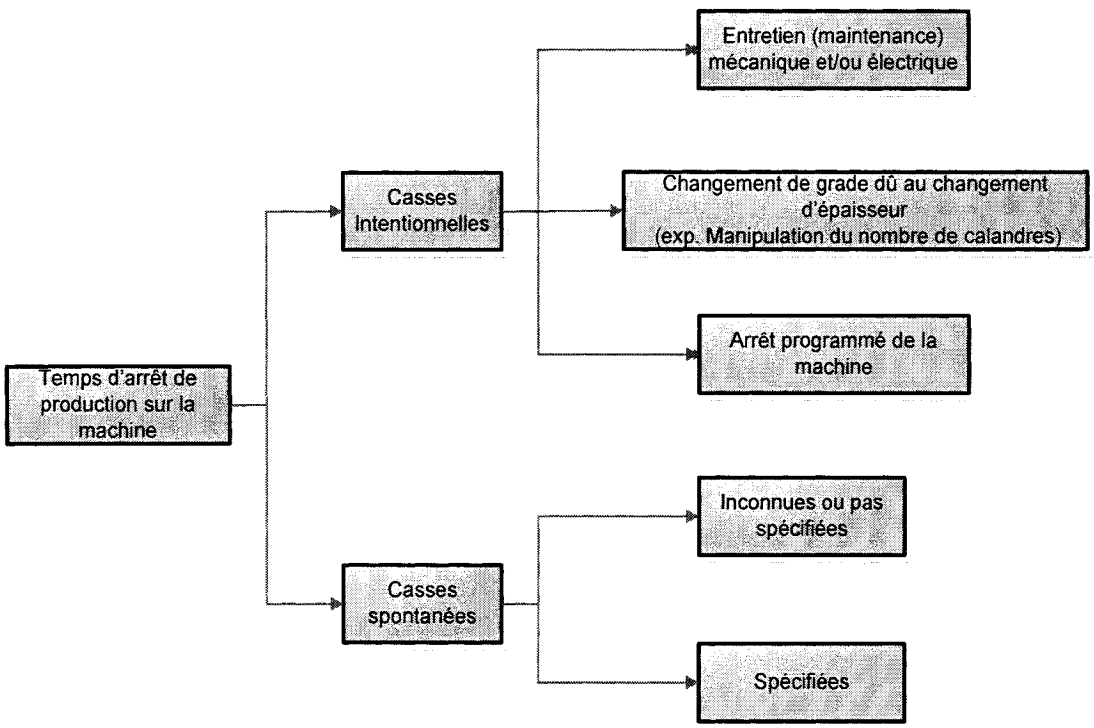


Figure 3-3 Allocation des catégories de casses.

3.5 Isolation de casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et identification des variables associées

Cette étape est le cœur de cette méthode d'analyse. Elle permet d'isoler les casses à étudier et d'identifier les variables qui seront utilisées ultérieurement pour une analyse de probabilité.

Elle est constituée principalement de deux parties : une analyse de risques et une substitution de mesures non disponibles par d'autres mesures reliées à l'événement d'intérêt par des relations de causalité. La figure 3.4 représente les étapes d'isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée.

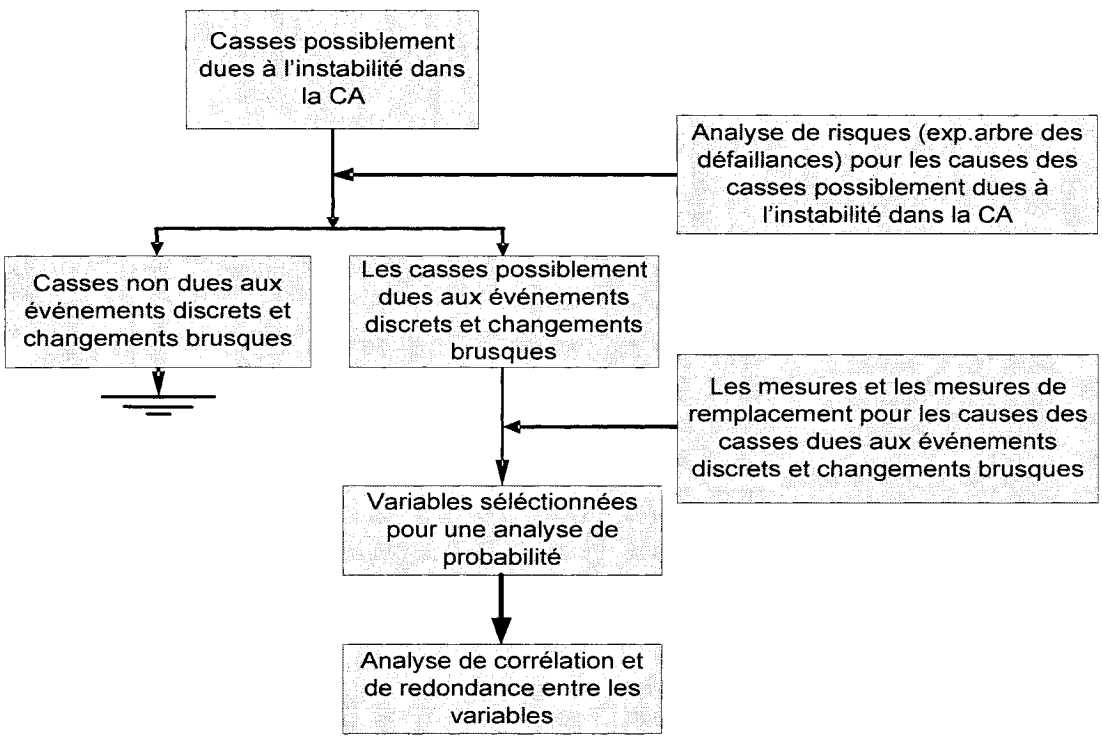


Figure 3-4 Isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée et identification des variables associées.

3.5.1 Analyse de risques/Arbre des défaillances

Une analyse de risque basée sur une approche arborescente des défaillances pour les causes retenues dans la catégorie des casses spontanées, et disposant de casse comme étant l'événement de tête permet de séparer soigneusement les casses auxquelles on s'intéresse dans cette étude, c'est-à-dire les casses qui ont une probabilité élevée d'être engendrées par des événements discrets et des changements soudains.

L'arbre ainsi construit permet de mettre en évidence les différents scénarios conduisant à l'apparition des casses, d'éliminer les causes qui ne sont pas dues aux événements discrets, et aussi d'éliminer les causes pouvant compromettre l'étude si elles demeuraient présentes même ayant des liens avec les événements discrets. Ceci peut se produire lorsqu'il y a présence d'un nombre élevé de casses dues à une cause aux multiples événements avec une faible probabilité que cette cause soit reliée aux événements discrets.

Les casses qui seront retenues pour une analyse de probabilité, sont celles qui disposeront des causes à la racine encadrées dans des doubles losanges, appelé dans la terminologie de l'arbre des défaillances « cause à développer ».

Un exemple d'arbre des défaillances d'analyse qualitative des causes de casses est représenté dans la figure 3.5.

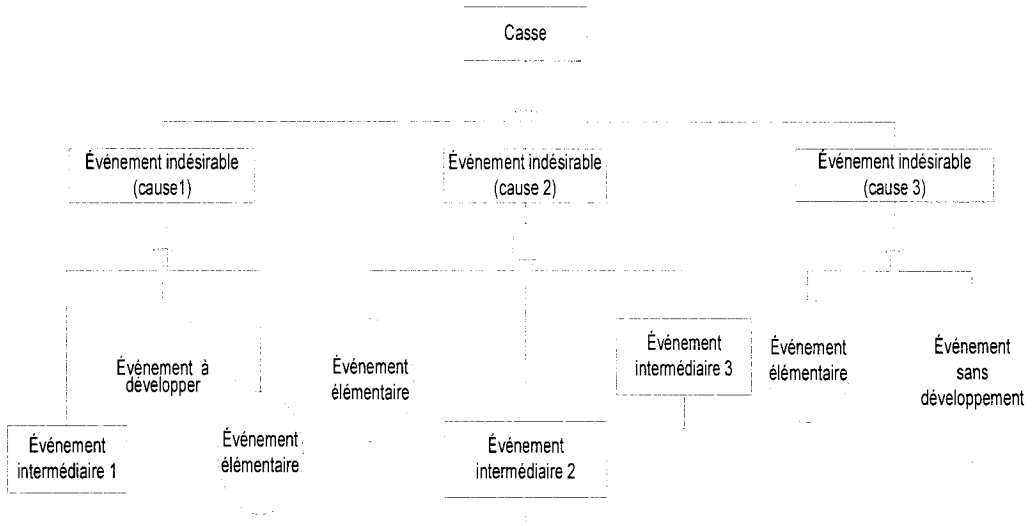


Figure 3-5 Exemple d'arbre des défaillances pour analyse des causes des casses.

3.5.2 Identification de variables et des variables substituées

Jusque là, la collecte de mesures n'a pas été réduite, de manière à la centraliser autour des cinq paramètres clés, soit la distribution de la longueur des fibres, la consistance de la pâte mélangée, le débit de la pâte mélangée, la température dans la CA et la concentration en matière dissoute et colloïdale. Dans cette étape, les mesures qui seront retenues devront avoir des liens avec ces cinq propriétés de la pâte.

Il n'est pas toujours évident d'avoir toutes les mesures dans les systèmes d'archivage de l'usine, il est donc quelquefois nécessaire de recourir à des mesures indirectes pour les substituer aux mesures non disponibles. Ces mesures doivent être reliées aux mesures manquantes en présence des événements discrets par des relations de causalités. Ces événements doivent avoir un impact sur les cinq propriétés clés définis

précédemment. D'autres mesures, développant des corrélations avec les événements discrets et formulant l'impact de ces événements, doivent être considérées. La figure 3.6 est une représentation de l'organigramme de cette opération.

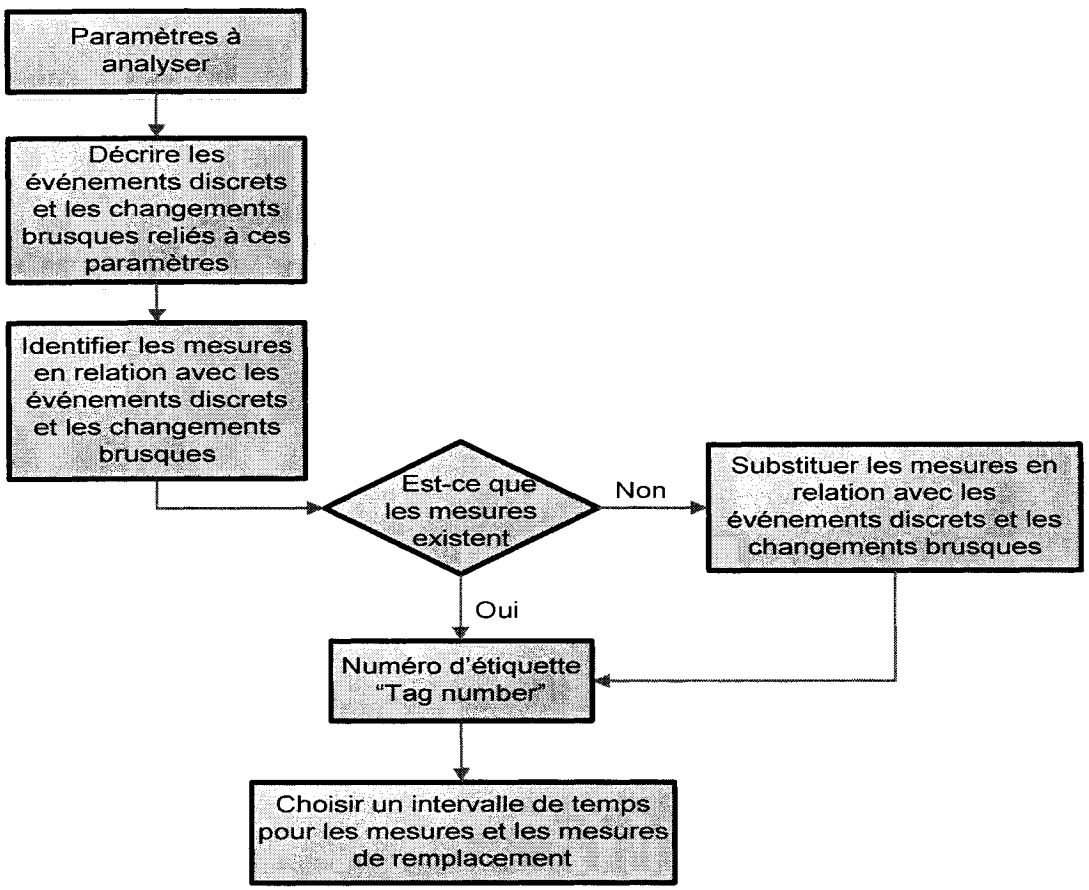


Figure 3-6 Organigramme d'identification de variables
et de variables substituant les variables non disponibles.

3.6 Développement d'une nouvelle méthode pour l'analyse de casses

La casse de la feuille est un phénomène statistiquement rare et difficile à prédire à cause de l'implication de plusieurs variables à la fois. Néanmoins, il est possible

d'aborder ce problème en utilisant des analyses multidimensionnelles telles que l'analyse en composantes principales (PCA), la projection sur les structures latentes « PLS » et réseau de neurones. Dans cette méthodologie, c'est plutôt la régression logistique qui a été adoptée pour atteindre les objectifs fixés au départ. Dans cette étude, la régression logistique est utilisée à des fins exploratoires et pour élaborer un instrument de prédiction des casses de la feuille, ce qui aurait été difficile à établir par une approche PCA ou PLS tel qu'adopté dans les études faites par (Berton et Akrour 2005a, Berton et Akrour 2005b). Les deux rapports sont joints en annexe 6 et annexe 7, respectivement. .

La casse peut être codifiée par [1] dans le cas de son occurrence et [0] dans le cas dans son absence. Ceci permettrait d'utiliser la régression logistique binaire comme décrite dans la revue de littérature ainsi dans l'annexe 5. Les variables sélectionnées dans la partie 4 de la méthodologie, doivent être à nouveau nettoyées pour éliminer toute observation singulière et non significative ou incohérente. Ensuite, pour caractériser les changements soudains, de nouvelles variables doivent être générées pour représenter le taux de changement de chaque variable $|\Delta X/\Delta T|$ qui représentera les changements soudains dans ce travail. Ainsi une nouvelle base de données peut être créée sous forme d'observation. Le terme observation dans cette analyse décrit un ensemble de variables indépendantes « X_i » correspondant à un état de la variable dépendante « y » qui est la casse.

Avant de décrire les probabilités, une étude statistique descriptive pour chaque variable y compris les nouvelles variables de taux de changement, doit être complétée. Ceci délimite l'intervalle d'application et des résultats de la régression logistique.

Une fois les modèles de régression logistique non linéaires réalisés, il est possible d'établir des indices de probabilité pour les casses à partir des modèles prédictifs déjà obtenus par la régression logistique. La figure 3.7 illustre les étapes de la méthode décrite ci-dessus.

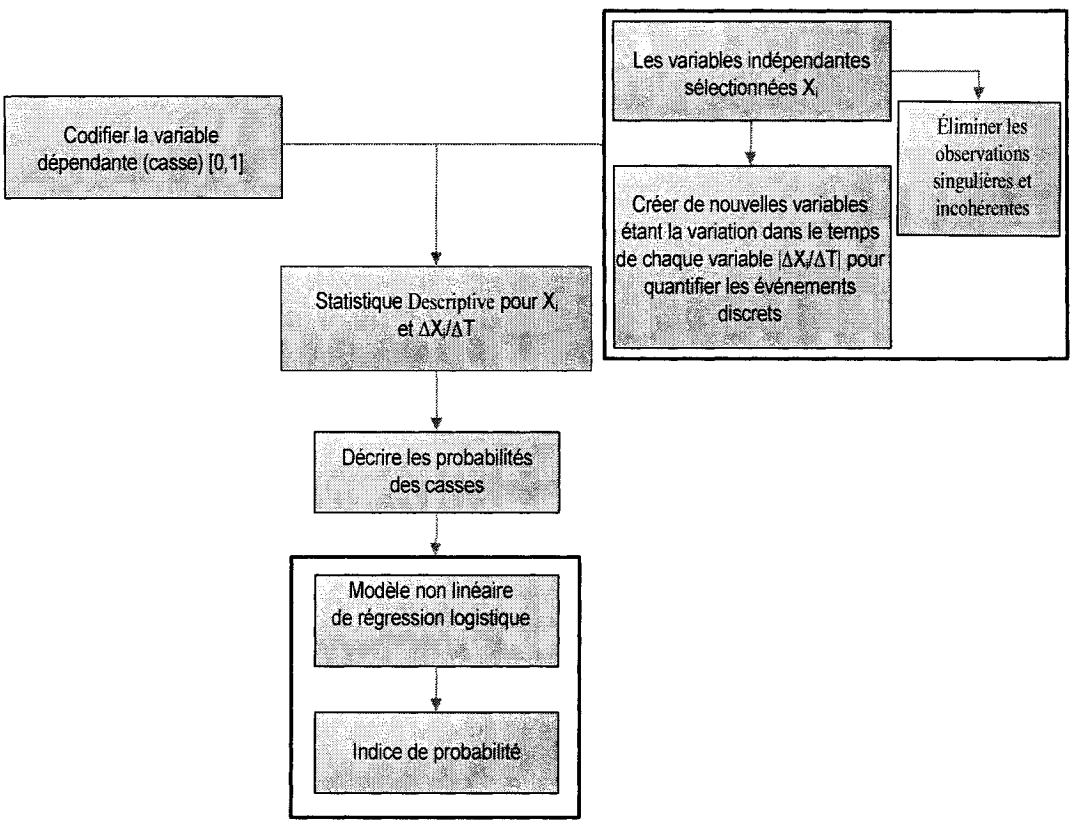


Figure 3-7 Nouvelle méthode d'analyse de casses basée sur la régression logistique.

CHAPITRE 4 : SYNTHÈSE DE L'ARTICLE

4.1 Présentation de l'artcile

L'intégralité de l'article intitulé *« Prediction of Paper Machine Web Breaks Caused by Headbox variability»* soumis au journal TAPPI est en annexe 1. Un deuxième artcile qui sera présentée à la semaine du papier (conférence PAPTAC 2006), et subséquement sera soumis à PULP & PAPER CANADA, est considéré dans ce chapitre afin de présenter des résultats suplémentaires explicites non mentionnés dans le premier article. L'artcile s'intitule «Méthode pour analyse de casses de la feuille sur une machine à papier» *(Method for the Analysis of Paper Machine Web Breaks)*, et il est joint en annexe 2.

4.1.1 «Prediction of Paper Machine Web Breaks Caused by Headbox Variability»

Cet article reprend la méthodologie décrite dans le précédent chapitre pour faire face à la problématique citée au tout début de ce mémoire, c'est-à-dire, la casse de la feuille sur la machine à papier générée par la variabilité dans la caisse d'arrivée et due à l'occurrence d'événements discrets.

La méthodologie permet d'identifier et de caractériser la catégorie de casses qui sont possiblement causées par des événements discrets dans le système d'approche de la machine à papier et qui peuvent accroître la probabilité de la variabilité dans la caisse d'arrivée.

Il faut savoir que des événements discrets peuvent se produire loin de la machine à papier, voir même au début de l'élaboration de la pâte. Cependant, l'interaction des variables le long de tout le procédé rend incertaine la quantification de ces événements.

Pour établir des indices de probabilités, deux méthodes statistiques ont été examinées: une combinaison linéaires de variables et la régression logistique (combinaison non linéaire de variables).

Plusieurs approches de méthode linéaires multidimensionnelles ont été envisagées y compris l'analyse de composante principale. Finalement la méthode linéaire choisie, est une régression linéaire ordinaire.

- Cette combinaison linéaire est effectuée sur les variables qui sont les plus corrélées avec l'événement de casse. La projection linéaire pour chaque observation temporelle, prend la forme:

$$\tilde{y}(t) = \sum_{k=1}^{p} c_k x_k(t) \qquad (4.1)$$

où k définit la variable sélectionnée, c_k sont les coefficients, p est le nombre total des variables considérées et $x_k(t)$ est l'observation spécifique de la variable, centrée et initialement réduite. L'indice proposé est donc le produit scalaire du vecteur de coefficients avec chaque observation.

D'une façon générale, l'avantage de la régression linéaire réside dans la simplicité de ses modèles et sa commodité pour établir d'éventuelles études d'optimisation et de contrôle. Ceci dit, la régression linéaire simple a pour but de modéliser la relation entre une variable explicative quantitative et une variable dépendante quantitative, et non pas une réponse binaire telle que la présence ou l'absence d'une casse. Comme la régression linéaire n'est pas un outil approprié pour modéliser des réponses binaires, dans cette étude, l'indice de probabilité n'a pas un sens physique en soi, et ne peut pas être interprété.

En outre, le modèle linéaire n'est pas très précis dans sa tendance globale dans les modèles établis. Ces faiblesses sont partiellement dues au fait que la régression linéaire n'est pas l'outil idéal pour modéliser une réponse binaire. Les résultats mitigés de cette approche linéaire, ont conduit au développement des indices de probabilités par la régression logistique qui est beaucoup plus appropriée pour les réponses bornées. Dans cette synthèse, seule l'approche non linéaire est reprise.

La régression logistique est la méthode non linéaire sélectionnée pour mettre en place l'indice de probabilité. Contrairement à la combinaison linéaire décrite précédemment, l'objectif de la régression logistique binaire est de modéliser la relation entre les variables quantitatives indépendantes et la variable dépendante binaire explicative (casse). L'indice obtenu représente la probabilité d'occurrence des casses.

La régression logistique réalise une transformation non linéaire de la variable indépendante X afin de prédire la réponse y.

Pour établir un indice de probabilité qui évolue temporellement, l'indice t a été introduit dans l'équation (2.3) de manière à exprimer les changements des observations dans le temps.

$$E(y(t)) = \frac{e^{(\beta_0+\beta_1 x_1(t)+\beta_2 x_2(t)+.....+\beta_p x_p(t))}}{1+e^{(\beta_0+\beta_1 x_1(t)+\beta_2 x_2(t)+.....+\beta_p x_p(t))}} \tag{4.2}$$

où *E(y(t))* est la probabilité d'occurrence de casses dans le temps.

Une usine de papier journal du Québec a été choisie pour illustrer la méthodologie. Quelques résultats sont présentés à la fin de l'article.

4.1.2 Méthode pour analyse de casses de la feuille sur une machine à papier.

Cet article de conférence est une étude de cas. Il expose les problèmes de la casse et ses conséquences pour l'usine Belgo de papier journal. Cette usine fait face quotidiennement à des casses de nature diverse. Plusieurs casses sont enregistrées sans que les causes ne soient définies, ce qui rend insuffisante l'analyse de casses, actuellement faite à l'usine.

Pour remédier à ce phénomène de casse, la méthodologie proposée dans le chapitre 3 a été appliquée dans cette usine. Une bonne partie des résultats est rapportée dans cet

article. Une analyse de diagnostic est proposée à la fin pour permettre de mieux comprendre les opérations favorables à l'occurrence de casses générées par la variabilité dans la caisse d'arrivée.

Les résultats montrent le potentiel de cette méthodologie pour l'analyse et la prédiction des casses inconnues ou des casses dont les descriptions sont vagues.

4.2 Synthèse

Dans cette section, les deux articles sont combinés systématiquement pour présenter un texte cohérent. Les deux articles sont étroitement liés et se complètent. Dans le premier article, une méthodologie est proposée pour introduire de nouvelles connaissances dans l'industrie des pâtes et papiers. En effet, la régression logistique est une méthode statistique souvent utilisée dans différents domaines, allant de la médecine à la finance et à chaque fois que l'événement sous étude est borné et peut se mettre sous forme catégorielle ou binaire. Dans cet article, cette méthode statistique est intégrée dans une méthodologie qu'on peut appliquer pour l'analyse et la prédiction de casses de la feuille sur une machine à papier. Dans le deuxième article, les bénéfices éventuels de cette méthode dans l'analyse de casses sont rapportés.

Pour permettre une meilleure compréhension du procédé, une description de l'usine pour laquelle la méthodologie a été appliquée est présentée de façon plus détaillée que dans les articles.

L'usine a été fondée en 1900 et a depuis subi plusieurs modifications. Étant donné que les premiers capitaux provenaient d'une banque belge, l'usine porte un diminutif en conséquence : « Belgo ». Cette usine est une division du groupe « Abitibi-Consolidated Inc» le leader mondial en production de papier journal. Elle se situe dans la ville de Shawinigan au bord de la rivière Saint-Maurice à mi-chemin entre Montréal et Québec.

En 2004, la production journalière de cette usine était de 1035 tonnes métrique/jour. Suite à des modifications faites dans la section de production de la pâte, elle atteint aujourd'hui une production de 1061t/j. L'usine emploie environ 550 personnes réparties dans les différentes sections de l'usine notamment, la direction, la production de pâte, l'atelier de désencrage, la machine à papier, la finition, l'expédition et le traitement des effluents.

Les produits de cette usine sont : le papier journal (10% pour le Canada, 70% pour les États-Unis et 20% pour des pays d'outremer), papiers à forte épaisseur (livres de poche et cahiers à colorier). Ces produits sont produits à plus de trente différents grades. L'usine comprend principalement trois lignes de raffinage de copeaux composés essentiellement de l'épinette noire, un atelier de fabrication de pâte désencrée et quatre machines de caractéristiques et d'âge différents, mais elle a un circuit de pâte cassée commun aux quatre machines et un réseau d'eau blanche très complexe qui alimente

toutes les parties de l'usines. La figure 4.1 montre une vue générale du procédé de fabrication du papier à l'usine Belgo.

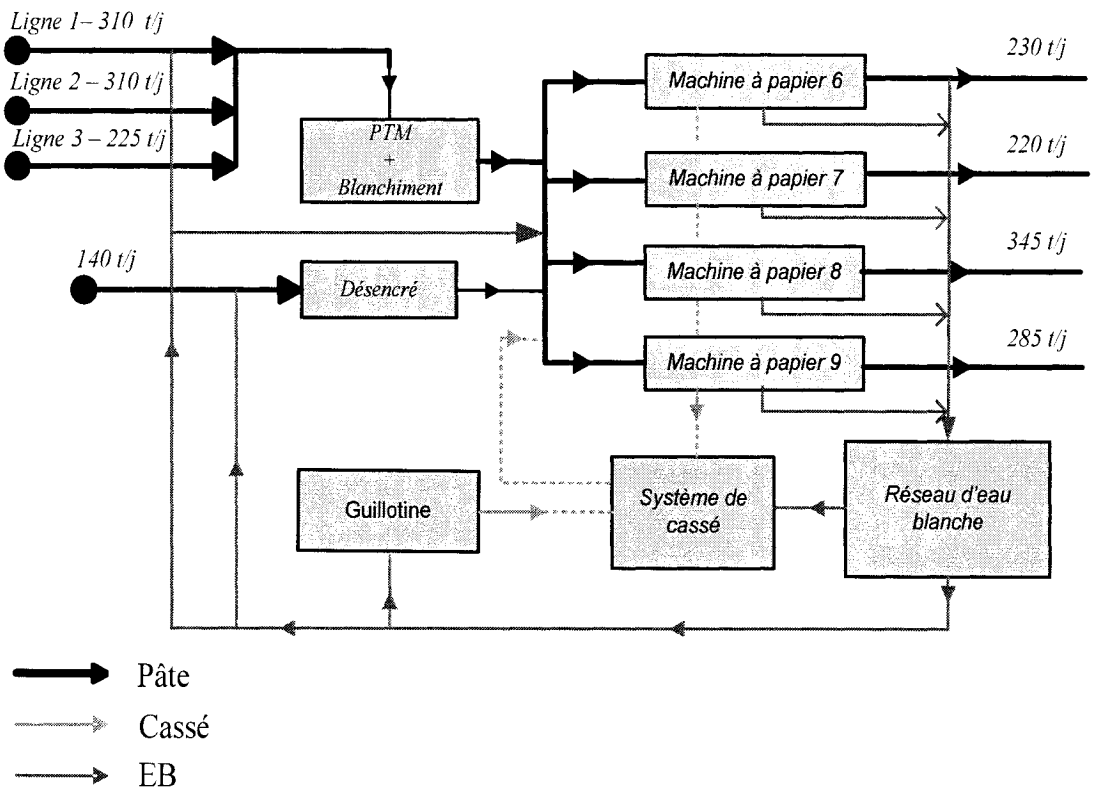


Figure 4-1 Vue générale de l'usine intégrée de fabrication du papier journal « Belgo ».

4.2.1 Description de procédé de fabrication du papier journal

Une brève description des parties ayant un rapport avec le travail effectué dans cette étude est présentée dans cette section. Le lecteur peut se référer à l'annexe 3, pour de plus amples détails sur ces parties ainsi que sur d'autres parties intégrantes de l'usine Belgo.

4.2.1.1 Manutention des copeaux et la cour à bois

Deux moyens de transport sont utilisés pour la manutention des différents copeaux : le camionnage (approvisionnement principal) et les trains en provenance des différentes scieries du Canada principalement celles d'Abitibi-Consolidated. Les copeaux sont ensuite déchargés dans trois silos extérieurs distincts pour chaque essence de bois (haute densité, (épinette noire), feuillus et pin gris). Des vis à vitesse variables assurent un mélange plus ou moins stable constitué de 77% d'épinette noire, 15% de pin gris et 8% de feuillus. Le mélange est ensuite acheminé vers un classeur grossier pour enlever les gros copeaux afin de les recouper. La sortie est dirigée vers un classeur giratoire pour enlever les fines des copeaux. Une fois dépoussiérés, les copeaux sont conduits par un convoyeur à courroie dans un silo situé dans l'atelier de la pâte thermomécanique (PTM) et chimico-thermomécanique (PCTM).

4.2.1.2 Mise en pâte chimico-thermomicanique (PCTM) et blanchiment

Le convoyeur doseur situé à la base du silo évacue les copeaux vers la trémie de préchauffage. Ici, les copeaux sont, pour la première fois, en contact avec la vapeur pour être réchauffé et ramolli. Le mélange alimente par la suite le laveur où les matériaux lourds tels que pierre, sable et métal sont séparés des copeaux. Les copeaux nettoyés sont pompés vers l'égouttage à double vis. Après être passée dans des classeurs inclinés, l'eau récupérée retourne au réservoir d'eau de lavage. Les copeaux égouttés sont ensuite amenés vers le doseur de l'étuveur. À partir de cet endroit, on

retrouve deux lignes de raffinage principales. Une ligne permet d'acheminer les copeaux vers les lignes de raffinage 1 et 2 et l'autre ligne sert à transporter une partie des copeaux à la 3^{e} ligne. Les copeaux sont compressés à l'aide d'un alimentateur à vis conique (A.V.C) avant d'entrer dans l'étuveur. Les copeaux en direction des lignes 1 et 2 de raffinage sont traités par un produit chimique (sulfite de sodium) pour permettre de mieux les ramollir en présence d'une température dépassant les 135°C. C'est cette opération qui justifie l'appellation de l'atelier d'élaboration de la pâte par « PCTM ».

Le raffinage des copeaux se fait en deux étages dans les trois lignes par des raffineurs à plaques. La pâte quittant les raffineurs à 45% de consistance est envoyée vers des cuviers de détente appelés aussi cuviers de latence où elle est diluée. L'avant dernière étape d'élaboration de la PCTM est le classage qui accepte ou refuse la pâte selon des critères fixés par l'usine. Les acceptés sont envoyés vers différents stades d'épuration. Après l'épuration, la pâte est épaissie et finalement entreposée dans deux réservoirs ayant chacun une capacité de 200T. La dernière étape par laquelle la PCTM passe est le blanchiment. Cette opération se déroule dans une tour de blanchiment pour 45 minutes durant lesquelles l'hydrosulfite de sodium est rajouté. La pâte est finalement prête à alimenter les différentes machine à papier. La production totale de la PCTM est d'environ 850 t/j avec une efficacité de plus de 95%. La figure 4.2 est une illustration de l'élaboration de la PCTM.

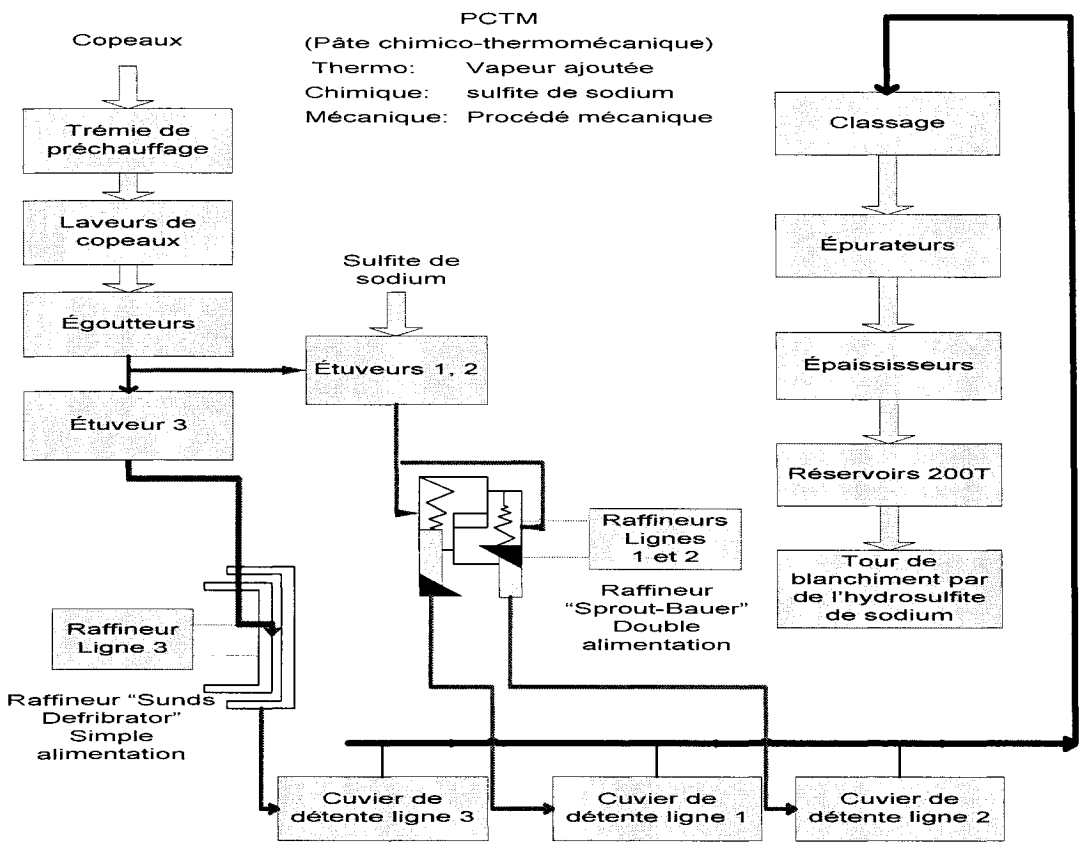


Figure 4-2 Procédé de production de la PCTM à l'usine « Belgo ».

4.2.1.3 Atelier de production de pâte désencrée

Le procédé de désencrage a une capacité de production de 210 tonnes par jour de pâte désencrée issue de la récupération de papier journal et de revues. Le papier journal constitue en moyenne 93% du volume de papier utilisé (quatorze ballots de papier journal contre un ballot de revue).

Le lot de papier à désencrer est broyé et désintégré dans un triturateur en présence d'eau blanche et une panoplie de produits chimiques notamment du peroxyde d'hydrogène et de l'acide diéthylène triaminopentaacétique (DTPA) pour les ions

métalliques. La trituration dure environ 12 minutes à une consistance de 15%. À la sortie du triturateur, il y a un classeur qui élimine les plus grosses impuretés (plastique, métal, parfois même de l'argent!..). La pâte grossière passe ensuite par des épurateurs à haute densité. Ils sont tourbillonnaires et opèrent à une concentration de 3.5%. Leur rôle est d'éliminer les impuretés dont le poids spécifique est élevé. La pâte ainsi épurée passe par des classeurs grossiers à trous qui refusent par tamisage les impuretés dont le volume est supérieur à l'orifice des trous du tamis. Les acceptés sont dilués et dirigés dans des cellules de flottation.

La flottation est un procédé physico-chimique de séparation. De l'air est injecté dans la pâte à l'entrée des cellules de flottation en présence du savon, ceci favorise la formation de mousse qui entraîne l'encre et d'autres impuretés à la surface. La pâte est ensuite orientée vers un système d'épuration avant d'être lavée dans des laveurs de pâte pour enlever les gouttelettes d'encre qui ont résisté aux étapes précédentes, et elle est aussi pressée par des presses à vis. La pâte est enfin stockée dans un réservoir de 50 T.

À l'origine, une tour de blanchiment permettait de rencontrer les normes de blancheur de la pâte désencrée avant de l'envoyer dans les machines à papier, mais à cause des coûts élevés de cette opération, celle-ci a été éliminée et remplacée par une injection en ligne de l'hydrosulfite de sodium. La tour de blanchiment est par contre utilisée pour blanchir la PCTM qui alimente une des machines à papiers (B6) afin d'obtenir

un grade spécifique à haute blancheur. La figure 4.3 donne un aperçu sur l'atelier de fabrication de la pâte désencrée.

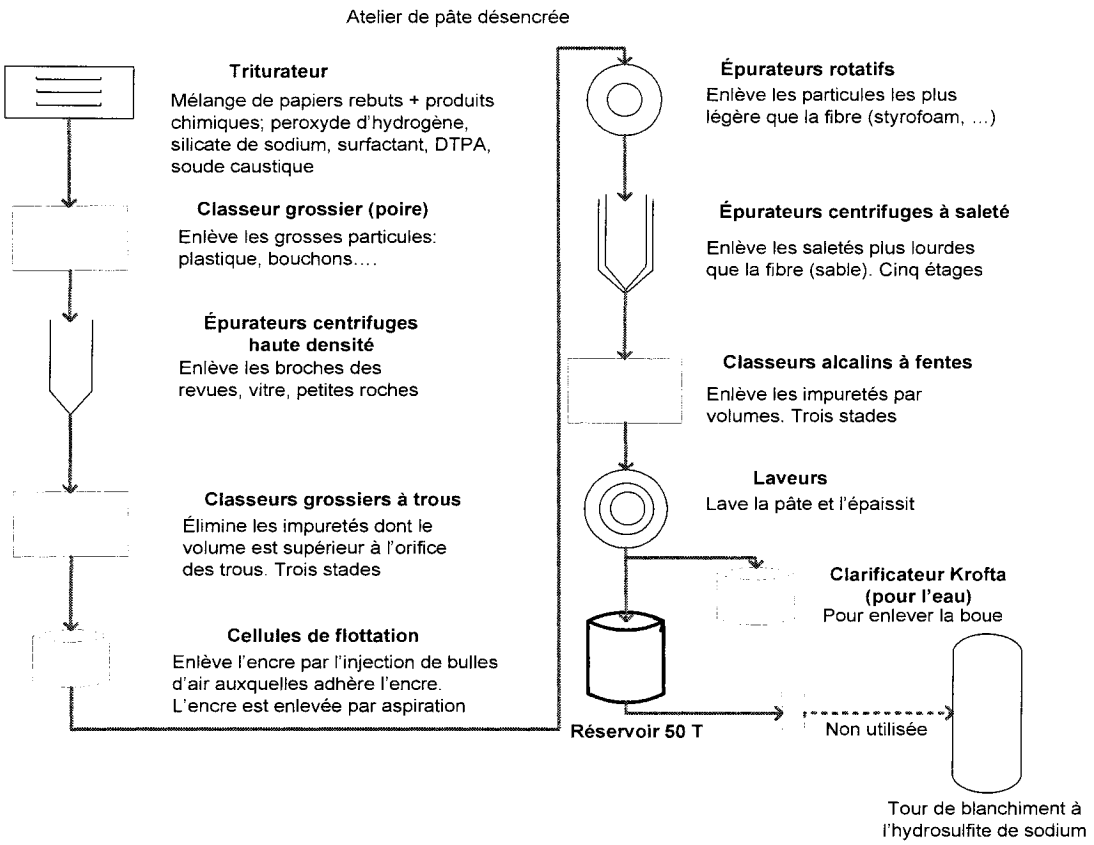


Figure 4-3 Atelier de production de la pâte désencrée à l'usine « Belgo ».

4.2.1.4 Système d'approche des machines à papier

À Belgo, le terme « système d'approche » se réfère spécifiquement à la pompe de mélange où la pâte fournie est dosée, diluée par de l'EB de la machine, mélangée à tous les additifs nécessaires (PEO et l'adjuvent, couleur bleu et rouge), et finalement classée et nettoyée dans deux niveaux de classeurs, primaire et secondaire, avant d'être déchargée sur la toile de la machine à papier par le biais de la CA à une consistance

d'environ 1%. On peut, dans certains cas, étendre le système d'approche du cuvier de mélange de la machine aux lèvres de la CA.

Dans le cuvier de mélange, les trois pâtes (PTM, pâte désencrée et pâte cassée) sont généralement mélangées à des proportions différentes selon le grade recherché et la disponibilité des pâtes, et la consistance de la pâte mélangée est contrôlée à environ 3%. Ensuite, le mélange est dirigé vers la pompe de mélange.

Les quelques différences dans les systèmes d'approches des quatre machines sont énumérées dans le tableau 4.1. La figure 4.4 est une représentation simplifiée du système d'approche des machines à Belgo.

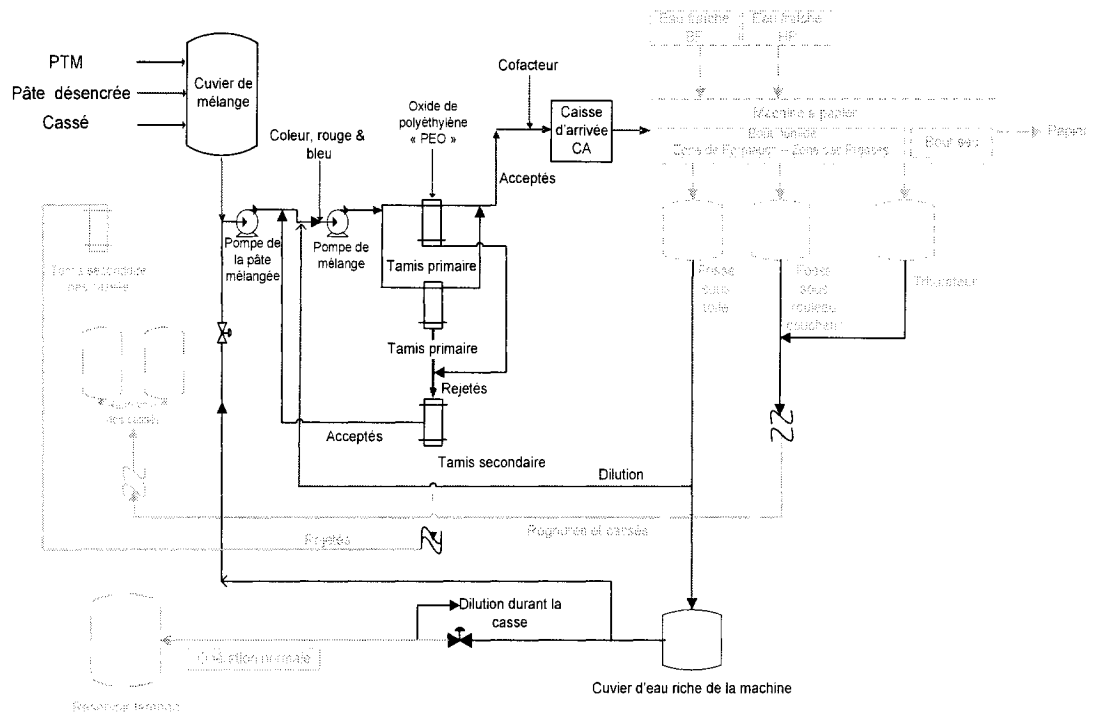


Figure 4-4 Systèmes d'approches des machines à papier « Belgo »

Tableau 4-1 Les différences entre les systèmes d'approches des machines à papier. à l'usine Belgo.

Machine	Particularités du système d'approche	Remarques
B6	Standard	La dilution du cassé dans la fosse sous rouleau coucheur et dans le triturateur se fait directement du réservoir tampon de l'EB
B7	Standard	C'est l'EB du cuvier d'eau riche de la machine qui est utilisée pour le Contrôle de la consistance.
B8	La pompe de mélange est à vitesse variable	C'est l'EB du cuvier d'eau riche de la machine qui est utilisée pour le Contrôle de la consistance.
B9	La CA est de type "Flo Set" présence d'un résrvoir tampon	C'est l'EB de la fosse sous toile de la machine qui est utilisée pour le contrôle de la consistance.

4.2.1.5 Machine à papier

Les quatre machines à papier de Belgo n'ont pas le même âge, ont des capacités différentes mais elles contiennent les mêmes sections que n'importe quelle machine à papier (voir annexe 3). Toutefois, les différences entre les quatre machines sont notables. Le bout humide est la section où les différences sont les plus importantes. C'est à cet endroit que la feuille se forme en gagnant de la consistance, passant d'une consistance de 1% à la caisse d'arrivée à 18% à la sortie du former et à 45% à la sortie de la section presse. Les machines « B6 » et « B7 » sont du type « Top former » c'est-à-dire deux Fourdriniers superposés, et les machines « B8 » et « B9 » sont du type

double toile (voir figure 4.5). Les autres différences principales entre les quatre machines sont mentionnées dans le tableau 4.2.

Le bout sec permet de sécher et d'amener la feuille à une siccité de 92%. Le séchage est effectué par des rouleaux sécheurs à vapeur. Le papier est fini et lissé après calandrage. Le papier est ensuite scanné par un scanner appelé « Measurex » en ligne pour obtenir les spécifications de la feuille produite.

Le grammage ainsi que la couleur et le taux d'humidité sont rapportés à partir de ce scanner et sont utilisés comme entrées pour le contrôle de ces propriétés. En conséquence, le papier est enroulé, découpé, embobiné et envoyé au département de finition et d'expédition.

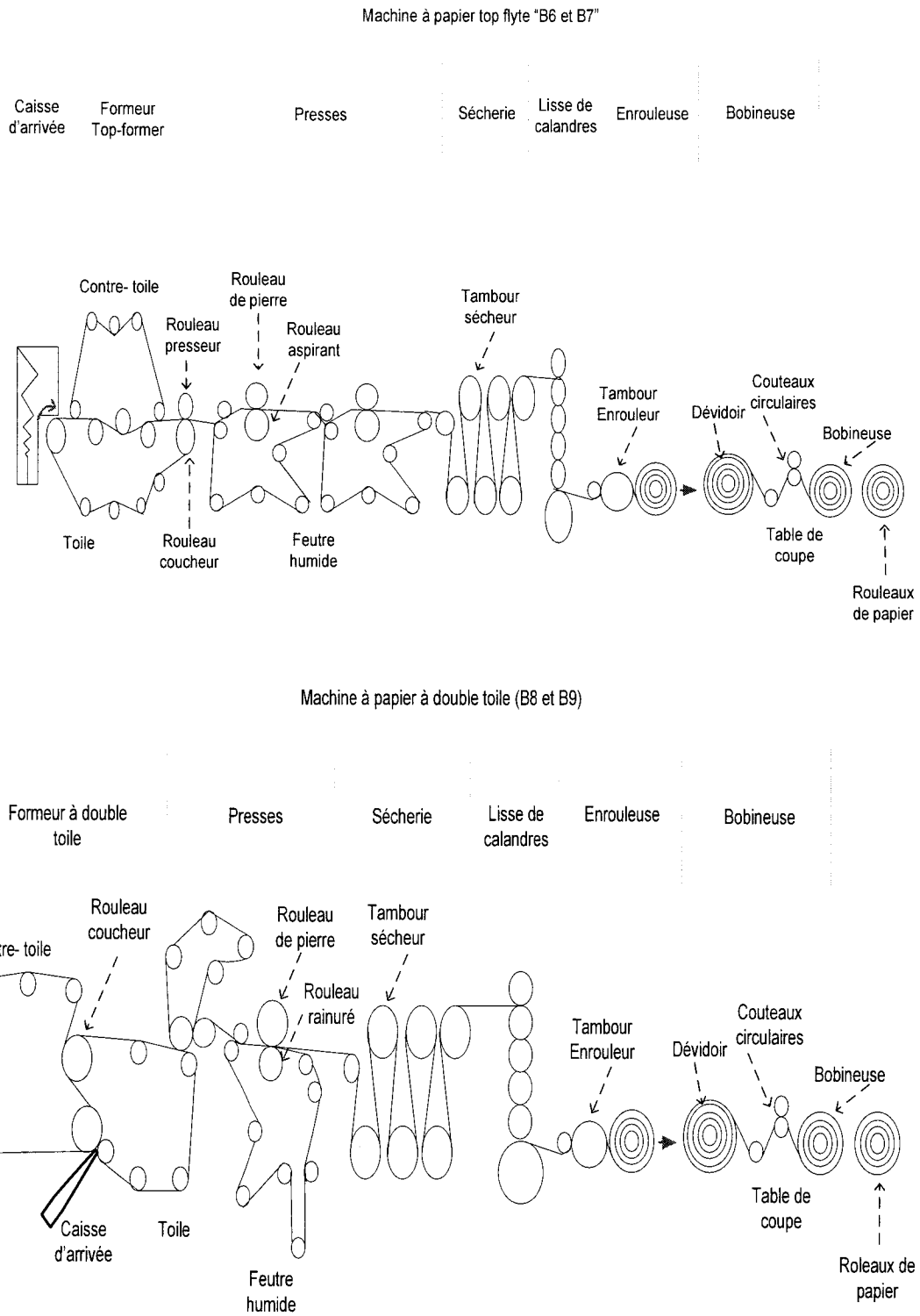


Figure 4-5 Machines à papier de l'usine « Belgo ».

Tableau 4-2 Les principales différences entre les quatre machines.

Machine	Vitesse objective (m/min)	Particularités dans les machines	Grade spécial produit
B6	700	« Top-former »	Haute blancheur Haut poids de base Livre « Book »
B7	602	« Top-former » à tirage ouvert	Livre « Book »
B8	1050	Double toiles Trois presses	Standard
B9	855	Double toile Deux presses	Couleur pêche

L'eau extraite dans la zone formation est récupérée dans la fosse sous toile. Elle sert à diluer la pâte mélangée avant la CA. Le surplus est acheminé vers le cuvier d'eau riche de la machine. Un trop plein dans ce cuvier d'EB riche permet d'envoyer le surplus au réservoir tampon d'EB. L'EB récupérée par pressage mécanique dans la partie presse est envoyée vers un système de récupération d'eau des presses pour être utilisée pour l'étanchéité des pompes à vides des machines.

L'eau fraîche à basse pression (BP) et à haute pression (HP) envoyée par des douches sur la machine à papier sert à nettoyer les toiles de la table de formation et les feutres des presses. Seule l'eau HP de nettoyage des toiles est récupérée dans la fosse sous toile. L'eau BP et HP provenant du nettoyage des feutres est envoyée au système de récupération des eaux des presses.

Lorsque la machine fonctionne normalement, seules les rognures de la feuille coupée sur la machine tombent dans la fosse sous le rouleau coucheur où elles sont diluées à une consistance d'environ 0.6% avant d'être envoyées dans le système de traitement des cassés.

Dans le cas d'une casse humide, la feuille ainsi formée, tombe totalement dans la fosse sous le rouleau coucheur. Si la feuille casse au bout sec, c'est dans le triturateur qu'elle sera ramassée et diluée à environ 2.3% de consistance avant d'être envoyée dans le système de traitement et de classage des cassés.

4.2.1.6 Traitement, classage et distribution des cassés

Le traitement des cassés et la guillotine font parties intégrantes du procédé. Lorsque le papier ne respecte pas les spécifications, il est déchiqueté par la guillotine. Il tombe ensuite dans le triturateur sous la guillotine où il est dilué et broyé en présence de l'eau blanche du cuvier tampon avant de rejoindre le cuvier de stockage de la pâte cassée 30T. Les fosses sous les machines à papier sont une autre source importante de pâte cassée. En effet, le papier qui a connu une rupture sur la machine à papier est collecté ou bien dans la fosse sous rouleau coucheur dans le cas d'une casse humide ou bien dans le triturateur pour les casses sèches. Le cassé est récupéré dans le réservoir de 30T à une consistance très basse d'environ 1.4%. Il passe par des classeurs grossiers qui servent à protéger deux épaississeurs à disques qui épaississent la pâte à une consistance de 4.6% et permettent de produire trois niveaux de pureté d'eau blanche;

EB pauvre, EB très pauvre et EB très très pauvre. Ces eaux blanches sont ensuite utilisées dans le reste du procédé. La consistance du cassé est contrôlée à 3.2% en utilisant l'EB du réservoir tampon comme variable manipulée. Le cassé est stocké dans deux réservoirs communiquant ayant une capacité totale de 100T.

Avant d'alimenter les machines, le cassé est classé dans trois stades : classeur primaire, classeur secondaire et classeur tertiaire. Les acceptés du tamis primaire sont envoyés vers le réservoir de transfert avant d'alimenter les machines à papier. Les rejetés passent au deuxième étage de classage. Les acceptés du deuxième étage retournent au réservoir 30 T et les rejetés alimentent le troisième étage. Les acceptés de ce dernier étage retournent au deuxième classeur et les rejetés vont dans les classeurs de la PCTM. La figure 4.6 présente une vue générale du système de classage et distribution de la pâte cassée.

4.2.1.7 Réseaux d'approvisionnement en eau blanche

Le réseau d'approvisionnement d'eau blanche est sans doute la section la plus complexe dans l'usine alors que plusieurs circuits sont en interactions de manière continue. Habituellement, dans les usines intégrées, l'eau blanche s'écoule de la machine à papier vers les autres parties du procédé, éventuellement vers la section de pâte, ceci dans le but de ne pas contaminer l'eau blanche produite et utilisée dans les machines à papier.

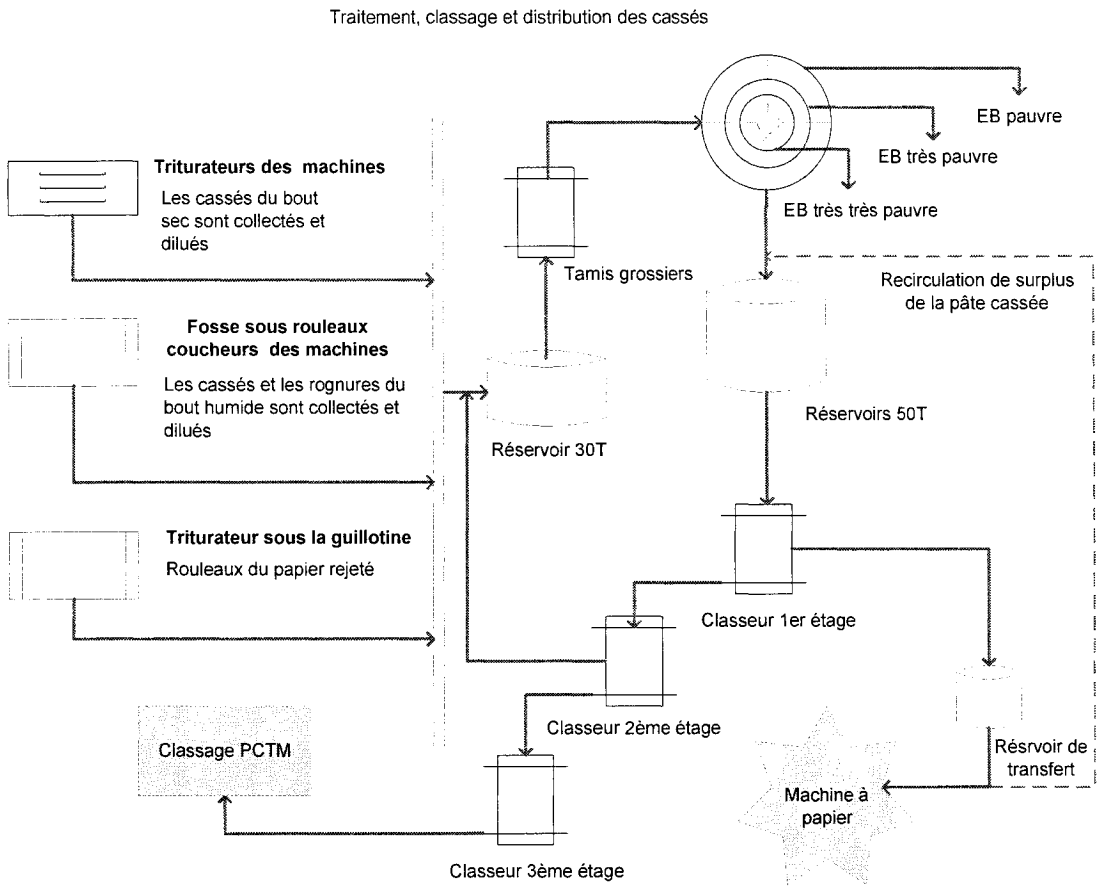


Figure 4-6 Procédé de traitement, de classage et de distribution des cassés « Belgo ».

À Belgo, cette règle est déjouée d'une façon mineure en admettant de l'eau brouillée de la PCTM dans le système d'eau blanche pauvre alimentant le réservoir tampon. La description suivante est dédiée à la partie du système d'eau blanche utilisée dans cette étude. Pour plus de détails sur le réseau d'EB au complet et le schéma de circulation, voir la description de procédé de Belgo en annexe 3.

L'eau blanche récupérée dans la fosse sous toile de la machine sert à diluer la pâte d'alimentation au niveau de la pompe de mélange. Le trop plein de cette fosse dérive vers le cuvier d'eau riche de la machine pour être utilisée comme variable manipulée de contrôle de consistance de la pâte mélangée alors que le surplus est envoyé au réservoir tampon au moyen d'une vanne de contrôle de niveau du cuvier d'eau riche. En cas d'une casse cette vanne se ferme automatiquement et en cas de baisse de niveau du cuvier d'eau riche, c'est le réservoir tampon qui alimente ce dernier. De l'eau fraîche est rarement ajoutée dans le résrvoir tampon dans le cas où le niveau descend à 25% du niveau total.

4.2.2 Application de la méthodologie et résultats

Les étapes énoncées entre les points 3.1 à 3.5 ont été appliquées pour l'usine décrite ci-dessus.

4.2.2.1 Données de procédé et des opérations

Après avoir passé trois mois à l'usine pour la compréhension des opérations en général et le procédé en particulier, une panoplie de données, sur le procédé et sur les opérations, ont été obtenues directement du personnel de l'usine. D'autres informations et mesures de variables ont été prises d'un système d'acquisition de données « PI ». D'autres données sur les casses, leur occurrence, leur durée, etc. ont été recueillies d'un autre logiciel appelé « Proficy ». L'idée de départ était de recueillir une année de données pour les quatre machines afin de couvrir les quatre saisons. Malheureusement, les informations sur les casses n'étaient pas disponibles

pour une telle durée car le système était nouvellement installé. Finalement, la durée maximale où les données étaient disponibles est de neuf mois recouvrant la période allant de décembre 2003 à août 2004.

Les cas particuliers tels que, la production du papier pêche sur la B9 ou la haute blancheur « 70 » sur la B6, les grades rarement produits comme le $66g/m^2$ de grammage et quand le papier est sous recouvrement n'ont pas été pris en compte dans cette étude.

La première banque de données contenait plus de cinquante variables toutes reliées à la qualité de la pâte, à la propriété du papier et probablement à la casse de la feuille. Les relations de causalité entre ces variables sont résumées dans le tableau A4.1 dans l'annexe 4.

Étant donné que cette étude concerne la variabilité dans la CA causée par des perturbations regroupées dans le système d'approche des machines à papier, les latences ou les délais entre les étapes de procédés sont calculés à l'usine selon les volumes des réservoirs et le temps de traitement dans quelques sections avant d'arriver à la CA dans le cas des opérations normales. Par exemple, il faut dix heures aux copeaux raffinés pour atteindre la CA alors il n'y a pas de délai pour les variables telles que la vitesse de la machine et la consistance d'EB de la machine. Les données sur les machines telles que les étanchéités et les boites à vide ne font pas partie de cette

étude. Cependant, les données collectées nécessitent un tamisage primaire pour éliminer toutes les observations incomplètes ou non numériques comme par exemple l'arrêt du système d'acquisition de données. Dans des cas particuliers, quand l'observation est juste incomplète entre deux autres observations, précédente et suivante, la moyenne de ces deux observations remplace l'observation incomplète. Les variables mesurées et leur étiquette « tag number » sont reportées dans le tableau A4.2 et un exemple de données incomplètes figure dans le tableau A4.3 dans la même annexe 4.

4.2.2.2 Données des casses de la feuille

L'information pour 9 mois sur les casses entre le mois de décembre 2003 et août 2004 a été recueillie du logiciel « Proficy » installé à l'usine. On retrouve l'heure de l'occurrence de la casse, la durée, l'endroit du début de la casse, le moment du rétablissement de la feuille, les détails concernant l'événement (exp. opération, maintenance), la description (cause), le type (machine, enrouleuse) et d'autres commentaires. Le tableau A4.4 présente un échantillon des informations typiques qu'on peut obtenir de ce logiciel et le tableau A4.5 regroupe les causes des casses citées dans le logiciel « Proficy ».

4.2.2.3 Allocation des catégories des casses

En répartissant les catégories de casses comme décrit dans la méthodologie, 2441 casses spontanées parmi les 3757 casses répertoriées ont été conservées, ce qui représente près de 65% des casses totales. Les fréquences par jour et par machine des

casses spontanées étant le résultat d'un événement de procédé sont : 2.14, 3.58, 1.93 et 1.36 pour B6, B7, B8 et B9 respectivement. Les figures A4.1 te A4.2 en annexe 4, représentent la répartition des catégories de casses sur les quatre machines et leur moyenne journalière.

Une analyse sous forme de diagramme de Pareto pour les causes des casses retenues à ce stade a été réalisée pour chaque machine afin de faire apparaître et de séparer les causes les plus fréquentes et les moins fréquentes. Étant donné cette étude ne traite pas des causes mécaniques, quelques causes ont été regroupées quand leurs effets sur le procédé sont semblables. Par exemple, les causes portant les mentions « saleté des coupes feuille », « saleté du plafond » et « saleté en provenance d'autres endroits » sont regroupées dans « Patons/saletés/inconnus ».

Les figures A4.3, A4.4, A4.5 et A4.6 en annexe 4 sont les diagrammes de Pareto pour les machines B6, B7, B8 et B9 respectivement. Le détail de cette étape ainsi que tous les résultats qui en découlent sont en annexe 4.

4.2.3 Isolation des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée

L'arbre des défaillances a été appliqué aux causes des casses afin d'éliminer celles qui sont attribuables aux causes mécaniques et de ne retenir que celles probablement reliées à la variabilité dans la CA afin de mieux se concentrer sur ces dernières. Les causes éliminées sont celles qui portent les mentions « Patons/saletés/inconnus » et

« difficulté à passer la feuille ». La première, « Patons/saletés/inconnus », est éliminée pour sa forte corrélation aux causes mécaniques et la deuxième, « difficulté à passer la feuille », parce qu'elle est généralement reliée au recouvrement du papier après une casse ou au lavage de la machine.

Étant donné que la première cause éliminée figure parmi celles les plus fréquentes qui ressortent sur le digramme de Pareto (49%), les causes les moins fréquentes ont aussi été considérées pour une étude de probabilité. Finalement, la fréquence des casses à étudier est 1.1, 1.4, 1.2 et 0.7 pour les machines B6, B7, B8 et B9 respectivement. Les arbres des défaillances sont reportés dans les figures 4.7 et 4.8.

4.2.4 Identification de variables directes et de variables substituées

Cette étape permet d'identifier les variables qui ont un lien avec les cinq paramètres clés. C'est l'étape la plus délicate dans cette méthodologie parce que des hypothèses restrictives doivent être émises.

Pendant un délai prolongé, les événements peuvent évoluer autrement et ne pas causer de la variabilité dans la CA, ou se combiner entre eux en engendrant des événements non prévisibles et difficilement quantifiables. Il est donc difficile de relier les événements se produisant beaucoup en amont de la machine à papier.

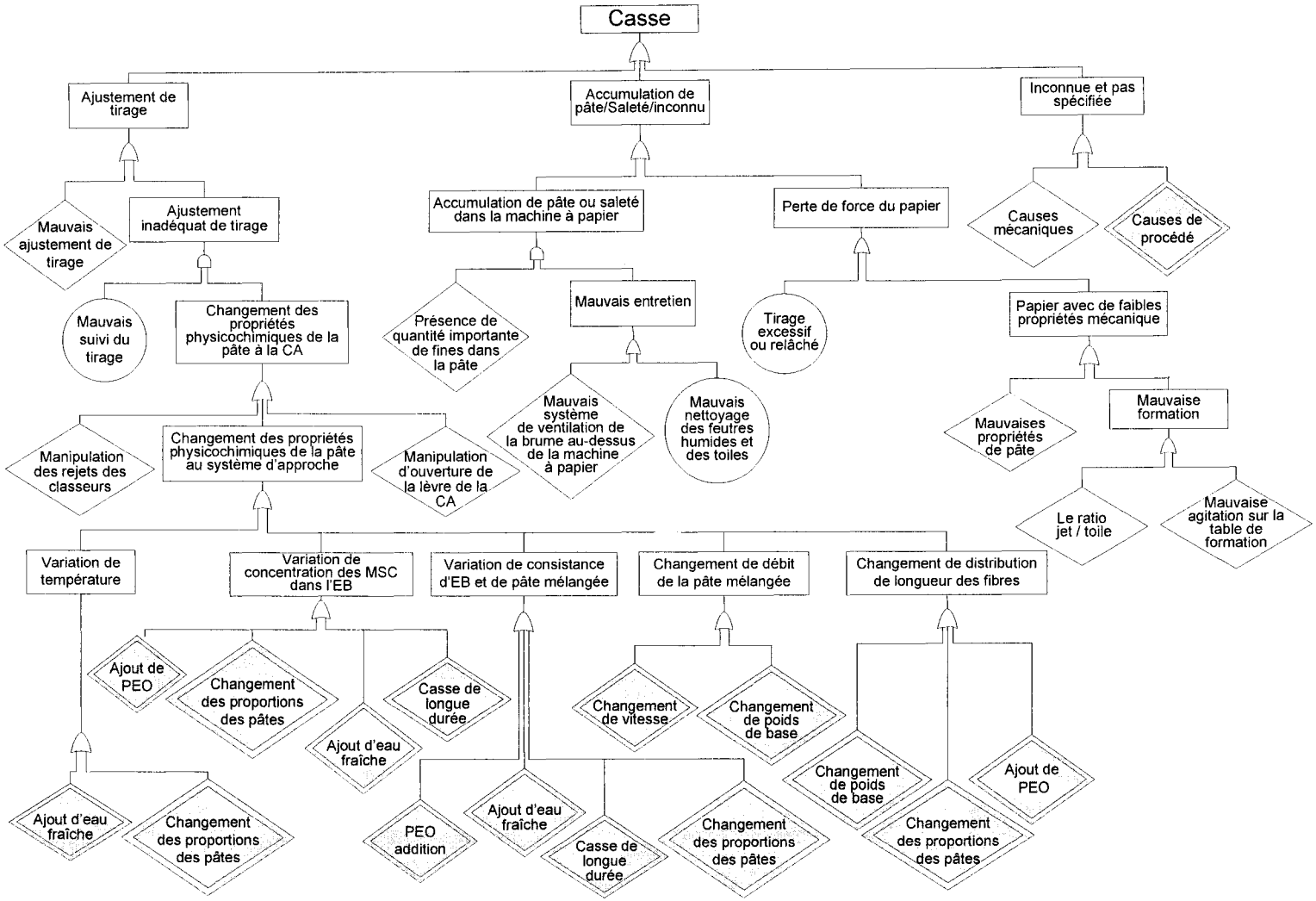


Figure 4.7 Arbre des défaillances pour les causes les plus fréquentes.

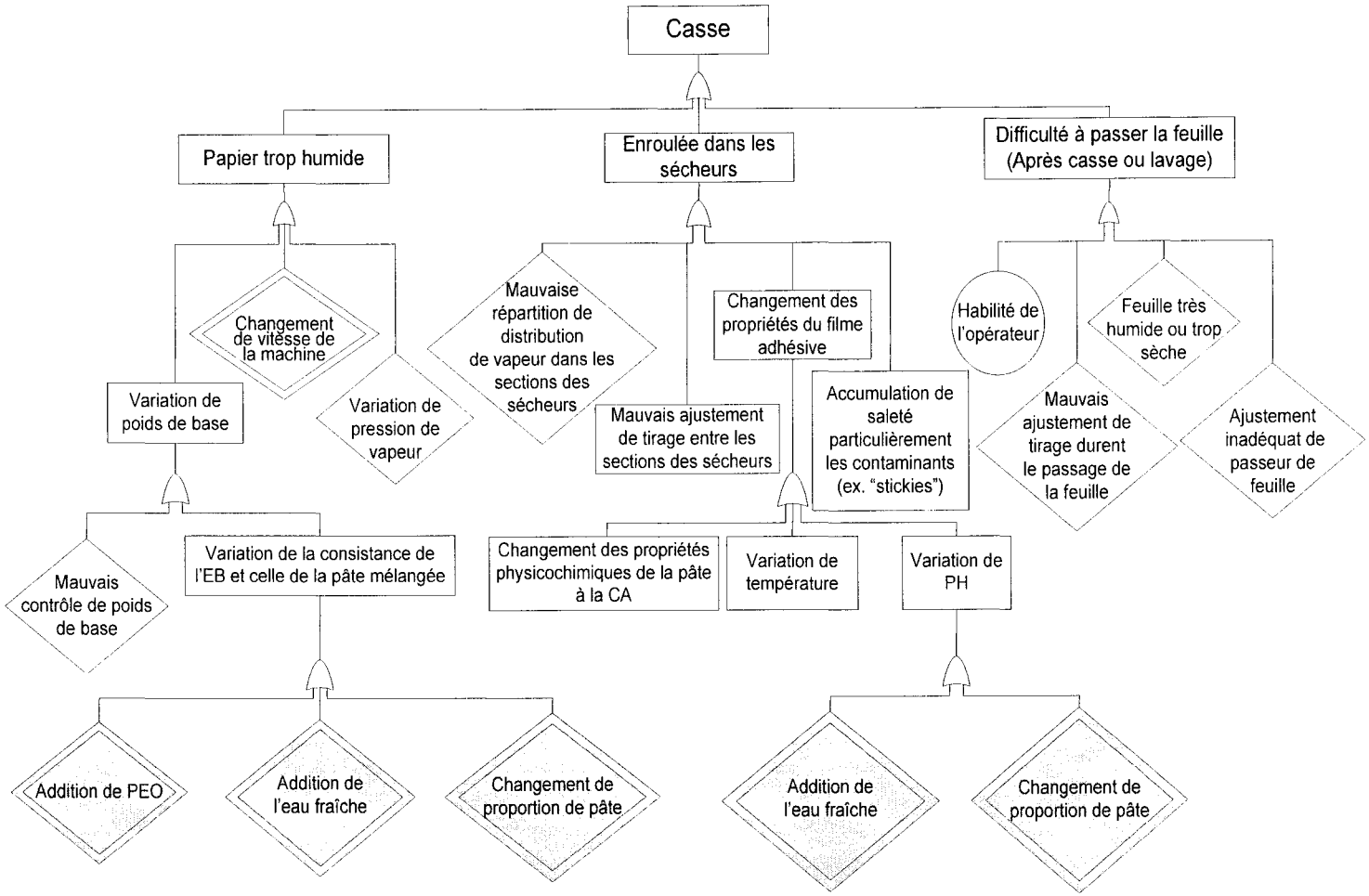


Figure 4.8 Arbre des défaillances pour les causes les moins fréquentes.

- **Hypothèses**

1. Les variables mesurées au système d'approche regroupent des informations sur les événements et sur les perturbations en provenance de toutes les sections en amont reliés à la variabilité de la CA.

À partir de cette hypothèse, un tableau de cause à effet a été dressé (voir le tableau A4.6 en annexe 4). Ce tableau rassemble toutes les variables incluant celles substituant les mesures inexistantes. Dans le même tableau, les liens entre les cinq paramètres clés et les événements discrets sont illustrés. La colonne 3 du tableau A4.6, sert à identifier les variables mesurées ayant un rapport direct avec les événements discrets, et la colonne 4 montre l'effet des événements discrets et les variables associées considérés dans cette étude comme étant les variables substituant les mesures manquantes.

La figure 4.9 représente les endroits où les mesures retenues pour l'analyse de probabilité ont été prises soit, le système d'approche, les réseaux d'EB, le circuit de cassé et la machine à papier.

2. Le temps que la pâte met pour atteindre la caisse d'arrivée à partir du cuvier de mélange est assez représentatif des changements dans la caisse d'arrivée et peut être utilisé comme intervalle de temps d'échantillonnage des données.

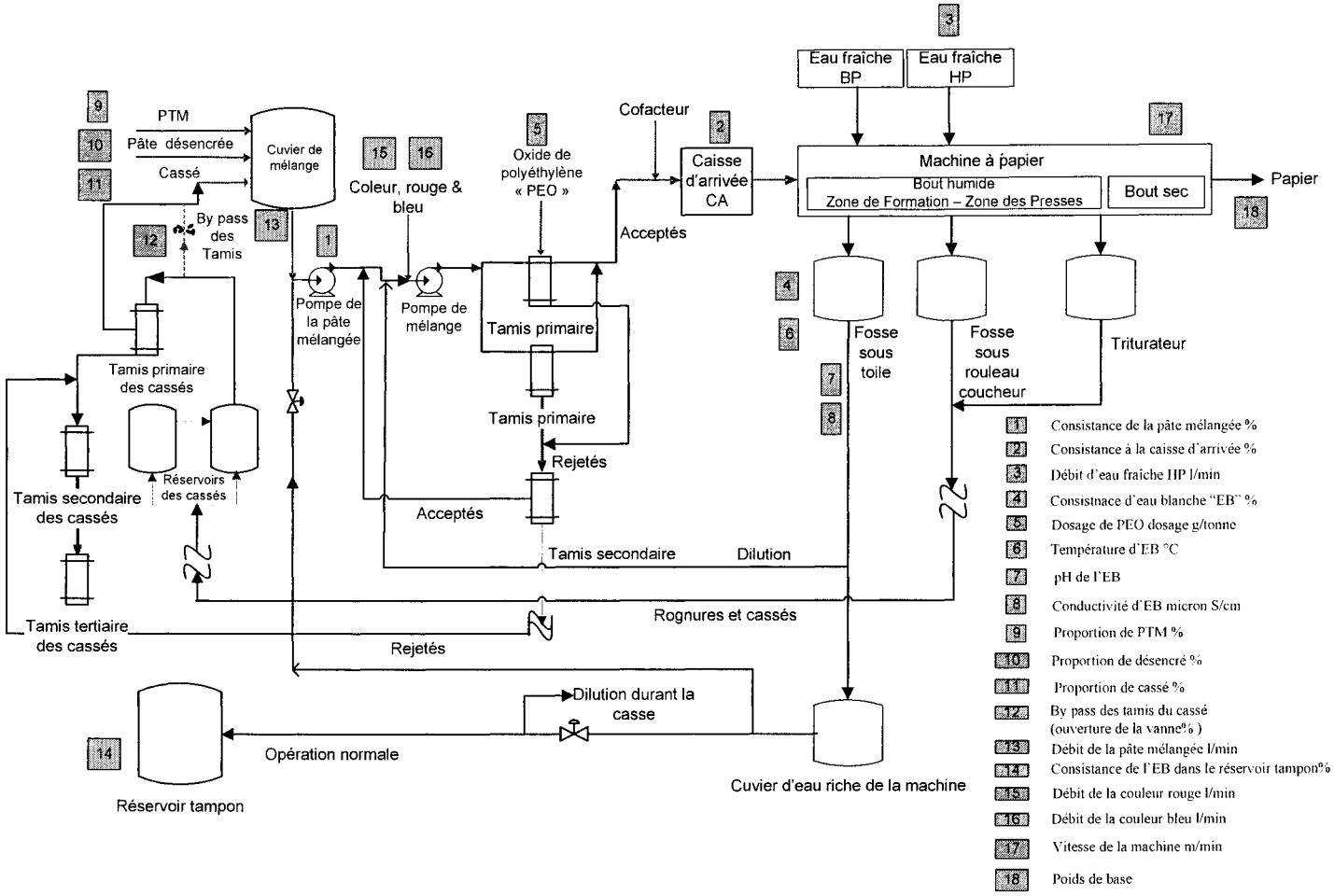


Figure 4.9 Vue du procédé et de l'endroit où les données ont été rassemblées.

L'intervalle de temps choisi entre les observations est de vingt minutes pour les machines B7, B8 et B9 et trente minutes pour la B6. La pâte séjourne plus longtemps dans le cuvier de mélange de la machine 6 parce que la pâte fraîche PTM arrive à une consistance de 5% pour être diluée à 3% une fois mélangée avec les autres pâtes. Les autres machines ont un cuvier de mélange qui reçoit la PTM à une consistance de 3%.

4.2.5 Développement d'une nouvelle méthode statistique pour l'analyse de casses (Basée sur la régression logistique)

Dans un premier temps les données incohérentes et singulières ont été écartées : par exemple, les données à basse vitesse qui s'écartent de la moyenne de trois écarts-types ont été éliminées. Au total, 1172 observations avec occurrence des casses ont été retenues pour une analyse de probabilité et ont été codifiées par « 1 » et le reste des observations sans occurrence des casses (41 261) ont été codifiées « 0 ».

Dans un deuxième temps, des variables quantifiant les changements brusques de chaque variable retenue ont été créées ($|\Delta X/\Delta T|$). D'autres variables binaires notées 0 ou 1 ont été aussi créées pour exprimer des variables continues mais catégorielles, telles que :

- production d'un grade donné (1);
- grade non produit (0);

- changement de grade (1);
- quand il n'y a pas de changement de grade (0).

Finalement, le nombre de variables inclues dans les modèles probabilistes est de trente-huit (38) variables. Cependant, les redondances des variables ne sont pas tolérées pour établir des modèles de régression. C'est-à-dire que dans le cas où trois grades (trois variables binaires) sont produits, il n'y aura que deux variables introduites dans les modèles. Ceci est aussi valable pour toutes les variables continues, d'où la nécessité et l'importance d'une analyse de corrélations entre les variables.

La statistique descriptive de chaque variable indiquant le maximum, le minimum, la moyenne et l'écart type (sauf pour les variables binaires) est représentée dans les tableaux A.4.9 à A.4.12 de l'annexe 4 pour chaque machine. Ces informations sont importantes pour comprendre la statistique de chaque variable et pour déterminer l'intervalle de la gamme de données.

En premier lieu une analyse unidimensionnelle de probabilité (changement des propositions des pâtes) a été réalisée pour vérifier l'hypothèse principale, c'est-à-dire que les changements brusques augmentaient les probabilités de l'occurrence des casses.

Deux études de probabilités ont été effectuées : la probabilité des casses dues aux changements des proportions des pâtes et la deuxième probabilité, celle qui donne l'occurrence des casses versus l'amplitude des changements des proportions. Il est à noter que quand une casse se produit elle est rapportée dans l'observation qui suit la casse.

Les résultats obtenus sont encourageants. En effet, et en considérant tous les changements supérieurs à 2% dans les proportions des pâtes, on peut d'ores et déjà observer l'impact des changements des proportions des pâtes sur la probabilité de casses possiblement dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée des quatre machines. La figure 4.10 présente les résultats obtenus pour les quatre machines.

Les figures 4.11 et 4.12, par contre, sont des exemples de l'effet de l'amplitude des changements des proportions des pâtes sur l'occurrence des casses observées pour les machines B7 et B9. Les figures représentant les mêmes observations pour les machines B6 et B8 sont dans l'annexe 4.

En observant dans les figures 4.11 et 4.12 la courbe superposée aux barres qui représente la taille de l'échantillon de données pour chaque catégorie de changement des proportions des pâtes, on constate que les opérateurs opèrent principalement dans la zone de changement allant de 2 à 6%. C'est dans cette partie que les résultats sont donc le plus précis.

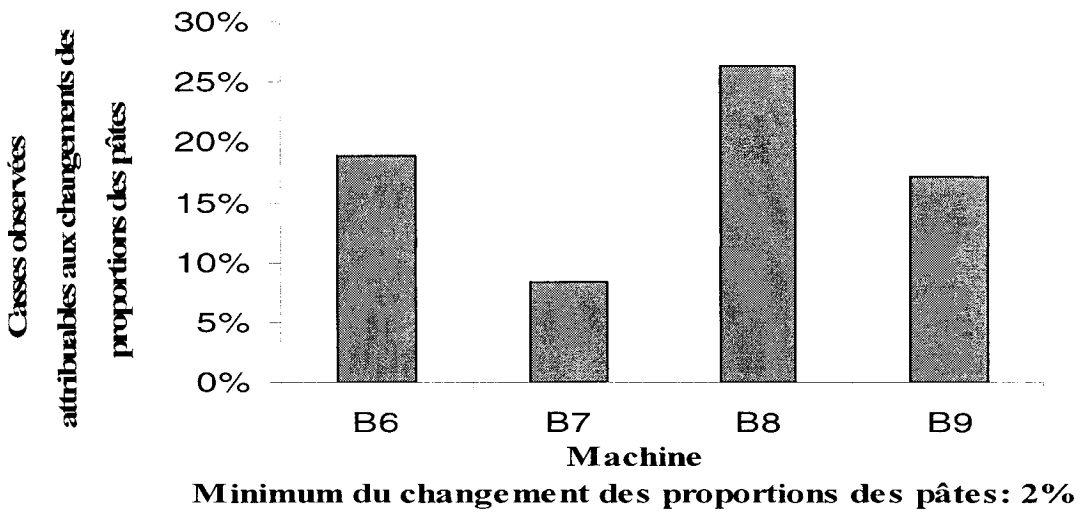


Figure 4-10 Probabilités des casses retenues attribuables aux changements des proportions des pâtes.

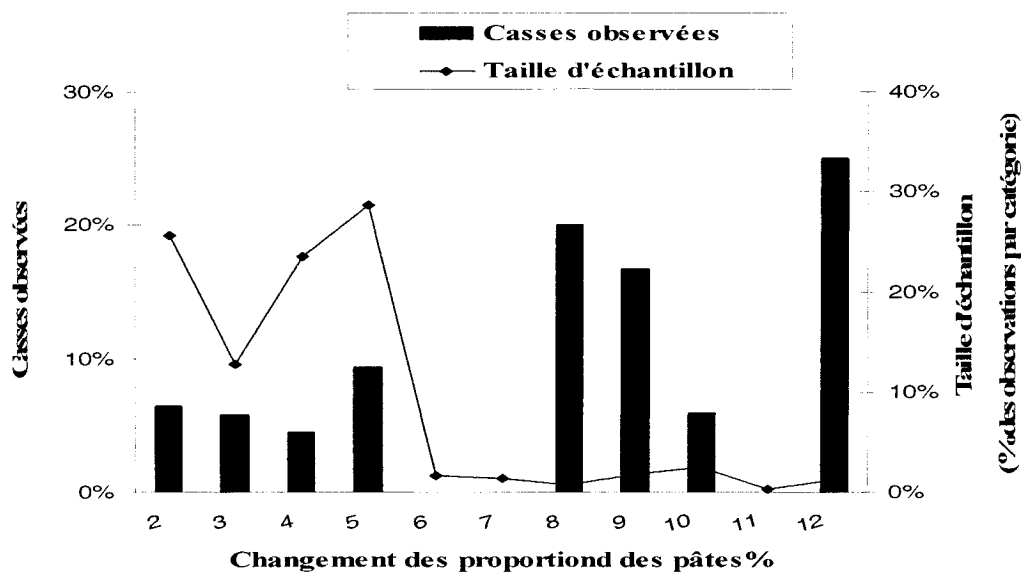


Figure 4-11 Probabilités de casses possiblement dues à la variabilité dans la CA B7.par rapport amplitude des changements des proportions des pâtes

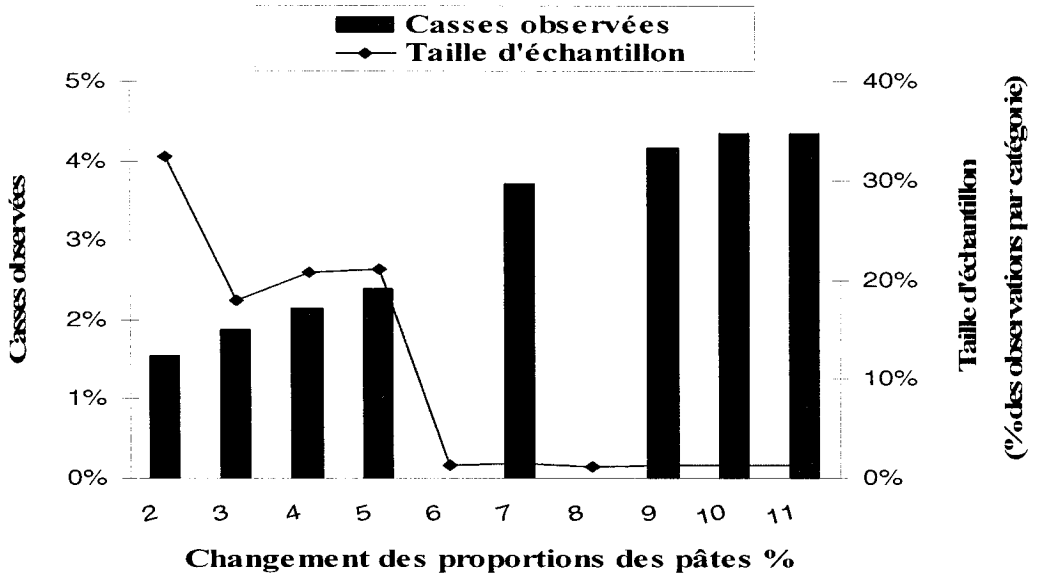


Figure 4-12 Probabilités de casses possiblement dues à la variabilité dans la CA B9.par rapport à l'amplitude des changements des proportions des pâtes.

À ce stade, la machine 7 est la seule qui ne montre pas de tendance claire de probabilité d'occurrence de casses attribuables aux changements des proportions des pâtes. Ceci peut être causé par la nature même de la machine qui est à tirage ouvert. Le nombre important de casses portant la description « ajustement de tirage » pour cette machine (voir Figure A4.7 dans l'annexe 4), peut être fortement corrélé avec l'habilité des opérateurs à ajuster les tirages comme mentionné dans l'arbre des défaillances.

4.2.5.1 Hypothèse d'application de la régression logistique

Dans plusieurs études d'analyse de casses, une distribution exponentielle simple pour l'intervalle entre casses est présumée pour :

- développer des modèles stochastiques,
- ou développer des modèles à implémenter dans des algorithmes de contrôle,
- ou tout simplement, pour faire de la simulation dynamique et estimer les probabilités d'occurrence de casses en vue d'augmenter la fiabilité des machines.

En effet, la distribution de probabilité est de la famille de l'exponentielle lorsque l'on considère l'intervalle de temps entre les casses successives probablement causées par la variabilité dans la caisse d'arrivée. Cependant, en faisant les tests d'ajustement, entre autres le test de Khi-deux pour une valeur P de 5% (hypothèse nulle), la distribution exponentielle simple est rejetée ($P\sim0.003<0.05$).

La distribution gamma, une autre distribution de la même famille que celle de l'exponentielle a été testée. Celle-ci ne peut être rejetée pour le même seuil de 5% ($P\sim0.36>0.05$). Ce qui permet d'affirmer que le phénomène de cette catégorie de casses du procédé, a une distribution de probabilité de type exponentiel. Ainsi l'unique condition nécessaire pour appliquer la régression logistique est vérifiée.

Un exemple de cette procédure est illustré dans la figure 4.13 pour la machine 9. Les mêmes tests ont été faits pour les autres machines, et les observations sont identiques (se référer à l'annexe 4, figures A4.10, A4.11 et A4.12 pour B6, B7 et B8 respectivement).

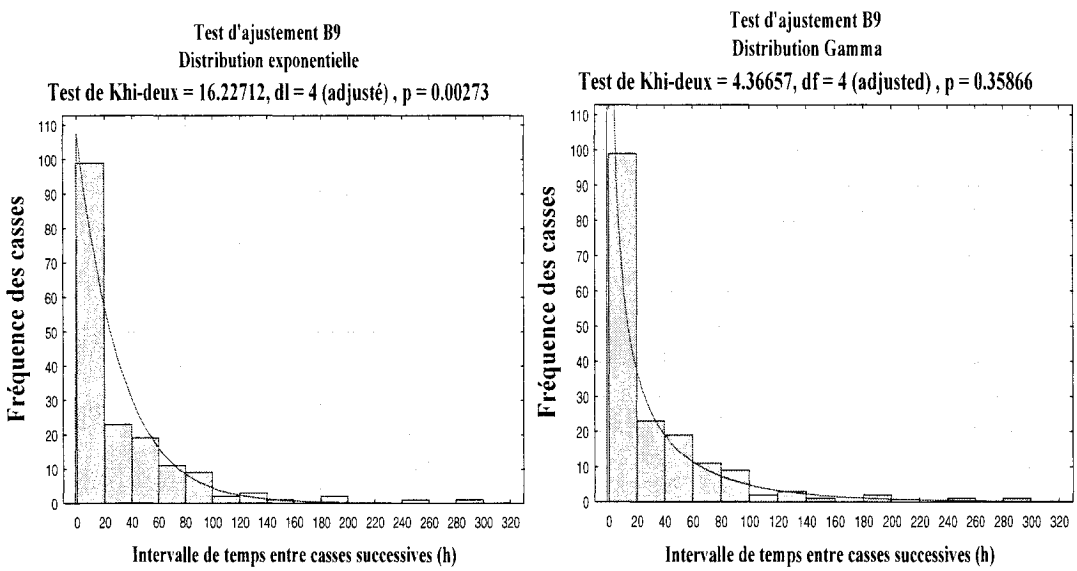


Figure 4-13 Test d'ajustement pour intervalles entre casses successives possiblement attribuables à la variabilité dans la caisse d'arrivée pour la machine 9.
À gauche, distribution exponentielle; À droite, distribution Gamma.

4.2.5.2 Modèles non linéaires de régression logistique

Dans un premier temps, une régression logistique unidimensionnelle a été appliquée pour la variable du changement des proportions des pâtes, afin de vérifier si cet outil génère des modèles fiables pour une telle analyse. Les premiers résultats étaient plutôt satisfaisants. En effet, les modèles unidimensionnels ont confirmé l'impact des changements des proportions des pâtes sur l'occurrence des casses.

La machine 8 montre une tendance accrue des probabilités d'occurrence de casses reliés aux changements des proportions des pâtes, alors que la machine 9, montre un impact modéré des changements des proportions des pâtes sur les probabilités. La figure 4.14 montre l'évolution des probabilités avec les pourcentages des changements

des proportions des pâtes pour les machines 8 et 9. La figure A4.13 en annexe 4 présente les résultats de la régression unidimensionnelle pour les machines 6 et 7.

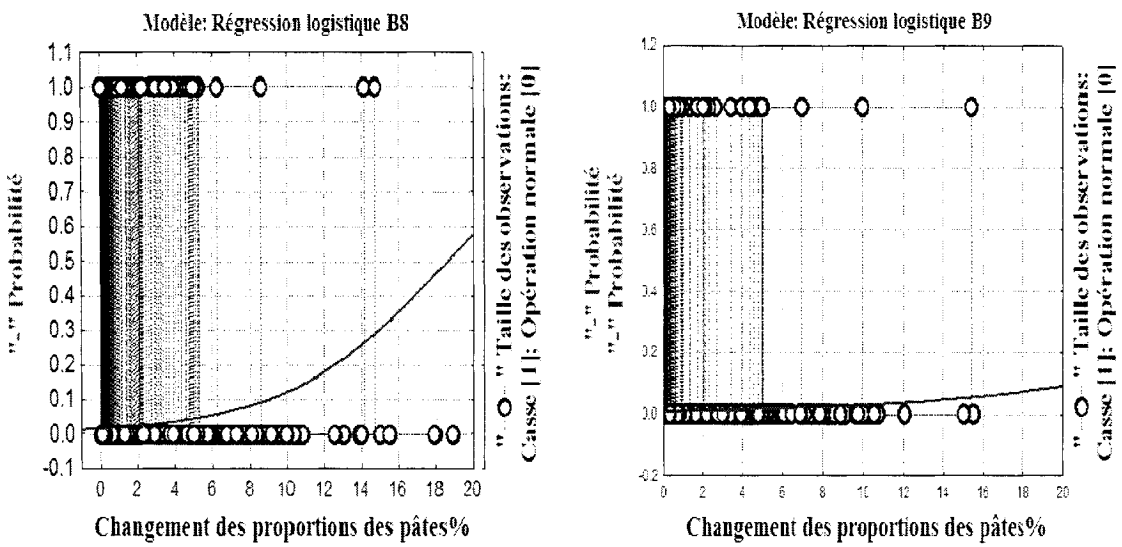


Figure 4-14 Résultat des probabilités de l'occurrence des casses par la régression logistique unidimensionnelles pour le changement de proportion des pâtes.
À gauche la machine 8 et à droite machine 9.

Suite à ces résultats prometteurs obtenus par la régression logistique unidimensionnelle, une régression logistique multidimensionnelles a été appliquée dans un but exploratoire, à l'ensemble des quatre machines afin de vérifier si les différences entre les machines citées auparavant dans les tableaux 4.1 et 4.2, étaient significatives jusqu'au point d'établir des modèles spécifiques à chaque machine.

Pour ce faire, une nouvelle variable binaire [1,0] pour la machine considérée a été créée. Selon les résultats de la régression logistique réalisée par deux logiciels commerciaux; « Statistica et Minitab », et en utilisant la méthode « forward stepwise »

expliquée en annexe 5 avec un seuil de $p \leq 0.10$, la variable binaire représentant les différences entre les types des machines a été retenue comme étant une variable très significative dans l'occurrence des casses.

En vertu de ces résultats, des modèles spécifiques ont été développés pour chaque machine. Le tableau 4.3 résume les résultats de la régression logistique ainsi que les tests adaptés à la régression logistique binaire non linéaire pour les quatre machines ensemble. Le signe positif (+) du coefficient de régression signifie que si la variable a une valeur positive (+), l'effet de la variable est positif sur l'occurrence de casses. En d'autres termes, dans ce cas, l'effet de la variable est négatif sur la « runnability » de la machine. Les autres combinaisons entre le signe du coefficient et celui de la variable, sont à déduire de la même manière.

En appliquant les testes rapportés en annexe 5, dix neuf (19) variables ont été retenues par le meilleur modèle, mais seules les variables les plus significatives ayant un impact très important sur l'occurrence des casses, sont rapportées dans le tableau 4.3.

Le rapport de probabilité *« odds ratio »* mentionné dans la quatrième colonne du tableau 4.3, mesure l'impact sur la probabilité d'une augmentation d'une unité dans seulement une des variables indépendantes. Il permet de déterminer la signification de chaque variable dans le modèle (Anderson et al. 2005). Les premières observations montrent déjà l'impact des changements des variables sur l'occurrence des casses.

Étant donné que les signes de ces variables sont positifs, ceci signifie que les changements tendent à augmenter la probabilité de l'occurrence de casses.

Tableau 4-3 Résultats de la régression logistique pour une analyse exploratoire des quatre machines ensemble.

Variable	Test de Hosmer-Lemeshow			Paires correctes %	Rapport de probabilité			Effet sur l'occurrence des casses (basé sur le rapport de probabilité)
	Khi-deux	DL	P		Inf 95%	Odds ratio	Sup 95%	
Constante	7.8	8	0.46	62.7	-	-	-	
Δ C% de l'EB					1.01	1.07	1.12	++
Δ C% au cuvier de mélange					1.01	1.04	1.07	++
Δ proportion de PTM %					1.00	1.07	1.15	++
Proportion de cassé %					1.15	1.25	1.35	++
Δ proportion de cassé %					1.04	1.12	1.21	++
Δ proportion de désencré %					1.00	1.05	1.09	++
Δ bypass des classeurs des cassés %					1.00	1.07	1.15	++
Débit de la pâte mélangée l/min					0.48	0.67	0.93	--
Δ de débit de pâte mélangée l/min					1.01	1.07	1.13	++
Machine 6					1.28	1.56	1.97	++
Machine 8					1.00	2.03	4.58	++
Machine 9					0.46	0.75	0.99	--
Machine 7	Redondante avec les autres machines							

Dans un deuxième temps, une autre étude exploratoire en utilisant la régression logistique a été réalisée. La première étape a permis d'estimer l'impact des variables

continues et binaires seules, sans les variables exprimant les changements ($\Delta X/\Delta T$). La deuxième étape visait à évaluer les changements seuls sans les variables continues ni les variables binaires. Les modèles obtenus dans les deux cas en utilisant la méthode « forward stepwise » ont produit des tests statistiques à la limite de l'acceptable, ce qui rend les modèles plutôt faibles.

En combinant les variables et les changements de variables, les modèles sont devenus statistiquement plus satisfaisants, ce qui a permis d'établir différents modèles pour chaque machine incluant toutes les variables.

- **Élaboration des modèles**

85% des données collectées à l'usine sur une période de neuf mois, ont été utilisées pour l'élaboration des modèles alors que les 15% des observations restantes, ont été utilisées pour la validation des modèles.

Cependant, toutes les observations recueillies pour la machine 9 ont été utilisées pour l'élaboration des modèles compte tenu qu'il n'y avait pas assez d'observations pour réaliser deux sets de données. Le tableau 4.4 résume le meilleur modèle obtenu pour chaque machine, alors que la figure 4.15, illustre les tracés d'occurrence de casses observées versus les probabilités obtenues par chaque modèle de régression logistique (indice de prédiction). L'axe des ordonnées de la figure 4.15 est obtenu en calculant l'occurrence des casses observées pour chaque portion de données à partir de la

moyenne des réponses des observations (0 ou 1). L'axe des abscisses est la probabilité générée par les modèles de régression logistique (indice de prédiction Log. P.I.).

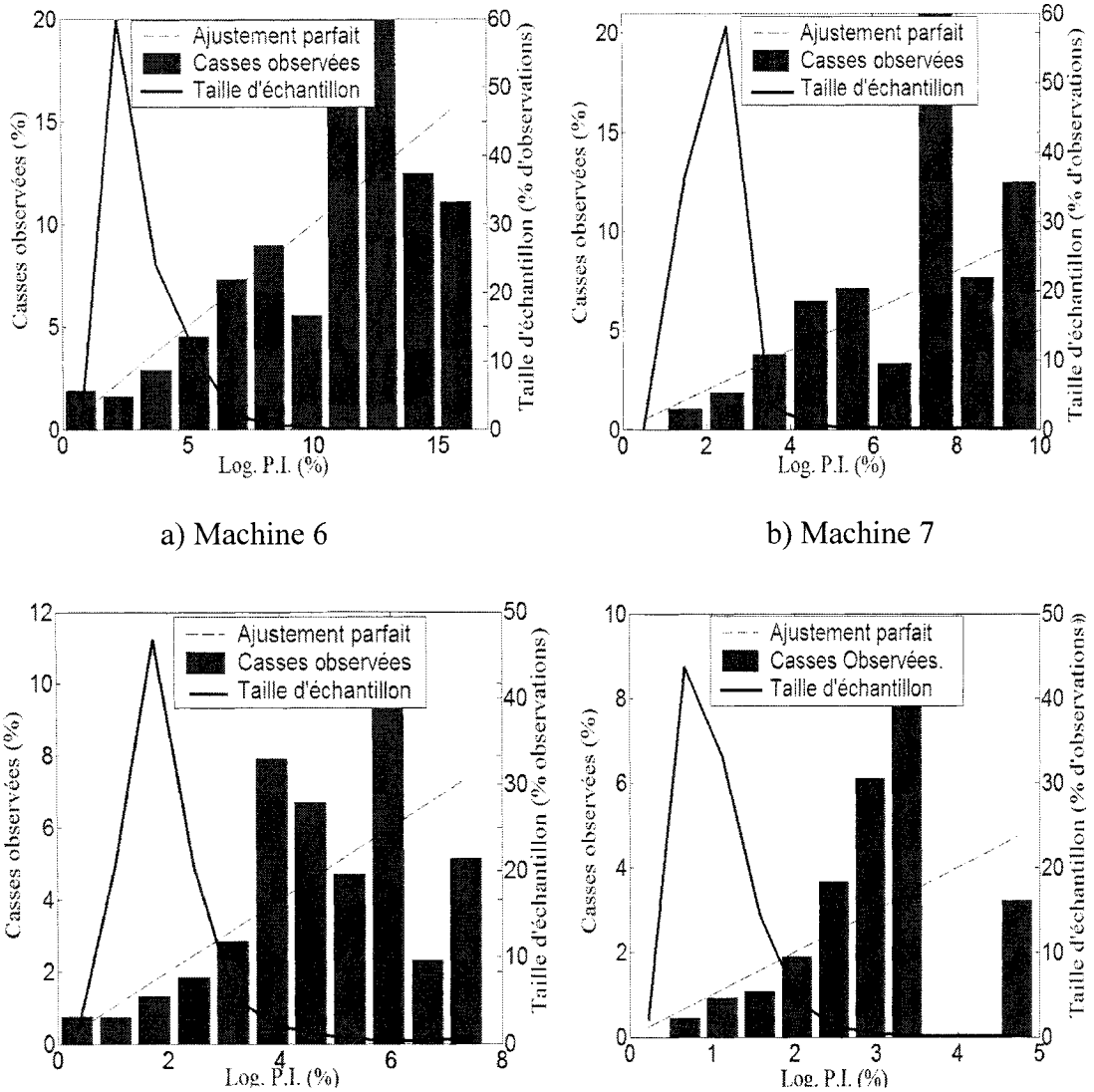
Tableau 4-4 Les modèles de régression logistique et le niveau de signification de chaque variable dans les modèles pour chaque machine.

Machine	Variable	Coefficient de régression	% Paire concordant	Effet sur les casses
B6	Constante	-4.914	61.80%	
	Δ de consistance CA % *	8.032		+
	Δ température d'EB °C *	0.777		++
	Δ proportion de cassé % *	0.129		++
	Grade 45 (g/m^2)	1.570		++
	Gade 48 (g/m^2)	0.886		++
B7	Constante	-4.668	55.30%	
	Δ de consistance de l'EB % *	17.753		++
	Δ température d'EB °C *	1.466		++
	Proportion de cassé %	0.016		++
	Δ proportion de cassé % *	0.125		++
	Δ d'eau fraîche HP (l/min) *	0.005		++
B8	Constante	-10.057	63.10%	
	Δ de proportion de PTM % *	0.222		++
	Proportion de cassé %	0.029		++
	Débit d'eau fraîche HP (l/min)	0.004		++
	Δ d'eau fraîche HP (l/min) *	0.008		+
	Δ Débit de la pâte mélangée (l/min)*	0.003		++
B9	Constante	9.979	61.20%	
	Δ de proportion de PTM % *	0.128		++
	Proportion de cassé %	0.053		++
	Δ de proportion du désencré % *	0.129		++
	Débit de la pâte mélangée (l/min)	-0.002		-
	Grade 45 (g/m^2)	-0.954		--

NB : * Les étoiles dans le tableau 4.4 indiquent les changements des variables, ce qui signifie que les changements brusques tendent à augmenter l'occurrence de casses.

En analysant les graphiques de la figure 4.15, on peut observer que les probabilités d'occurrence de casses calculées par la régression logistique et celles observées ont la

même tendance. Encore une fois, les probabilités sont plus précises pour les catégories où la taille de l'échantillon est plus grande.



a) Machine 6

b) Machine 7

c) Machine 8

d) Machine 9

Figure 4-15 Occurrence de casses observées par rapport aux probabilités calculées par la régression logistique pour chaque machine.

- **Validation des modèles**

L'une des méthodes utilisées pour la validation d'un modèle est la validation croisée. Celle-ci consiste à appliquer un modèle obtenu par un set de données à un autre set de données indépendant du premier set.

Les 15% des données enlevées de la base de données initiale, ont servis à valider les modèles élaborés par les 85% des données de la même base de données. Les modèles obtenus par la validation sont satisfaisants, comme le montre la figure 4.16. Ainsi les modèles élaborés ont été analysés et ont servis à l'élaboration des indices de probabilité pour prédire et gérer l'occurrence des casses. Un diagnostic des casses prédites et non prédites a été aussi accompli dans le but de donner de l'information au personnel de l'usine pour améliorer les opérations.

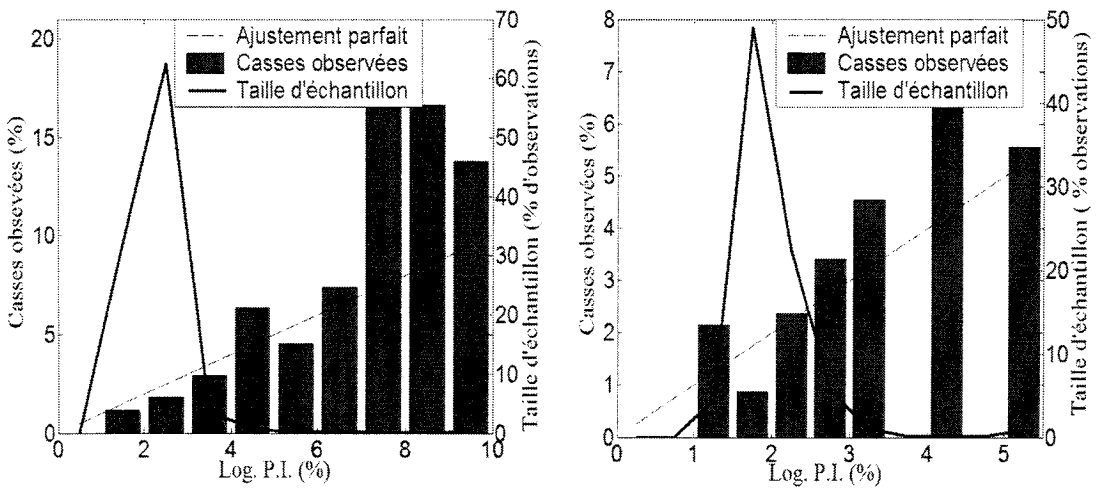


Figure 4-16 Les probabilités observées d'occurrence de casses pour la machine 7 par rapport aux probabilités calculées par le modèle de la régression logistique; à gauche élaboration; à droite validation.

4.2.5.3 Analyse des modèles de régression logistique

La première observation est que les taux de changement des variables sont plus significatifs que les variables elles mêmes pour les quatre machines particulièrement, les changements des proportions des pâtes. Ensuite, le modèle de la machine 7 est de moins bonne qualité que les modèles des autres machines. Mais selon tous les tests statistiques effectués, le modèle de la machine 7 est amplement acceptable. Il est à rappeler que la machine 7 est une machine à tirage ouvert et plusieurs facteurs notamment, les boites à succion et les tirages entre les sections sont plus affectés sur ce type de machine.

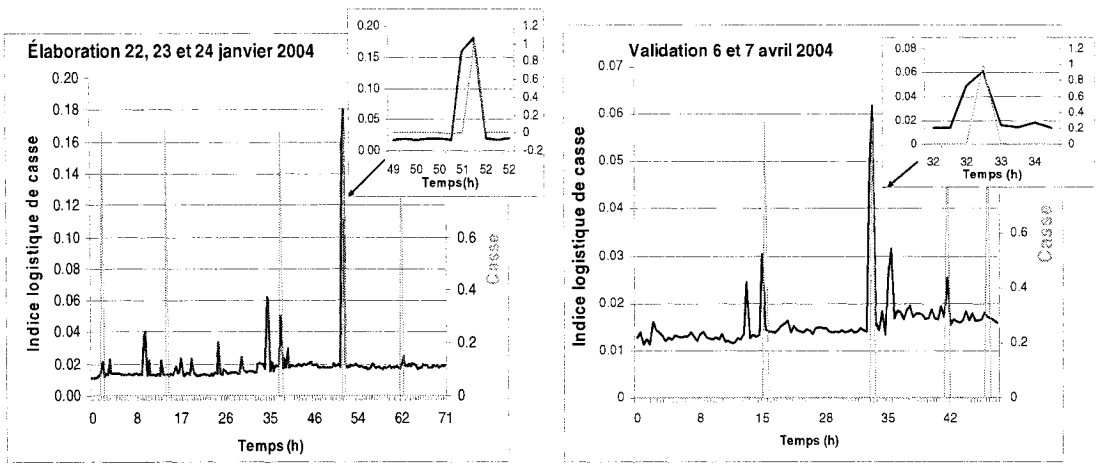
Depuis le début, les casses retenues pour l'étude de probabilité sont celles qui sont fortement causées par les événements discrets, mais comme démontré par l'arbre des défaillances, elles peuvent avoir d'autres causes.

4.2.5.4 Indice logistique de casses

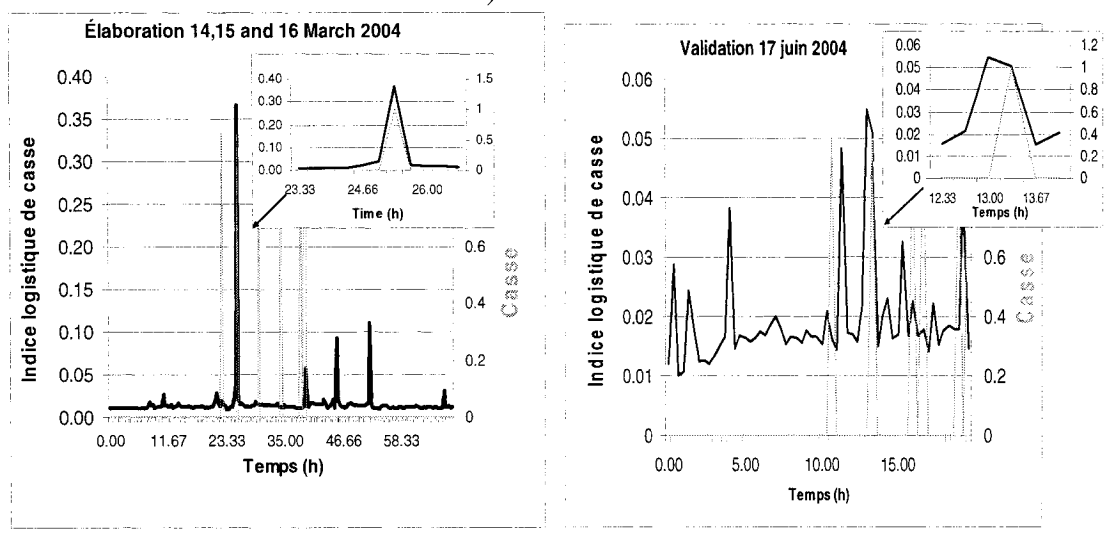
Les résultants des modèles de régression logistique qui donnent les probabilités d'occurrence de casses peuvent être utilisés aussi bien pour la prédiction des casses, que pour l'élaboration d'un indice de performance dans le but de surveiller et d'améliorer les opérations quotidiennes.

La figure 4.17 donne un exemple de l'évolution dans le temps de l'indice de casse pour trois jours de fonctionnement en continu. Une validation a également été réalisée et

les résultats sont reportés dans la même figure. L'occurrence des casses est représenté par le deuxième axe du graphique (0 ou 1).



a) Machine 7



b) Machine 8

Figure 4-17 Évolution de l'index de casse pendant plus de 36 heures d'opération; à gauche : élaboration; à droite; validation.

Pour le cas (a) illustré dans la figure 4.17, deux casses sur cinq ont été prédites par la régression logistique et pour (b), deux casses sur six ont été prédites par la régression

logistique. Le succès moyen de la prévision est autour de 33% pour l'ensemble des données collectées sur les quatre machines. Mais comme il peut être observé sur la figure 4.17, l'indice logistique de casse est parfois élevé malgré qu'aucune casse ne se soit produite. Il est important de rappeler que le phénomène de casse est un événement probabiliste et que même si tout porte à croire qu'une casse va avoir lieu, il est encore possible que la feuille de papier résiste.

Pour les neuf mois de données, le taux de fausse alarme (prévisions incorrectes de casse) en utilisation le set de validation, diffère pour chaque machine. Il est autour de 55 % en moyenne, basé sur un seuil de 3% pour l'indice logistique.

Il est important de noter que depuis le commencement de cette étude, l'intérêt s'est porté sur une catégorie tout à fait précise de casse De ce point, les casses qui ne sont pas prédites par le modèle pourraient probablement venir des autres sources illustrées dans l'analyse d'arbre des défaillances.

4.2.5.5 Diagnostic des casses

En plus de l'outil de surveillance que l'indice peut offrir, un diagnostic simple peut être facilement fait par les surintendants et retourné aux opérateurs afin de les informer sur ce qui a été fait et qui a mené à une élévation donnée de l'indice de casses.

Si l'on prend une observation correspondant à un indice élevé de casse, le diagnostic est réalisé en ne considérant itérativement qu'une seule variable à la fois dans le modèle. De cette façon, les contributions les plus importantes dans l'indice global pour chaque variable peuvent être identifiées.

Par exemple, considérant la première pointe élevée sur la figure 4.18, le résultat du diagnostic identifie le taux de changement de la portion de la pâte cassée comme étant celui qui contribue le plus dans l'indice de casses. Un message pourrait donc être automatiquement envoyé dans une base de données qui peut servir aux superviseurs des opérations techniques de rapport d'opération. Ils sauront considérer cette information dans l'analyse de casses et ainsi établir des pratiques opératoires moins risquées

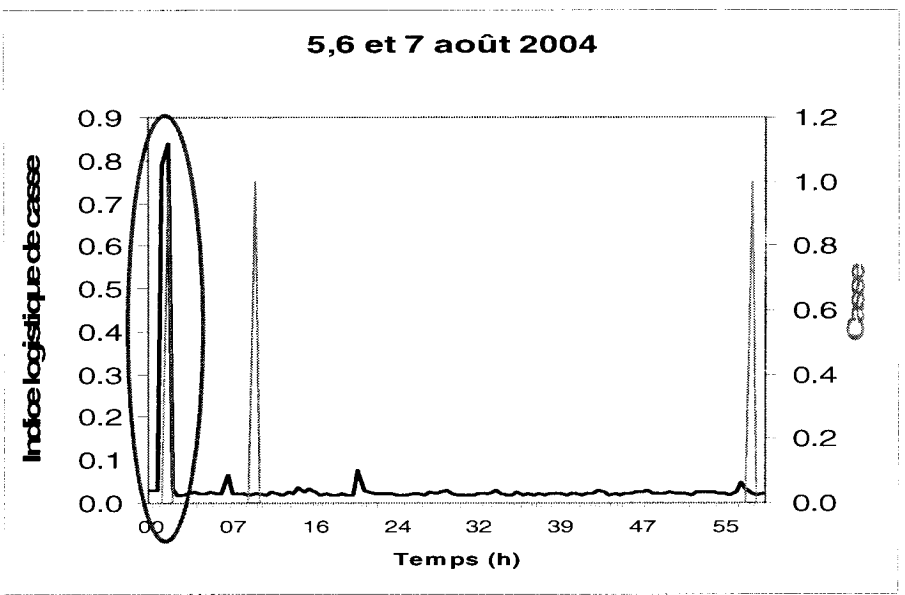


Figure 4-18 Diagnostic d'une casse prédite par l'indice logistique (Machine6).

4.2.5.6 Identification des casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée

L'indice de probabilité établi par la régression logistique a permis d'identifier 10% du total des casses rapportées pour les quatre machines (33 % de casses prédites sur 31% des casses étudiées par la régression logistique). Ces 10% de casses n'étaient pas clairement définies dans les systèmes d'acquisition de données de l'usine.

Si toutes les causes des casses éliminées de l'étude par l'arbre des défaillances étaient reconnues comme étant définies, et les causes des casses retenues pour l'analyse de probabilité comme étant des causes indéterminées, 375 casses seraient identifiées par la régression logistique comme étant des casses assignables à la variabilité dans la caisse d'arrivée. Ceci représente une moyenne de 15% sur le total des casses étudiées.

Les résultats discutés ci-dessus, sont résumés dans la figure 4.19.

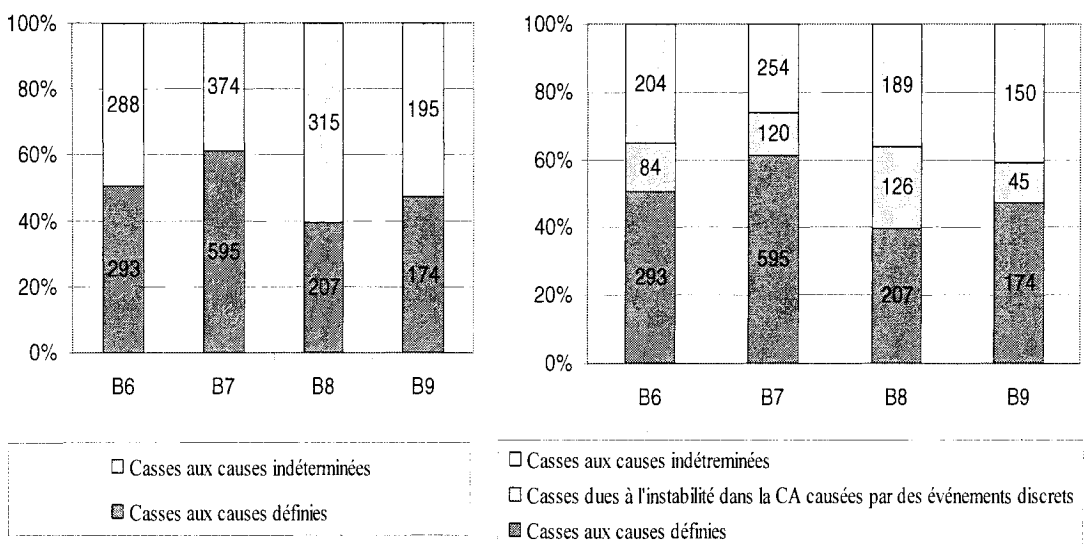


Figure 4-19 Identification des pourcentages des casses attribuables à la variabilité dans la CA; à gauche : avant application de la régression logistique; à droite : après application de la régression logistique.

4.2.5.7 Estimation des gains apportés par l'application de la régression logistique

L'efficacité d'une machine à papier est essentielle pour évaluer l'exécution et la performance d'une chaîne de production, et pour comparer les rendements de chaque usine. Une grande variété des normes utilisées dans l'industrie des pâtes et papiers est disponible pour comparer les performances des usines.

En général, les usines de pâtes et papiers évaluent l'efficacité de leurs machines en appliquant un indice économique appelé le taux de rendement global « TRG ». Plusieurs formules sont disponibles pour calculer cet indice. Cependant, les usines de l'Abitibi-Consolidated utilisent le produit : **Disponibilité % * Performance % * Qualité %**.

Le pourcentage de disponibilité dans la formule est le temps de disponibilité de la machine calculée pour 24 heures de fonctionnement. Il est défini :

$$\textbf{Disponibilité} = \frac{\text{Période d'opérations ciblée – perte de temps}}{\text{Période d'opérations ciblée}}$$

L'indice de performance est :

$$\textbf{Performance} = \frac{\text{Vitesse moyenne pondérée dans la période}}{\text{Vitesse limite pondérée dans la période}}$$

L'indice de qualité est défini comme étant :

$$\textbf{Qualité} = \frac{\text{Production vendable}}{\text{Production hors machine}}$$

Si une casse se produit, le temps perdu par cette dernière affecte directement la disponibilité de la machine, affecte aussi les autres indices, et réduit le TRG de la machine. Autrement dit, plus il y a de casses et moins le TRG est élevé.

À l'usine Belgo, des cotes sont utilisées pour estimer la perte en production par machine et par heure. Ces chiffres sont approximatifs, varient d'une machine à une autre et dépendent de la vitesse nominale de chaque machine.

La prédiction d'une casse sur trois, trouvée par la régression logistique et l'identification de la cause de chacune d'elles peuvent apporter des gains considérables à cette usine si ces casses sont évitées. D'ailleurs, un calcul simple de gain en production pour la période étudiée de neuf mois, est résumé dans le tableau 4-5

Tableau 4-5 Estimation des gains en production basée sur les informations disponibles à l'usine.

Machine	Production /tonne /heure	Temps sauvé/heure	Production sauvée/jour (tonne)	Gain /jour ($ CAD)
B6	11.0	0.26	2.9	870
B7	9.5	0.42	4.0	1 200
B8	16.0	0.24	3.8	1 140
B9	13.0	0.17	2.2	660
Total	49.5	1.09	12.9	3.890

NB : Le prix de revient moyen d'une tonne de papier est de 300$

CHAPITRE 5 : DISCUSSION GÉNÉRALE

Dans ce mémoire, une nouvelle méthode basée sur des outils statistiques non-linéaires a été développée dans le but d'établir des liens entre des événements discrets et la variabilité dans la caisse d'arrivée, qui ont pour conséquence d'accroître les probabilités d'occurrence de casses de la feuille dans la machine à papier. Pour ce faire, nous avons porté notre attention sur cinq propriétés clés de la pâte : distribution de longueur des fibres, matières dissoutes et colloïdales (MDC), température de la pâte à la caisse d'arrivée (CA), débit de la pâte mélangée et de la concentration en matière solide en suspension (consistance) .

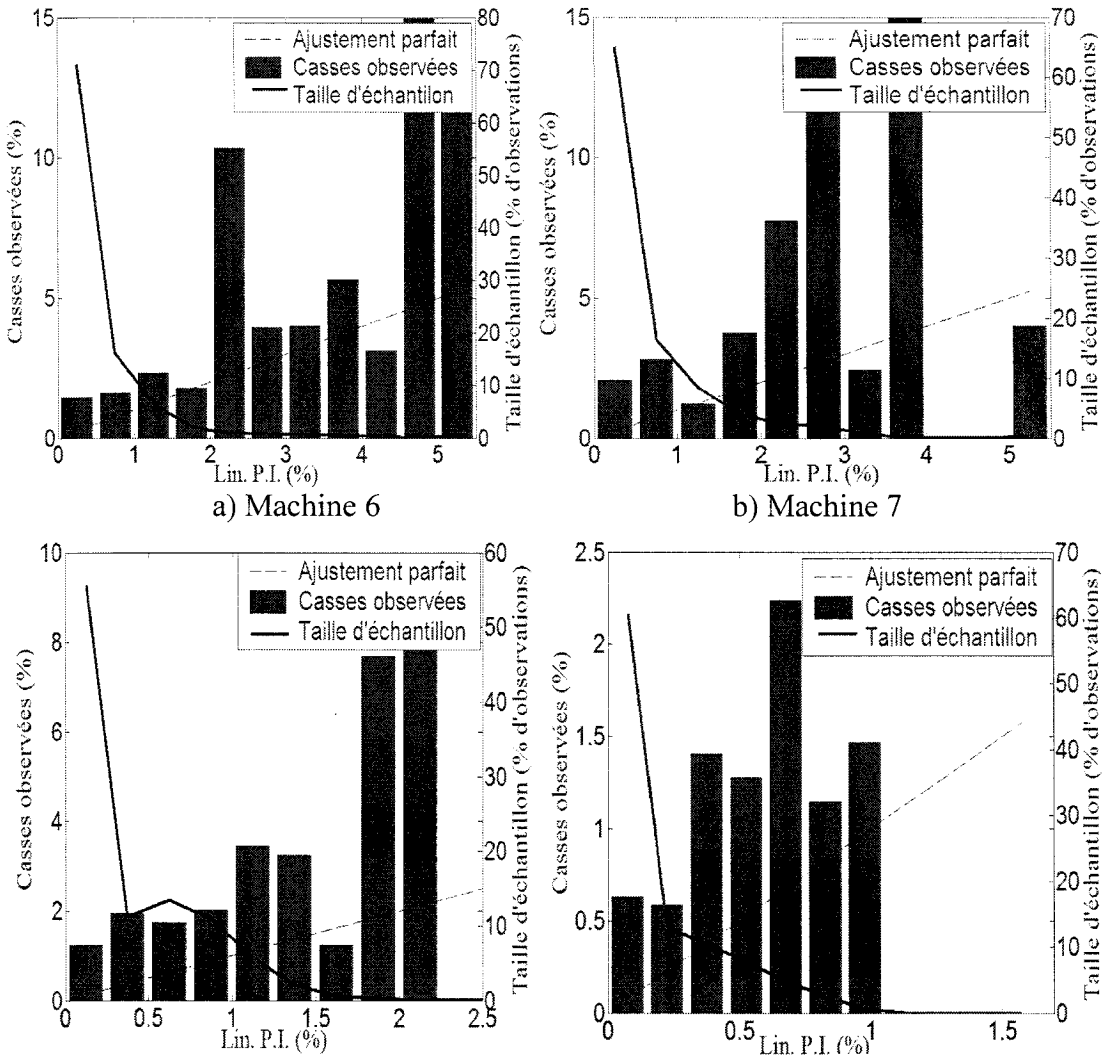
La préparation et le raffinement d'une base de données, nettoiement et réduction de données, ont été principalement réalisés sur une base reliant les variables mesurées aux cinq propriétés de la pâte (paramètres). Quand certaines variables n'étaient pas disponibles, elles ont été substituées par d'autres mesures en utilisant une approche de cause à effet entre les paramètres cités ci-dessus et leurs impacts sur la variabilité dans la caisse d'arrivée.

Pour quantifier les changements dans les variables, de nouvelles variables ont été créées. Ces variables sont les différences dans le temps entre deux mesures successives (taux de changement).

Une analyse qualitative de risque basée sur l'arbre des défaillances, pour des casses aux causes définie et inconnues, a été réalisée dans le but de déterminer et d'identifier quelles casses de la feuille sont le plus probablement reliées aux événements discrets.

Afin de prédire les casses dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée, une étude statistique faisant usage de deux outils de régression (linéaire et logistique) a été développée et appliquée pour une usine qui a servi d'étude de cas. Les modèles probabilistes trouvés en utilisant la régression linéaire n'ont pas montré de tendance très claire entre les probabilités observées de casses et les casses prédites par la régression, comme le montre la figure 5.1. Ceci est principalement dû au fait que la régression linéaire ordinaire n'est pas appropriée pour prédire des réponses bornées telles que la présence ou l'absence de casse. Cependant, la régression linéaire a permis de corréler les variables les plus influentes sur l'occurrence de casse. Ce sont majoritairement des variables quantifiant les changements dans les variables mesurées.

NB : La section portant sur la régression linéaire ainsi que l'exploration au moyen de l'analyse en composantes principales a été réalisée par *Antoine Berton*, stagiaire post-doctoral.



a) Machine 6 b) Machine 7

a)Machine 8 b) Machine 9

Figure 5-1 Occurrence de casses observées par rapport à l'indice de prédiction linéaire. (Lin. P.I) pour chaque machine.

Tout comme la régression linéaire, la régression logistique a permis d'explorer les variables et de corréler celles qui sont les plus significatives au phénomène de casse. Les premières observations sont les mêmes, c'est-à-dire que les casses retenues sont plus reliées aux changements dans les variables qu'avec les variables elles mêmes.

Par contre, par rapport à la régression linéaire simple, les modèles probabilistes trouvés en utilisant la régression logistique ont montré une tendance plus claire entre les probabilités d'occurrence de casses et la magnitude des événements discrets. En effet, plus les taux de changement des variables augmentent, et plus les probabilités d'occurrence des casses augmentent.

Il est donc recommandé d'utiliser la régression logistique dans le but d'établir des indices probabilistes pour l'occurrence de casses pour cette étude de cas.

.

CHAPITRE 6 : CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

La casse de la feuille sur une machine à papier est le plus important problème de productivité pour beaucoup d'usine de pâte et papier. Elle est habituellement provoquée par l'occurrence simultanée de différentes perturbations et est souvent déclenchée par le changement mineur d'un facteur.

La méthode développée dans ce mémoire a permis d'identifier 33% des casses de la feuille sur la machine à papier assignables à la variabilité dans la caisse d'arrivée. Dans les mêmes conditions, 10% de casses sur le total des casses totales survenant sur les machines ont été identifiées comme étant des casses attribuables à la variation dans l'alimentation de la caisse d'arrivée.

Ces résultats sont intéressants, étant donné que depuis le commencement du travail, seule une catégorie des casses a été étudiée, mais en présence d'incertitude sur leur sélection. Les casses non prédites peuvent être attribuables à des causes autres que la variabilité dans la caisse d'arrivée comme démontré par une analyse qualitative de l'arbre des défaillances utilisé pour déterminer les causes racines de chaque description rapportée par le personnel de l'usine.

Une étude de diagnostic peut être réalisée en calculant l'indice considérant itérativement une variable à la fois dans les modèles de chaque machine. Ce simple

diagnostic est très utile dans les opérations. En effet, un message peut être envoyé aux ingénieurs de procédés pour interpréter l'indice et employer les informations dans leurs décisions opératoires futures. Ils peuvent à leur tour envoyer un message aux opérateurs des machines pour les guider et leur permettre de corriger et voire même, améliorer les opérations.

Économiquement, cette nouvelle méthode d'analyse de casses peut améliorer le taux de rendement global (TRG) des machines à papier en augmentant le temps de disponibilité qui contribue directement dans l'estimation du TRG.

La régression logistique qui a permis la prédiction de 33% et l'identification de 10% de casses aux causes inconnues, semble être un bon outil pour l'analyse de casse de la feuille sur la machine à papier. Un autre apport de cet outil est l'exploration et l'explication des variables. En effet, dans un modèle logistique, il y a un lien direct entre les variables et les coefficients d'un côté (fin descriptive et explicative), et les variables et les probabilités d'un autre côté (fin prédictive).

Cette méthode statistique permettant l'extraction de nouvelles connaissances à partir des données pourrait être appliquée à d'autres types de casse de la feuille (mécaniques, processus... etc..) mais elle exigerait alors, pour chaque cas, une base de données précise et bien préparée.

RÉFÉRENCES

ADAMS, R. J., WESTLUND, K. B. 1982. «Off-line testing for newsprint Runnability» 1982 *Proceedings of International Printing & Graphic Arts Conference.* pp. 13-18.

AHOLA, T., RUUSKA, J., JUUSO E., LEIVISKÄ K. 2000. «Le Based Web Break Sensitivity Indicator». *Proceeding of Toolmet 2000 Symposium-Tool Environments and Development Methods for Intelligent Systems*. Oulu, Finland: pp. 51-62.

ALLEN, L., POLVERARI, M., LÉVESQUE B., FRANCIS W. 1999. «Effects of system closure on retention-and drainage-aid performance in TMP newsprint manufacture», *TAPPI journal.* 82:4. 188-195.

AMIRI, R., MURRAY, T., WOOD, J., BARLETT, D., CHISHOLM, B., RENDELL, S. 1997. «Interaction of Pulp Quality and Paper Making: Effects on Sheet Structure and Linting». *International Mechanical Pulping Conference*. Stockholm: Preprints, pp 309-321.

ANDERSON, D. R., SWEENEY, D. J., WILLIAMS, T. A. 2005. *Statistics for Business and Economics*. 9e. ed. United States of America: Thomson South-Western. 1023pp.

ASSOCIATION CANADIENNE DES PÂTES ET PAPIERS 2004. Fabrication et exportation. In *site de l'association canadienne des pâtes et papier.* [En ligne]. http://www.cppa.org/francais/info/taking.htm#pate (Page consultée le 11 février2004)

BALD, P., HORNIK, K. 1989. «Neural networks and principal component analysis»: *learning from examples without local minima. Volume 2.* Oxford UK : Elsevier Science Ltd. p. 53-58.

BERNARD, P.-M. 2003. *Régression logistique.* Notes de cours EPM-64312. Département de Médecine sociale et préventive, Université Laval.

BERTON, A., GUNDAPPA, M., PERRIER, M., IERAPETRITOU, M., STUART, P.R. 2005 «Stock approach control strategies in a Newsprint Mill: from manual control to RTO». En cours de révision interne (chaire Process Integration in the pulp and paper Industry) pour soumission à IECR.

BLANCHETTE, C. 1996. *Quelques généralisations du modèle de régression logistique.* 120pp. Mémoire de maîtrise en mathématiques et statistique, Université Laval.

BONHIVERS, J–C., PERRIER, M., PARIS J. 2002a. «Management of Broke Recirculation in an Integrated Paper Mill». *Pulp & Paper Canada.* 2:103. 52-57.

BONHIVERS, J–C., PERRIER, M., PARIS J. 2002b. «Model predictive control for integrated Management of White-Water tanks». *TAPPI J.* 1:9. 15-21.

BONISSONE, P. P., GOEBEL, K. 2002. «When will it break? A Hybrid Soft Computing Model to predict Time-to-break Margins in Paper Machines». *Proc. SPIE 2002.* Seattle, WA: GRC233, pp. 53-64.

BONISSONE, P. P., GOEBEL, K., CHEN Y., 2002. «Predicting Wet-End Web Breakage in Paper Mills». *Working Notes of the AAAI symposium: Information and Revision for Decision Making: Modeling for Diagnostics, and Prediction.* Stanford, CA:AAAI Press. Technical Report SS-02-03.

BORE, T. 1989. *Méthode HAZOP et arbre des causes.* DEA génie des procédés, INPL-ENSIC Nancy.

BREYFOGLE, W.F. 1999. Designed for Six Sigma (DFSS): Improving the Failure Rate or Mean Time Between Failure (MTBF) of Products. In *Site de Smarter Solutions*. [En ligne]. http://www.smartersolutions.com/articles.php. (Page consultée le 23 janvier 2005)

BROWNE, T., MILES, K., MCDONALDS, D., WOOD, J. 2004. «Multrivariate analysis of seasonal pulp quality variations in a TMP mill». *Pulp & Paper Canada.* 105:10. T230-T234.

CHO, B., GARNIER, G., PARADIS, J., PERRIER, M. 2001. «The Process Dynamics of Filler Retention in Paper using a CPAM/Bentonite Retention Aid System». *The Canadian Journal of Chemical Engineering.* 79: 6. 1-8.

DABROS, M. 2002. *Optimization of broke recirculation in a newsprint mill.* 117p. Mémoire de maîtrise en génie chimique, École polytechnique de Montréal.

DABROS, M., PERRIER, M., FORBES, F., FAIRBANK, M., STUART, P.R. 2004. «Improving the Broke Recirculation Strategy in a Newsprint Mill». *Pulp & Paper Canada.* 105:4. 45-48.

DUMAS, S. 2000. Bilan de l'industrie des produits forestiers en 1999, Gouvernement du Québec.

EKLUND, P., RISSANEN, T. 2000. «Software Development for Web Break Risk Indication». *TAPPI PCE&I,* March 26-30, 2000. [En ligne]. Williamsburg VA: http://www.cs.umu.se/~peklund/breakindication/. (Page consultée le 10décembre 2004)

GARSON, D. 2005. Logistic regression. In *site du cours PA 765 Statnotes An Online Textbook.* [En ligne] http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/logistic.htm (Page consultée le 05 avril 2005)

HANSEN, Å. 2001. «Revealing Weak Points in Paper Web Samples. Identification and Estimation of Their Strength-Reducing Effect». *TAPPI PEER-REVIEWED PAPER/Solution for people, Processes and Paper.* 1:1. 1-1.

HARRISON, R., LEROUX, R., STUART, P.R. 2004. «Multivariate Analysis of refiner Operating Data from a Thermo-Mechanical Pulp Newsprint Mill». *Pulp & Paper Canada.* 105:4. 24-27.

HELLER, P., SCOTT, W.E., SPRINGER, A.M. 1979. «Potential Operational Problems under Conditions of Complete Water Reuse». *TAPPI J.* 62:12. 79-84.

HERTZ, J., KROGH, A., PALMER, R.G. 1991. *Introduction to the Theory of Neural Computation.* Don Mills, Ontario: Addison-Wesley Pub. Co, 327p.

HO, T., HENRIKSSON, C. 1993. «Improving Product Quality in a Pulp Mill Using Statistical Process Control (SPC)». *IEEE 1993 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering.* Vancouver, Canada: Institute of Electrical and Engineers Inc. 1139-1143.

HOSMER, D., LEMESHOW, S. 1989. *Applied logistic regression.* New York: John Wiley & Sony , NY. 307p.

HRISTOPULOS, D.T., UESAKA, T. 2002. «A Model of Machine-Direction Tension Variations In Paper Webs with Runnability Applications». *Journal of Pulp and Paper Science*. 28:12. 389-394.

IHALAINEN, H., PAULAPURO, H., RISLAKKI, M., RITALA, R., SUOJÄRVI, M. 1997. «Novel Method to Analyse Relationship between Web Breaks and Process Variability». *47th Canadian Chemical Engineering Conference*. Paper 543.

INSTITUTION FOR ELECTRICAL ENGINEERS 2004. Quantified Risk Assessment Techniques-Part 3. Fault Tree Analysis- FTA. In *site de Institution for Electrical Engineers.* [En ligne] http://www.iee.org/Policy/Areas/Health/hsb26c.pdf (Page consultée le 13 janvier 2005)

JANVIER, B. 2004. «Non-linear consistency control to minimize process variability and to increase controller robustness». *90th annual meeting.* Montreal: Paptac preprint A, A155-A157.

JONGMAN, R.H.G., RAAK, J., TONGEREN, V. 1995. *Data Analysis in Community and Landscape Ecology.* Australia: Cambridge University Press. 299pp.

KHANBAGHI, M., MALHAMÉ, R., PERRIER, M., ROCHE, A. 1997. «A statistical Model of Paper Breaks in an Integrated TMP Newsprint Mill». *JPPS.* 23:6.J282-J288.

LAIVINS, G., POLVERARI, M., ALLEN, L. 2001. «Performance of Poly (ethylene oxide)/ cofactor retention aids in mechanical pulp furnishes». *TAPPI J.* 84:3. p57.

LANG, D., NISSINEN, A., NUYAN, S. 2004. «Harmonizing Your Paper Machine Operation: Getting All the Loops to Work in Concert». *90th annual meeting. Montreal.* Paptac preprint A, A 129-A133.

LAPPALAINEN, J., MYLLER, T., VEHVILÄINEN, O., TUURI, S., JUSLIN, K. 2001. «Enhancing Grade Changes Using Dynamic Simulation» *Proceedings of the 2001 Tappi Engineering/Finishing and Converting Conference and Trade Fair.* San Antonio, TX, United States : TAPPI Press,. p 1151-1161.

LAURENT, A. 2003. *Sécurité des Procédés Chimique. Connaissances de base et méthodes d'analyse de risques.* Paris : TEC et DOC. 489p.

LEES, F.P. 1996. *Loss prevention in the process industries: hazard identification, assessment and control*. 2nd ed. Oxford [England]: Butterworth and Heinemann. 503p.

LINDSTROM, R., MANFIELD, W. H., TRACZ, A.F., MARDON, J. 1994. «Coping with an Avalanche of Breaks». *Appita.* 47:2. 163-172.

MASTERS, K. 1999. «Sheet Break Identification and Prevention». 1999*Engineering & Product Quality conference proceedings.* Anaheim, CA [CD-ROM]: TAPPI press.

MCDONALD, J.D., DAUNAIS, R., PIKULIK, I.I., PYE, I.T. 1991. «A New System for Closing the Draw between the Last Press and the dryer Section». *Pulp & Paper Canada.* 92:3. T62-T65.

MIYANISHI, T., SHIMADA, H. 1998. «Using neural networks to diagnose web breaks on a newsprint paper machine». *TAPPI J.* 81:9. 163.170.

OGAWA, S., ALLISON, B., DUMONT, G., DAVIES, M. 2004. «Automatic Control of Broke Storage Tanks». *Control System Conference*. Quebec City, CA: TAPPI press. Preprints, 2004. 203-206.

ORCCOTOMA, J.A., PARIS, J., PERRIER, M., ROCHE, ALAIN. 1997. «Dynamic of White-Water Networks during web Breaks». *TAPPI J.* 80:12. 101-110.

ORCCOTOMA, J.A., PARIS, J., PERRIER, M. 1999. «Dynamic Analysis of Fibrous Material and Dissolved Solids Distribution in the Wet-end of a Newsprint Mill». *APPITA J.* 52:2. 105-113.

OULIDI, A., PARIS, J. 1999. «Analyse statistique des casses de la feuille dans une machine à papier». *Pulp and Paper Canada.* 100:5. 44-49.

PARIS, J. 2004. *Ingénierie des pâtes et papiers.* Notes de cours GCH 6210. Département génie chimique, Polytechnique de Montréal.

POLVERARI, M., ALLEN, L., SITHOLÉ, B. 2001. «Effect of system closure on retention and drainage aid performance in TMP newsprint manufacture-Part II». *TAPPI J.* 84:3. p56.

PYE, I.T., DAUNAIS, R., BATTY, R.C. 1985. «Study of a Newsprint Web in an Open Draw after the Press Section». *JPPS.* 11:5. J146-50.

RAHMAN, L. 1987. «The Mechanism of Fines and Filler Retention in Newsprint Furnishes». *TAPPI J.*70: 10. 105-112.

ROISUM, D.R. 1990a «Runnability of Paper. Part I». *TAPPI J.* 73:1. 97-101

ROISUM, D.R. 1990b. «Runnability of Paper. Part II». *TAPPI J.* 73: 2. 101-106.

ROUNSLEY, R.R. 1983. «Discrete event simulation of a broke system». *TAPPI Journal.* 66:9. 69-73.

SEARS, G. R., TYLER, R. F., DENZER, C.W. 1965. « Shives in Newsprint: The Role of Shives in paper Web Breaks». *Pulp and Paper Magazine of Canada.* 66:7. 351-355.

SIRVIÖ, J., NURMINEN, I. 2004. «Systematic changes in paper properties caused by fines». *Pulp and Paper Canada.* 105:8. p 39-42.

SMOOK, G.A. 1992. *Handbook for Pulp & Paper Technologists.* 2nd edition. Vancouver: Angus Wilde Publications Inc. 419p.

SMOOK, G.A. 2001. *Handbook of Pulp & paper Terminology.* 2nd edition. Vancouver: Angus Wilde Publications Inc. 447p.

STARR, K. 2001. «Asset Optimization through Data Variation Analysis». *Process Control News (for the Pulp and Paper Industries).* 21:4. 5-6.

TAKIYAMA, Y. 2004. «On-line Prediction of Sheetbreaks Using Neural Network Models in a Paper Machine Producing A Variety of Grades». *Control Systems Conference.* Quebec City, CA: TAPPI Press Preprints, 2004. 233-235.

TAY, S. 2001. «Effect of dissolved and colloidal contaminants in newsprint machine white water on water surface tension and paper physical properties». *TAPPI JOURNAL.* 84:8. 1-15.

VILLEMEUR, A. 1988. *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : fiabilité, facteurs humains et informatisation.* volume collection de la direction des recherches et études d'Électricité de France. Eyrolles, Paris France.

WHITEHEAD, J. 2000. An Introduction to Logistic Regression. In *site du Department of Economics Appalachian State University.* [En ligne]. http://personal.ecu.edu/whiteheadj/data/logit (Page consultée le 14 mai 2005)

WINCHELL, P. 2005. «Using multivariate data analysis for process troubleshooting». *Pulp & Paper Canada.* 106:7/8. T I49-152.

WOLD, S., ESBENSEN, K., GELADI, P. 1987. «Principal Component Analysis». *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems.* 1:2. 37-52.

ZHANG, Y., DUDZIC, M., VACULIK, V. 2003. «Integrated monitoring solution to start-up and run-time operations for continuous casting». *Elsevier Science, Annual Review in Control.* [En ligne] 27:2. 141-149. http://www.ingentaconnect.com/content/els/13675788/2003/00000027/00000002. (Page consultée le 12 mars 2005)

Annexes

Annexe 1

Article 1

Prediction of Paper Machine Web Breaks Caused by Headbox variability

Fatiha Akrour[1], Antoine Berton[1], Martin Fairbank[2], Michel Perrier[1], Paul R. Stuart[1]

1. NSERC Environmental Design Engineering Chair in Process Integration
Department of Chemical Engineering, École Polytechnique –Montréal,
PO Box 6079, Succ. Centre-ville, Montréal, Québec H3C 3A7, Canada
2. Abitibi-Consolidated Inc.
1155 Metcalfe St., #800, Montreal, QC H3B 5H2, Canada

Abstract

The newsprint manufacturing process is interactive, as process adjustments and other disturbances affect several variables at the same time. These disturbances can result in changes in headbox conditions known as headbox variability, which in turn can lead to higher probabilities of paper machine web breaks. This study presents a methodology to identify and characterize the category of breaks which are likely caused by disturbances in the stock approach system, and which are likely to increase headbox variability. The methodology includes statistical and fault tree analyses of defined and unknown causes of breaks reported via a mill data management system. Two statistical approaches were investigated: a linear combination of variables, and (nonlinear) logistic regression.

The methodology is illustrated for an integrated newsprint mill with four paper machines. The results confirm that certain discrete events such as a variation in broke and TMP pulp ratios increase the likelihood of paper machine breaks. From these results, a probabilistic index for predicting the occurrence of breaks was developed.

Application Identifying *web breaks caused by sudden changes and establish a probabilistic index for web breaks using logistic regression.*

1 Introduction

The runnability of paper machines is affected by the occurrence of web breaks [1]. Depending on the mill, 2-7% of production losses are attributed to web breaks, accounting for economic

losses of billions of dollars in the pulp and paper industry [2]. A recent exploratory statistical study [3] showed that more than 65% of break causes remain unknown by the operators of the machines.

Various approaches were used to diagnose, prevent, and predict the web break phenomena. Tools such as neural networks, fuzzy logic, and PCA showed good ability in preventing and predicting web breaks [4-8]. In this study, we are interested in the probabilistic prediction of web breaks related to any planned or unexpected event related to the machine, known as discrete events. In particular, our interest lies in the influence of the abrupt sudden of some measured and controlled variables that have significant effects on the variation of pulp properties at the headbox: fiber length distribution, flow rate of the mixed pulp, dissolved and colloidal substances (DCS) concentration, pulp furnish and temperature at the headbox, and consistency of the mixed pulp. The selection of these parameters was inspired by the results obtained in previous work [9, 10].

The main objective of the present study is to employ a new methodology to show that the web breaks are related to sudden changes in the 5 previously targeted properties, and to quantify how the web break probability is related to the rate of change of those parameters. We used risk analysis techniques associated with statistical tools to illustrate the causality link between discrete events that cause variability at the headbox and the probability of web breaks. From these results, we elaborated probabilistic models allowing the prediction of this category of web breaks. These models can be used as a performance index to indicate the possibility of web breaks.

In the first two parts of the paper, we describe the manufacturing process and detail the methodology. Then, the established probabilistic models are explained and their performances are assessed. Finally, remarks and conclusions are presented.

2 Newsprint mill process description

The mill used in this study is based in Quebec and produces mainly newsprint. It has an average newsprint production of 1050 t/d for more than 30 grades. It includes three chip refining lines fed primarily with black spruce chips to produce thermomechanical pulp (TMP). It also includes four paper machines that differ in their characteristics: the speed, the kind of headbox, the machine type (twin-wire and top-former), the white water used for broke dilution

in the couch pit and the repulper, the white water used for consistency control at the mixing chest, the machine age, etc. However, the machines share a common circuit of broke and a very complex white water supply network, which feeds all the different mill sections. The machines are labeled B6, B7, B8, and B9. Deinked pulp (DIP) is also produced at the mill and is used in most paper grades produced. Different paper grades are defined by differences in color, brightness, basic weight, and thickness. The weight of the paper ranges between 45 g/m^2 and 89 g/m^2 with thicknesses as high as 127μ on a 48 g/m^2 basis weight. Some modifications in the process are necessary each time certain specialized grades are produced. These particular cases (production of high brightness (70) paper and peach-colored newsprint) are outside the scope of this study.

3 Methodology

In order to establish a clear link between web breaks and discrete events related to headbox variability in the plant, many data processing steps were required. The method described below was necessary to extract important information from the raw data coming from the plant.

3.1 Process and operating data

Several studies have explored the connection between the quality of paper and the properties of the pulp furnish [11-14]. However, it is difficult to demonstrate this link for several reasons. One problem is that the time spent by the pulp between any measurement location in the plant and the machine is uncertain. This factor makes the causality links difficult to establish.

Some authors showed a link between the nature of the wood, the presence of shives, and the phenomenon of web break [12, 15, 16]. In our study, because of the complexity and the high level of interaction of the process, we limited our study to the variables measured in the sections closer to the machines. At this stage, many variables already contain some of the variations that occur upstream. The measurements in this study come primarily from the broke system, the white water supply network, the approach system, and the paper machines. The estimated residence time from the headbox to the furthest relevant data selected does not exceed 45 minutes, in order to be able to establish correlations between discrete events and paper web breaks with greater confidence. Figure 1 shows a schematic view of the process and the locations where data were collected for this study.

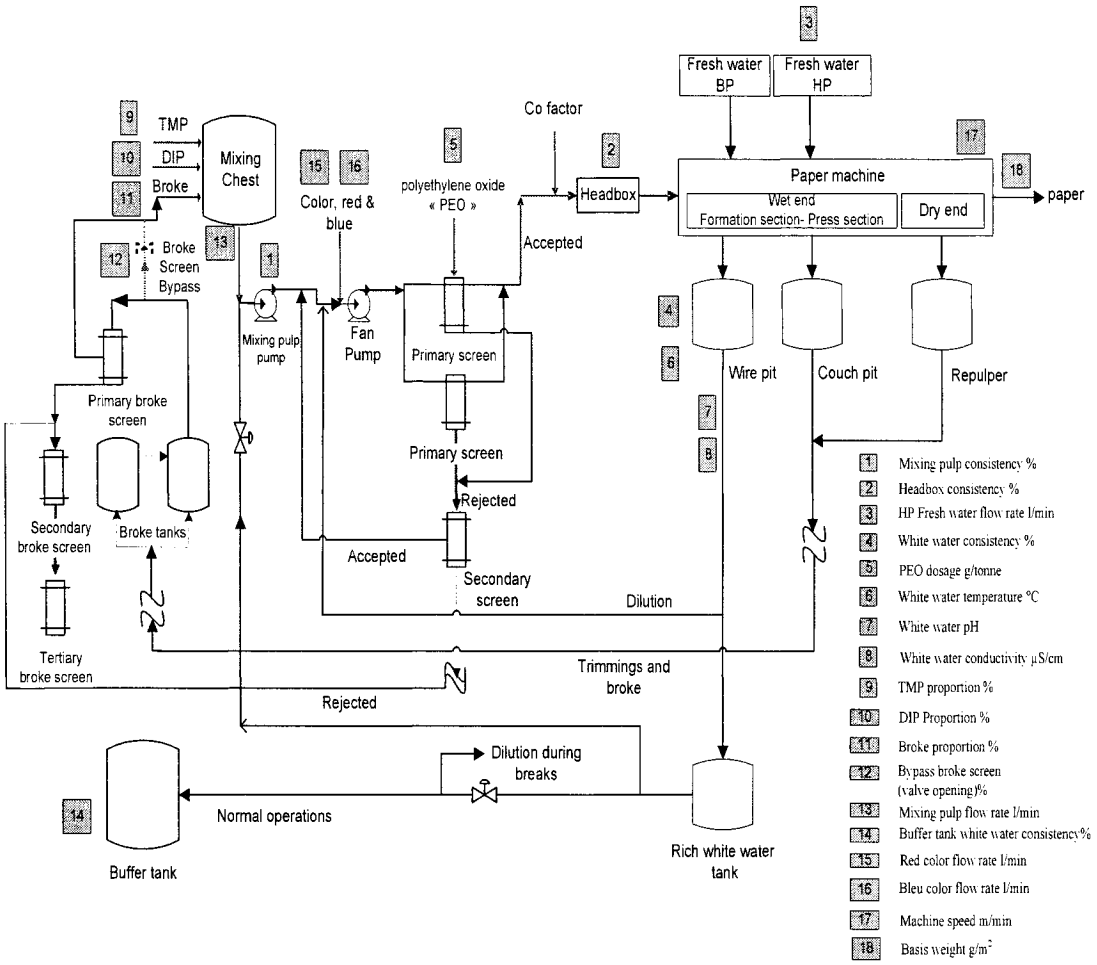


Figure 1 Schematic view of the process and locations where data were collected.

We collected a large amount of data during the time period from December 2003 to August 2004. They come mainly from the Plant Information System (PI) at the mill.

We focused our attention on the variables that depend on the paper manufacturing process and particularly on those that have an impact on the headbox stability (i.e., the five targeted properties enumerated earlier). Unfortunately, the same variable measurements were not available on the four machines. The data were extracted at a 20-minute sampling rate for machines 7, 8 & 9, and at a 30-minute rate for machine 6. Most events of interest occur in the mixing chest of the paper machines, and the time taken by the pulp to reach the headbox from the inlet of the mixing chest corresponds to the selected sampling rate.

3.2 Web break data

Relevant information on web breaks (duration, causes, and location) was obtained from another archive system called Proficy. A total of 3757 web breaks were reported for the four machines for the period studied, with an average number of web breaks per day corresponding to 3.73, 4.64, 3.20, and 2.29 for B6, B7, B8, and B9, respectively. Among these web breaks, 1316 were due to mechanical and electrical failures, scheduled downtime, manual grade change, etc. These web breaks were classified as breaks with a known cause. The remaining 2441 web breaks were classified as breaks with unknown causes that could be related to headbox variability. At this stage, an in-depth analysis of the remaining breaks was necessary in order to discriminate between the breaks that were due to headbox variability, and those that were most probably due to other reasons.

One powerful tool used in process risk analysis or risk assessment techniques is fault tree analysis (FTA). It is a deductive top-down method for failure analysis starting with an undesirable event called a top event, such as a failure or a malfunction. It determines how these top events can be caused by individual or combined lower level failures or events [17].

We apply the FTA in order to determine the root causes of web breaks reported by mill personnel that can be related to variability of the headbox. The most frequent descriptions are: pulp accumulation/dirtiness, draw adjustment, and unknown causes. The least frequent are: adhesion to dryers, paper with high moisture, and difficulty of rethreading the sheet of paper. The FTA example in **Figure** 2 shows that including breaks attributed to *pulp accumulation* within the study can compromise the analysis, since these web breaks are more likely related to mechanical causes and to some random changes in pulp properties, rather than to sudden changes in pulp properties. Similarly, the probability that breaks attributed to *difficulty of rethreading the sheet of paper* are related to discrete events is very low according to the FTA. Thus, web breaks with these two causes were eliminated, and only those that were mainly affected by discrete events and abrupt changes were retained for further study. The remaining web breaks represent on average 30% of the total breaks, and their frequencies by day and by machine are 1.1, 1.4, 1.2, and 0.7 for machines 6, 7, 8, and 9, respectively.

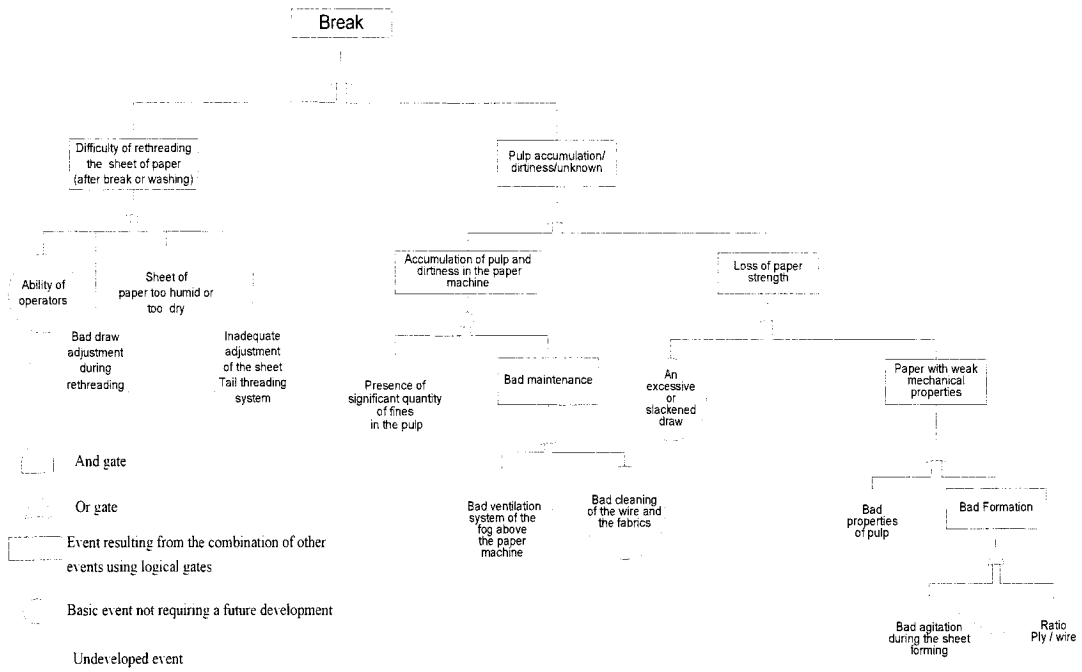


Figure 2 Fault tree analysis for pulp accumulation and difficulty of rethreading the sheet of paper (web break descriptions).

3.3 Direct and surrogate variables used in this study

Due to a lack of data for some targeted variables, we adopted an alternative for the missing measurements by substituting other variables having an impact on the five key parameters cited earlier. In Table I, the five targeted parameters are shown along with the corresponding discrete events and measured variables at the mill. Some measurements that might seem relevant were omitted from the study because their impact was already accounted for by other variables, or because they could cause redundancy or co-linearity problems. The variables that were retained to establish probabilistic models appear in the third and fourth columns of **Table** .I

Table I: Effects of discrete events on the five key parameters.

Parameter	Discrete event	Measured variable or surrogate	Measured affected by discrete event
Mixing pulp consistency	Pulp proportion change	TMP ratio, DIP ratio, broke ratio	Dryness after press section Freeness of mixing pulp Headbox C% White water C% White water temperature Retention The blue spectra (color flow rate) The red spectra (color flow rate)
Fibre distributions	Pulp proportion change	As cited above	As cited above
	Basis weight change	Basis weight	Headbox C% Dryness after press section The blue spectra (color flow rate) The red spectra (color flow rate) Mixing pulp flow rate Speed of the machine
	PEO addition	PEO dosage PH Conductivity Weight water (WW) temperature	Dryness after press section Dissolved and colloidal substances (DCS) Headbox C% White water C% The blue spectra (color flow rate) Retention The red spectra (color flow rate)
Mixing pulp flow rate	Basis weight change Machine speed	Basis weight Machine speed	Headbox C% Dryness after press section The blue spectra (color flow rate) The red spectra (color flow rate) Mixing pulp flow rate Speed of the machine
Temperature at the headbox	Pulp proportion change	As cited above	As cited above
	Fresh water addition	Fresh water addition in buffer tank Fresh water addition in the machines (washers)	Dissolved and colloidal substances (DCS) WW consistency in buffer tank
Dissolved and colloidal substances (DCS)	Pulp proportion change	As cited above	As cited above
	Fresh water addition	As cited above	As cited above
	PEO addition	As cited above	As cited above
	Long break duration	Broke thickeners by pass Broke screeners by pass Valve opening of the WW from buffer tank to rich WW tank	White water consistency Broke consistency Dissolved solids and colloidal substances in the broke

4 Novel approach for web break analysis

The last step of our methodology consists in establishing a probabilistic model that can predict web breaks. Since the differences between the four machines are significant and they each have different key variables, we formulated individual models for each paper machine.

In order to build a prediction model, it is first necessary to code the break events into a binary variable: 0 when there is no break and 1 when there is a break. This variable was used as the dependent variable with the independent variables listed in Table I. We scrubbed the selected independent raw data in order to remove irrelevant or incoherent observations. Handling of outliers was also performed.

Only observations of normal operations were used, and not those from cases when there was no sheet on the machine, or when the sheet was being rethreaded. Other variables were added to the observations and coded as binary variables: one indicating the basis weight transitions and others indicating which basis weight was produced. To characterize discrete events within variables, new variables were also created for the rate of change of each variable $|\Delta x/\Delta t|$. Then, descriptive statistics were performed for each variable. When a break occurred, it was coded as 1 in the next observation following the break.

In a first approach to describe the break probabilities, we carried out a simple study to evaluate one of the discrete events, namely the pulp proportion changes in the four machines. **Figure** 3 confirms the hypothesis that discrete events have a tendency to increase the probability of web break occurrence. As the rate of change of the pulp proportions for paper machine 6 increases, so does the observed break occurrence.

The secondary axis indicates the sample size of observations (proportion of the data) in each category. The break probabilities calculated for a higher proportion of the data are therefore more accurate.

At this stage, the four machines show a clear correlation between the rate of change of pulp proportions and the probability of break occurrence.

These encouraging results led us to develop more sophisticated models (multivariable, linear, and non-linear).

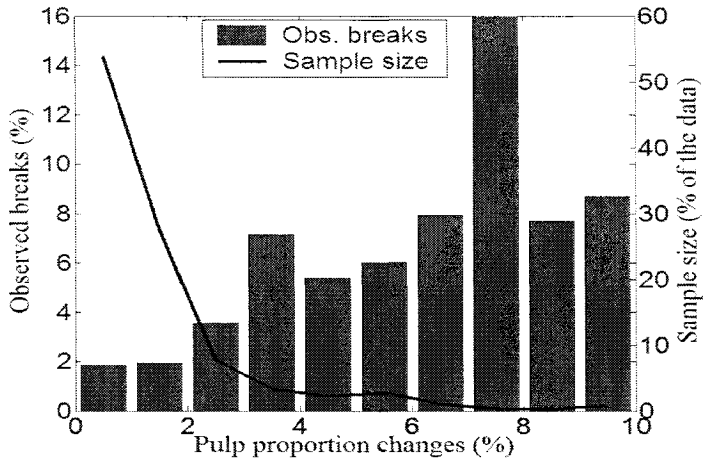


Figure 3 Observed breaks versus pulp proportion changes in B6.

Different methods were tried including projection through PCA, linear models, and non-linear models. Finally, two methods were retained and are presented in the following section: 1) a linear regression over the variables with the greatest influence was designed in order to produce a probabilistic web break index, and 2) a more sophisticated non-linear tool (logistic regression) was used to directly predict the web break probability.

4.1 Methodology for a linear break index

In the first approach, we tried to model the web break phenomena through the use of linear regression. The chosen linear combination regroups only the variables that were the most correlated with the binary break variable. The linear projection takes the following form, for each temporal observation:

$$\tilde{y}(t) = \sum_{k=1}^{p} c_k x_k(t) \qquad (1)$$

where k defines the chosen variable, c_k are the coefficients, p is the total number of variables considered, and $x_k(t)$ is the specific observation of the variable, initially centred and reduced. The proposed index is therefore the scalar product of this vector of coefficients with each observation. The index can be calculated at each time t that the observation x_k is measured.

4.2 Methodology for logistic regression

The purpose of a simple linear regression is to model the relation between a quantitative dependent variable and a quantitative explanatory variable. When the variable to be explained is binary (yes-no, present [1] - absent [0]), it is common to make use of logistic regression for predicting or estimating probabilities. Logistic regression basically performs a non-linear transformation on the independent variables x in order to predict an output y. This non-linear transformation is characterized by the following relation:

$$\hat{y}(t) = p = \frac{e^{(ax(t)+b)}}{1+e^{(ax(t)+b)}} \qquad (2)$$

In Equation 2, p represents a probability and a and b are regression parameters. This function represents a sigmoid curve where the probability p is bounded between 0 and 1. The regression coefficients are calculated using the maximum likelihood estimation (MLE). The likelihood function (L) measures the probability that the value of observed dependent variable may be predicted from the observed values of the independent variables. The MLE finds the parameters for the model that maximize that probability.

Depending on the purpose, logistic regression can be used to describe, explain, and/or develop an instrument of prediction [18]. Many computer packages are available to achieve logistic regression. We used two different software packages to develop diverse models: Minitab and Statistica.

5 Results

For the two methods described above, the data set was split into two parts, one for model calibration and one for model validation. The ability to describe the break occurrence was assessed for the calibration set representing 85% of the data. Then, it was assessed for the remaining validation set. However, for machine 9, it was necessary to use the entire data set, as the number of breaks was insufficient.

5.1 Linear index

The different linear indices built for each machine are the linear projections of a limited number of variables that include the rate of change of headbox consistency, white water temperature and consistency broke ratio, TMP ratio, wire pit temperature, the level of operation of broke ratio, basis weight, pulp flowrate, etc. Generally, it is noteworthy that the

breaks are mostly correlated to the rates of change of variables rather than to the actual values of those variables. This finding confirms the fact that variability is correlated with break occurrence.

Figure 4 shows the break probability with respect to the output of the linear regression for each machine. The y-axis values are obtained by computing the observed break occurrence for each portion of data from the average of the output of observations (0 or 1), and the x-axis is the probability calculated by the linear break index.

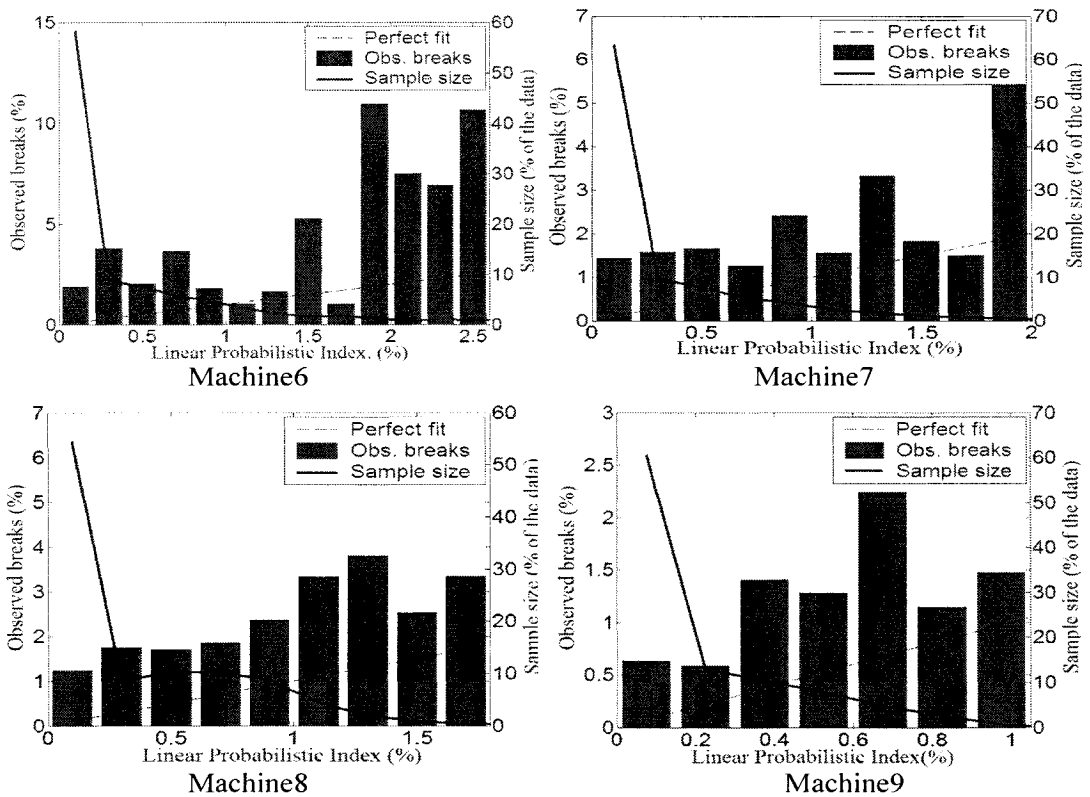


Figure 4 Observed breaks versus the linear index for each paper machine.

For each machine, there is a positive correlation between the output of the linear regression and the occurrence of breaks. The observed break probabilities are very different depending on the machine. For example, machine 9 shows significantly fewer breaks than the others, partially due to a buffer tank before the headbox ("Flo Set" type of headbox).

A linear index could be used in order to obtain the simplest break index possible. However, a disadvantage of this index is that the value of the linear regression alone has no meaning and cannot be interpreted. In order to link the output of the regression to break probabilities, the

histogram of **Figure** 4 is necessary. Also, the linear index is not very accurate in its global tendency, with the exception of machine 6, for which the trend is good. These weaknesses are partly due to the fact that linear regression is not an ideal tool for binary output modelling.

5.2 Logistic regression index

Before proceeding to the logistic regression analysis, some assumptions were made and conditions were checked. In particular, we needed to verify that the distribution of the dependent variables was within the range of an exponential family such as normal, gamma, binomial, or Poisson. In our case, the best fit for the time between breaks was a gamma distribution with 95% confidence.

We built several logistic models for each machine using the forward stepwise method. The forward selection starts with no independent variables. It adds variables one at a time by first computing the F statistic and the corresponding p-value for each independent variable in the model in order to determine whether or not the variable should be included in the model [19]. The Fisher (F) statistic (also called F_0) provides an indication of the lack of fit of the data to the estimated values of the regression. The p-value is the probability that is drawn from the population(s) being tested given the assumption that the null hypothesis is true. For the logistic regression, the null hypothesis is used to test whether a particular logit (effect) of coefficient is zero. We used a p-value of 10% as the significance level in this study.

To evaluate and compare model performances, we completed the proportion of correct predictions, the pseudo-R^2 statistics, the G test statistic, and the Hosmer-Lemeshow goodness of fit test with a significance level of 5% [20]. To evaluate the significance of each variable within the models, the odds ratios were also calculated. The odds ratio quantifies the impact on the odds of a one-unit increase in only one of the independent variables.

Firstly, we tested models with the intention of evaluating the impact of the variables alone without the rates of change ($|\Delta x/\Delta t|$). In that scenario, the model performances were weak. Then, we used the same approach for the rates of change alone, and the models again proved unsatisfactory. Finally, we mixed the variables together as in the linear case. The performance of each model became satisfactory enough to warrant formulating different models for each machine and then comparing them. Although the high complexity models (more than 7 input variables) tended to be better for prediction, we preferred the best logistic regression models

with a minimum of input variables, in order to make the models easier for implementation. The four models are plotted and reported in **Figure** 5. For the four models, the tendency between the model output and the observed break occurrence is as good as or better than what was observed from linear models. One advantage of using logistic regression is that the output of the model is a direct web break probability prediction. This can be viewed in each plot, especially in the 0 to 5% zone where the portion of data included in each bar is the most significant. In this zone, a quasi-perfect match is obtained between the break probability predictions and the observed break probabilities. As we go to higher probabilities, the differences between the model and the observations become more important. However, as almost the entire data set (more than 95%) falls in the 0-5% zone, this element of model inaccuracy is not significant. Furthermore, the discrepancy between the model and the data when the prediction exceeds 5% is due more to a lack of a representative population in this range than to real model inaccuracy.

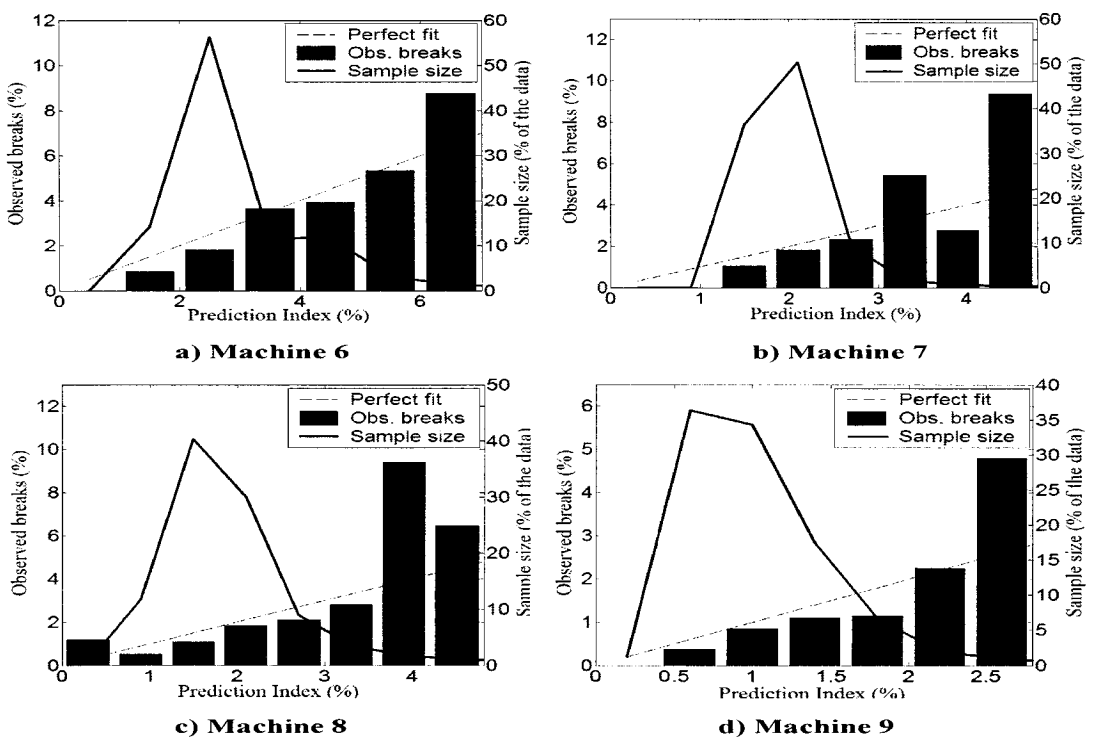


Figure 5 Observed breaks versus the logistic index for each paper machine.

Table II provides some details about the models. It shows model performances, the variables retained, and their relative effect on web break occurrence.

Table II: Variables, logistic model coefficients, and their relative significance.

Machine	Variable	Regression coefficient	Effect on Break occurrence
B6	Headbox consistency change%	8.032	+
	WW temperature change (°C)	0.777	++
	Broke ratio change%	0.129	++
	Basis weight 45	1.570	++
	Basis weight 48	0.886	++
B7	WW consistency change %	17.753	++
	Wire pit temp. change (°C)	1.466	++
	Broke ratio %	0.016	++
	Broke ratio change %	0.125	++
	HP fresh water flow rate change l/min	0.005	++
B8	TMP ratio change %	0.222	++
	Broke ratio %	0.029	++
	HP fresh water flow rate l/min	0.004	++
	HP fresh water flow rate change l/min	0.008	+
	Mixed pulp flow rate change l/min	0.003	++
B9	TMP ratio change %	0.128	++
	Broke ratio %	0.053	++
	DIP ratio change %	0.129	++
	Mixed pulp flow rate l/min	-0.002	-
	Basis weight 45	-0.954	--

As was observed for the linear models, most of the retained variables were rates of change, particularly broke and TMP ratio changes, confirming again the hypothesis that variability around the headbox is correlated with web breaks.

According to the tests used for model performance assessment, the model of machine 7 is not as good as the others. This problem may originate due to the effects of mechanical considerations that were not included in this study. We should point out that machine 7 is an open-draw machine. This implies that the wire suction-box, the couch vacuums, the dryer steam pressure, and various other parameters have a considerable impact on web breaks for this machine compared to the other machines. Nevertheless, the model performances are good enough to be used as a predictive tool. This is shown in the next section, where model validation is performed.

5.3 Model validation

We performed cross validation using the remaining data for machines 6, 7, and 8, and found that the outputs of the validation models were satisfactory. As an example, Figure 6 shows the observed break occurrence for the model calibrated for machine 7 (illustrated in Figure 5-b) using the remaining 15% of the data. The lack of data above a 4% break probability justifies the difference between the explained and the observed occurrences. However, for low break probability, where enough data are available to have a fair statistic for the observed breaks, the break index performs quite well.

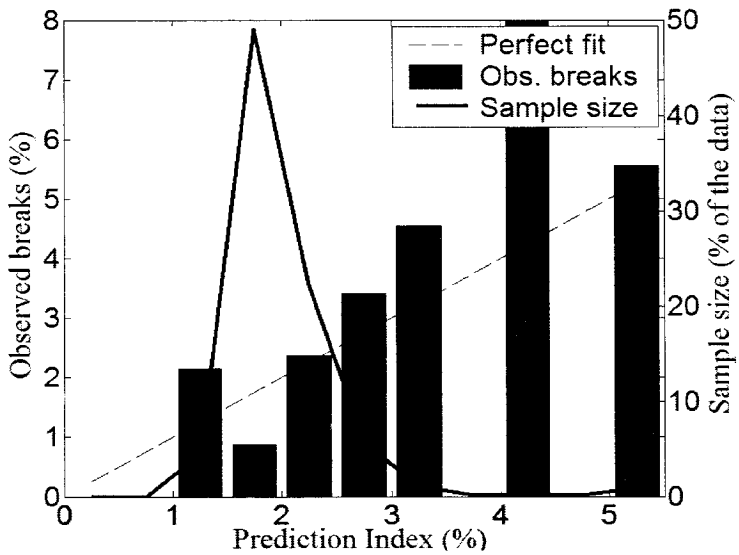


Figure 6 Observed web breaks with respect to output of logistic regression for machine 7 (validation set).

5.4 Break index as a monitoring tool

The outputs of the probabilistic models using logistic regression can be used for predicting web breaks as well as for calculating a performance index in order to monitor everyday operations. **Figure** 7 gives an example of the time evolution of the break index for close to three days of operations. In **Figure** 7, the time when a sheet break effectively occurred is also shown.

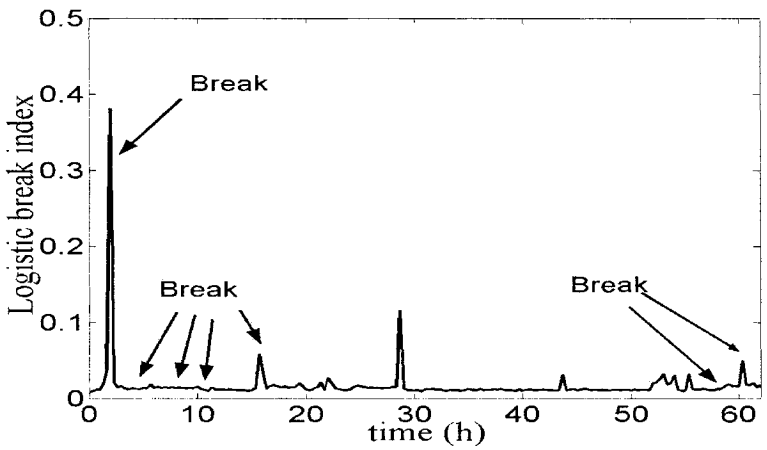


Figure 7 Evolution of the break index for 60 hours of operation in March 2004 (B8).

For the specific case illustrated in Figure 7, three breaks out of seven are correctly predicted by the logistic break index. Over the entire data set for the four machines, the average success of prediction is around 33%. As can be seen in Figure7 at a time of around 30 hours, the break index is high although no break occurred. It is important to emphasize that break occurrence is a probabilistic event, and even if everything suggests a break will occur, it is still possible that the paper sheet will hold.

Successful prediction of 33% of the web breaks is an interesting result. This study focused on a precise category of breaks, and thus the breaks that are not predicted by the model could possibly come from the other sources illustrated in the fault tree analysis.

Most of the benefit will be accrued by the process engineer returning to process and systematically determining the reasons for the discrete events in order to reduce their occurrence. In addition to the monitoring tool, a simple diagnosis can be easily made off-line and sent back to the operators in order to inform them about what went wrong for a given rise in the break index. Taking the observation corresponding to a high break index, the diagnosis is completed by calculating the index repetitively, allowing only one variable at a time. The most significant contributions to the overall index can in that way be identified. For instance, considering the first high peak in **Figure** 7, the result of the diagnosis identified the rate of change of the TMP ratio as the variable that contributed the most to the break index. A message could therefore be sent to the operators to communicate that the TMP change performed was too extreme and contributed to a high risk of sheet break. They could therefore

consider this information and make adjustments to the way they will operate the machine in the future.

6 Summary, conclusion, and future work

In this work we proposed a methodology in order to provide probabilistic web break models for newsprint paper machines, whch can show an increase in paper machine break probability due to the occurrence of discrete events in the stock approach system that are likely to cause headbox variability . The method was developed for the type of breaks that are due to headbox variability, and particularly those caused by discrete events. The data refinement that includes scrubbing and reduction is mainly based on measurements related to fiber length distribution, dissolved and colloidal materials, mixing pulp consistency, temperature at the headbox, and mixing pulp flow rate. When these variables were not available, some measurements were substituted by using the cause and effect approach between the parameters cited above and their impact on the headbox variability. In order to determine which web breaks were most probably related to discrete events, we completed a risk analysis study for the causes of web breaks using the fault tree method.

To build probabilistic models, we exploited two approaches: a linear model and a non-linear model (logistic regression). The mill where this methodology was applied has four different machines for which different models were developed. The linear regression models failed to show a trend between the web break probability and the discrete event. This is in part allowable to the fact that linear regression is not an appropriate tool for binary output modelling. On the other hand, the non-linear models built by using logistic regression demonstrated a clear tendency between the web break probability and the discrete event magnitude. We used the outputs of the best models to derive performance indices for web breaks. 33% of web breaks due to discrete events were predicted by the logistic regression models. The global accuracy of the binary logistic models indicates that they are a good tool for probabilistic prediction in web break analysis. Another advantage of using this method lies in the explanation of variables. In a logistic model, the independent variables are linked directly to the dependent variable without any transformation of the data. The significance per variable can be measured as well. The different break indices can be used as a performance index for plant personnel monitoring and for process troubleshooting.

It is noteworthy that the most important contribution of the binary logistic models is the identification of breaks attributable to furnish variability. Indeed, among the 3757 breaks reported in the data acquisition system of the mill for a period of nine months, 375 breaks that correspond to 10% of the unknown breaks, were identified as being caused by variability in the headbox.

This work was conducted with a vision towards the design and future application of innovative control and optimization methods for a newsprint mill.

References

References

1. Roisum, D.R., *TAPPI J.* 73(1):97(1990).

2. Bonhivers, J-C., Perrier, M. and Paris, J., *TAPPI J.* 1(9):15(2002).

3. Oulidi, A. and Paris, J., *Pulp and Paper Canada.* 100(5):44(1999).

4. Ihalainen, H., Paulapuro, H., Rislakki, M., Ritala, R. and Suojärvi, M., 1997Canadian Chemical Engineering Conference. P. 543.

5. Miyanishi, T. and Shimada, H., *TAPPI J.* 81(9):163(1998).

6. Bonissone, P.P. and Kai Goebel., 2002Proc. SPIE, Seattle, WA, GRC233, p. 53.

7. Bonissone, P.P., Kai Goebel and Chen, Y. Working Notes of the 2002 AAAI symposium: Information and Revision for Decision Making: Modeling for Diagnostics and Prediction, AAAI press, Technical Report SS-02-03.

8. Takiyama, Y., 2004Control Systems 2004 Conference, TAPPI PRESS, Quebec City, CA, P. 233.

9. Bonhivers, J.-C., Perrier, M., Paris, J., *Pulp & Paper Canada.* 103(2):52(2002).

10. Dabros, M., Perrier, M., Forbes, F., Fairbank, M., Stuart, P.R., *Pulp & Paper Canada.* 105(4):45(2004).

11. Roisum, D.R. *TAPPI J.* 73(2):101(1990).

12. Amiri, R.T, Murray, J. Wood, D. Barlett, B. Chisholm and S. Rendell., International Mechanical Pulping Conference, Preprints, Stockholm, p. 309.

13. Browne, T., Miles, K.., McDonald, D. and Wood, J., *Pulp & Paper Canada.* 105(10):35(2004).

14. Harrison. R., Leroux, R., Stuart, P.R., *Pulp & Paper Canada.* 105(4):24(2004).

15. Sears, G.R., Tyler, R.F., and Denzer, C. W. *Pulp and paper.* 66(7):51(1965).

16. Starr, K., *TAPPI Peer-Reviewed Paper.* 1(1):5(2001).

17. Laurent. A., (2003). *Sécurité des Procédés Chimique*. Connaissances de base et méthodes d'analyse de risques. Édition TEC et DOC., Paris

18. Bernard, P.-M., *Régression logistique, Notes de cours EPM-64312*, Département de Médecine sociale et préventive, Université Laval, 2003.

19. Anderson, D.R., Sweeney, D.J., Williams, T.A., *Statistics for Business and Economics*, 9e, Thomson South-Western, 2005, p. 1023.

20. Hosmer, D.W. and Lemeshow, S., (2000). *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc., NY, 2000, p.307.

Annexe 2

Article 2

METHOD FOR THE ANALYSIS OF PAPER MACHINE WEB BREAKS

Fatiha Akrour[1], Antoine Berton[1], Pascal Hebert[2], Michel Perrier[1], Paul R. Stuart[1*]

1 NSERC Environmental Design Engineering Chair in Process Integration, Department of Chemical Engineering, École Polytechnique - Montréal (QC)
2 Abitibi-Consolidated Inc., Belgo Division, Shawinigan (QC)

ABSTRACT

Paper machine breaks are costly, and their reduction is of critical importance to the mill's competitive position. A systematic methodology based on process risk analysis has been applied at an integrated newsprint mill with four paper machines, in order to identify breaks that can be related to discrete events in the stock approach system, which subsequently increase variability at the headbox. Binary logistic regression was used to establish probabilistic models for each of the 4 paper machines, with the goal of being able to predict web break occurrence. The models confirm that at this mill, the occurrence of about 10% of breaks can be related to headbox variability with reasonable confidence.

RÉSUMÉ

Les casses sur les machines à papier sont coûteuses, et leur réduction est d'une importance cruciale pour maintenir la position compétitive des usines de papier. Une méthodologie systématique basée sur l'analyse de risques a été appliquée à une usine intégrée de papier journal avec quatre machines à papier, afin d'identifier les casses qui peuvent être liées aux événements discrets dans le système d'approche, et qui augmentent subséquemment de la variabilité dans la caisse d'arrivée. La régression logistique binaire a été appliquée pour établir les modèles probabilistes pour chacune des 4 machines à papier, dans le but de prédire l'occurrence de casses. Les modèles confirment qu'à cette usine, l'occurrence d'environ 10% des casses peut être liée à la variabilité dans la caisse d'arrivée avec une certaine confiance.

Keywords: paper machine, headbox variability, web breaks, logistic regression.

INTRODUCTION

Headbox variability can be linked to changes in five properties of the furnished pulp: fiber length distribution, flow rate of the mixed pulp, concentration of dissolved and colloidal substances (DCS), pulp temperature, and consistency of the mixed pulp [1]. Dabros *et al* (2004) [1] verified this by examining the effect of changing broke recirculation on the mixed pulp quality at the headbox. Moreover, it was demonstrated that by adjusting the broke ratio more gradually, a significant reduction in headbox variability could be achieved. However, this study did not show the explicit link between the variability at the headbox and the break occurrence probability.

In the present study, a practical methodology is proposed based on the use of probabilistic models and fault tree analysis for describing paper machine web breaks, which facilitates the identification and analysis of breaks. The targeted breaks are those caused by headbox variability related to discrete events causing sudden changes in the five key properties of the pulp furnish in the stock approach system.

CASE STUDY NEWSPRINT MILL

Data was analyzed from a 400 000 tonnes per year integrated newsprint mill where more than 30 different grades of paper are produced. The mill has three TMP refining lines that provide approximately 80% of the total pulp furnish. Two lines produce cTMP by adding sodium sulphite at the preheating stage, and one line produces TMP. The total fresh pulp produced is approximately 900 t/d. The second source of pulp supply is deinked pulp (DIP). In case of a shortage in pulp furnish, off specification paper is repulped in a "Guillotine" and sent to the broke system. Paper products are manufactured on four machines with different characteristics including speed, headbox, machine type (twin-wire and top-former), white water used for broke dilution in the couch pit, repulper, and white water used for consistency control at the mixing chest. Broke pulp is collected from the couch pit, diluted, and then directed to a common broke system. The plant has a complex white water network that supplies the mill from the papermaking area. Figure 1 shows a general overview of the mill, and Table 1 summarizes the main differences between the four paper machines.

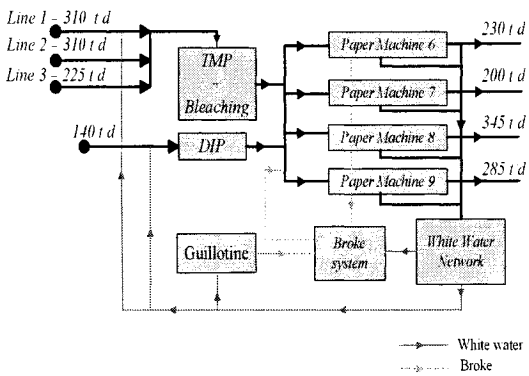


FIG.1. General view of the integrated newsprint mill.

In addition to being an expensive and disruptive problem, paper machine web breaks are themselves an important source of process variability for the plant, which can lead to further breaks. Web breaks are generally classified into three categories: process-related breaks (mainly operations), mechanical-related breaks, and automation-related breaks. Around 90% of web breaks fall into the first category [2], while the root cause of a great number of breaks is typically "unidentified" [3]. The web breaks analysed in this study are process-related breaks that are caused unintentionally.

* Corresponding author: Tel. 514-340-4711 ext. 4384, E-mail paul.stuart@polymtl.ca

TABLE I. THE PRINCIPAL DIFFERENCES FOR THE STOCK APPROACH SYSTEMS AND THE MACHINES

Machine	Approach system particularities	Objective speed (m/min)	Machine particularities	Special grades	Remarks
B6	Standard	700	Top-former	High brightness Book High basis weight	Dilution of broke in the couch pit and the repulper is made directly from buffer tank white water
B7	Standard	602	Top-former open draw	Book	Control of consistency is made with white water from rich white water tank
B8	Variable speed for the mixing pump	1050	Twin-wire Three presses	Standard	Control of consistency is made with white water from rich white water tank
B9	"Flo Set" model (Headbox with a buffer tank)	855	Twin-wire Two presses	Peach color	Control of consistency is made with white water from wire pit

METHODOLOGY

The break analysis methodology used in this study is summarized here, and described in greater detail in Akrour *et al* (2006) [4].

Web break data

Pertinent information on web breaks (duration, description, and location) is collected and stored using the "Proficy" and Plant Information (PI) systems at the mill. The four machines experienced a large number of web break data during the nine-month time period spanning December 2003 to August 2004. Among the web breaks, 2441 were unintentional breaks that could potentially be related to headbox variability. Their frequency and their impact on the mill production are summarized in Table II.

TABLE II. WEB BREAKS UNDER STUDY

Machine	Frequency of web breaks per day	Loss of time per day (min)	Loss of production per day (tonnes)
B 6	2.14	58.3	10.7
B 7	3.58	88.7	14.0
B 8	1.93	55.2	14.7
B 9	1.36	40.3	8.7

At this stage, an in-depth analysis of the unintentional breaks was necessary using mill data, in order to distinguish between breaks that are possibly due to headbox variability and those that are likely due to other reasons. This was accomplished using fault tree analysis to evaluate the descriptions reported for the remaining web breaks. Figure 2 shows the causes of the web breaks and their frequency for each machine.

Fault tree analysis (FTA)

FTA is a powerful tool used in process risk analysis. It is a deductive, top-down method for failure analysis starting with an undesirable event such as a breakdown or a malfunction. It assists to determine how these events can be caused by individual or combined lower level failures or events [5].

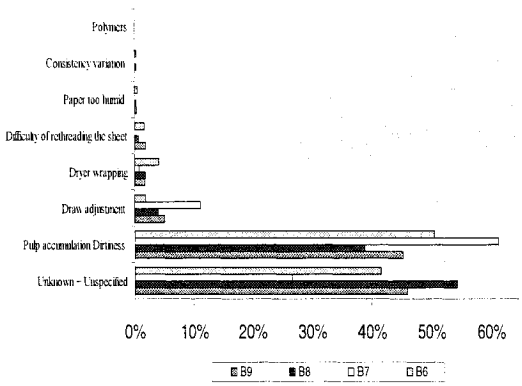


FIG.2. Frequency of web break causes. This histogram shows the most frequent and the least frequent type of web breaks for each machine.

In our study, we applied FTA for the web break descriptions shown by frequency in Figure 2. FTA allowed to identify original break causes and pinpointed the breaks having discrete events as primary causes which potentially affect headbox variability. The web breaks caused by pulp accumulation, dirtiness and difficulty of rethreading the sheet were eliminated from the group of web breaks to be used for further analysis, since they are related to reasons other than headbox variability (see Figure 3) and would compromise the probabilistic analysis.

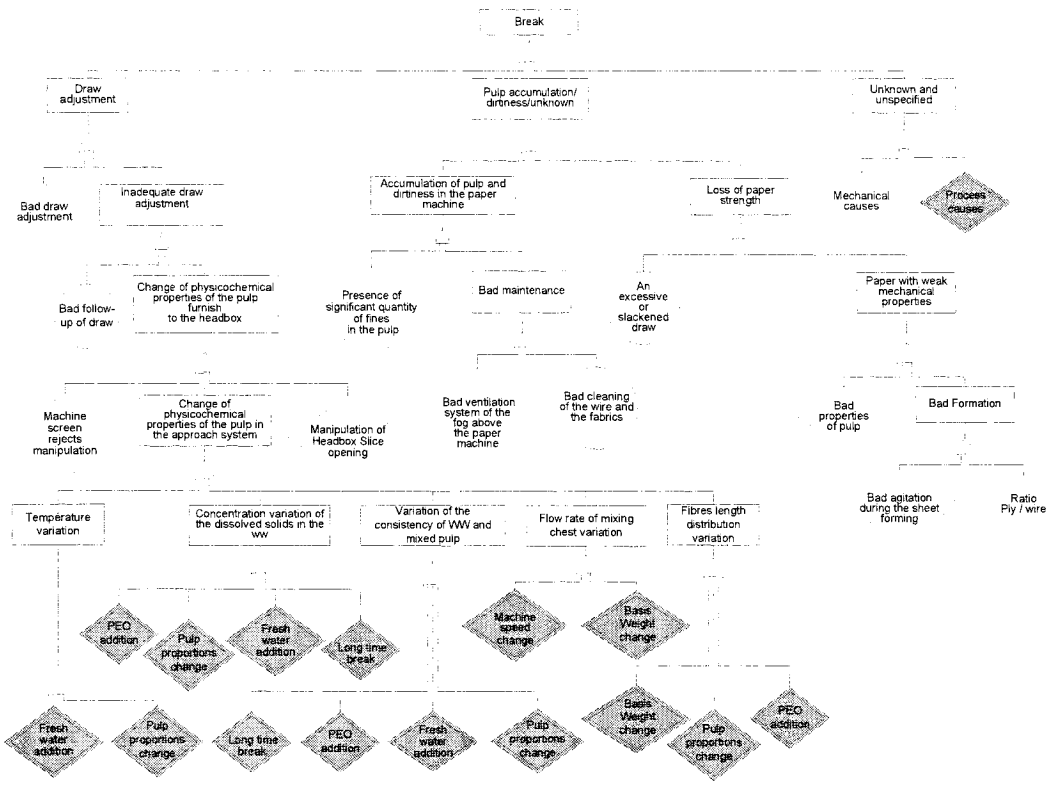
Identification of correlated variables

An important step in carrying out a regression study using a multivariable dataset is to carefully choose the dependent and independent variables. We focused on the variables that depend principally on the paper manufacturing process, those that likely impact the headbox variability, and those that are correlated with changes in the five targeted properties mentioned earlier. Thus, the measurements considered come mainly from the broke system, the white water supply network, the stock approach system, and the paper machine. Unfortunately, the same measurements were not available for all four machines in the plant data acquisition software Plant Information (PI) system used at the mill.

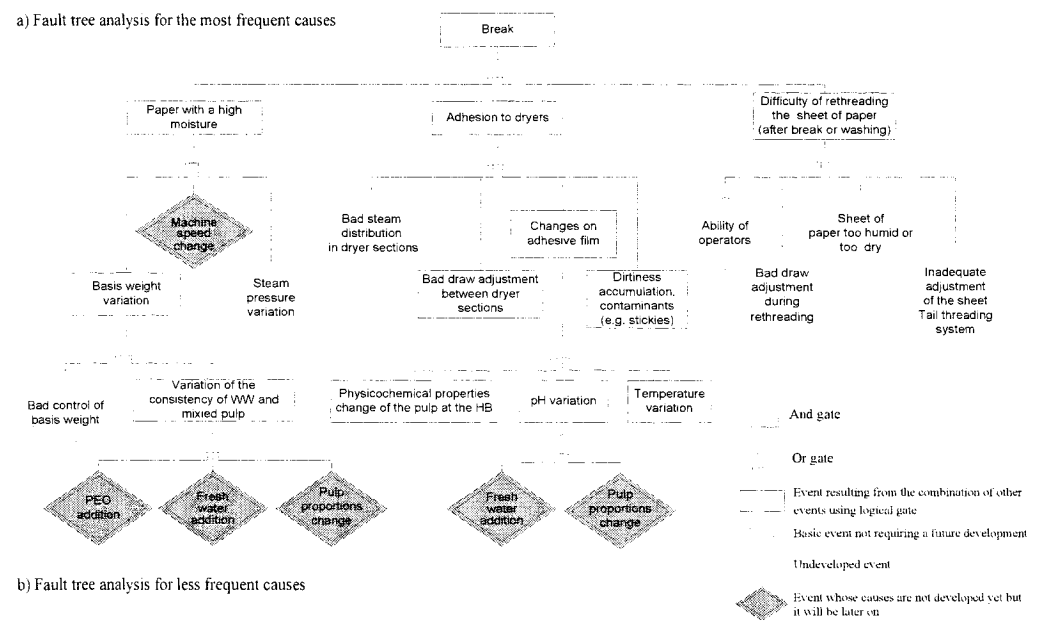
Data were extracted using a 20-minute sampling rate for machines 7, 8 and 9, and a 30-minute rate for machine 6. Most of the events of interest occur in the mixing chest of the paper machines, and the approximate time taken by the pulp to reach the headbox from there (inlet of the mixing chest) corresponds to the selected sampling rate.

Due to a lack of data for some targeted variables, we substituted missing measurements by other variables having an impact on the five major properties. The cause and effect table is reported in Akrour *et al* (2006) [4].

Some measurements that might seem relevant were omitted from the study because their impact was already accounted for by other variables, or because they could cause redundancy or co-linearity problems. The variables that were retained to establish probabilistic models are summarized in Table III.



a) Fault tree analysis for the most frequent causes



b) Fault tree analysis for less frequent causes

FIG.3. Fault tree analysis for the reported web break descriptions.

TABLE III. VARIABLES USED IN ADVANCED PROBABILISTIC ANALYSIS OF WEB BREAKS

No	Variable	Units
1	Mixed pulp consistency	%
2	Headbox consistency	%
3	Fresh water flow rate	L/min
4	White water (WW) consistency	%
5	PEO dosage	g/tonne
6	White water temperature	°C
7	White water pH	-
8	White water conductivity	µ S/cm
9	TMP ratio	%
10	DIP ratio	%
11	Broke ratio	%
12	Bypass broke screen (valve opening)	%
13	Mixed pulp flow rate	L/min
14	Buffer tank water consistency	%
15	Red dye flow rate	L/min
16	Blue dye flow rate	L/min
17	Machine speed	m/min
18	Basis weight	g/m^2

Statistical approach for web break analysis

In order to explore the data and build a predictive model, the break events were coded into a binary variable: 0 when there is no break, and 1 when there is a break. This variable was used as the dependent variable with the independent variables listed in Table III. The raw data were pre-processed in order to remove irrelevant or incoherent observations.

Other variables were added to the observations and coded as binary variables, one indicating the basis weight transitions and another which indicated the basis weight being produced. To create perturbation-related variables, new variables were created for the rate of change of variables: $|\Delta x/\Delta t|$.

Logistic regression

Binary logistic regression is commonly employed when the dependent variable is constrained (i.e., morbidity, mortality, voting, etc.) or as a tool for decision making. It is a powerful statistical tool that is used to explore, explain, and predict phenomena or events that can be coded as a binary variable, e.g. 1 (occurrence of breaks) or 0 (non-occurrence of breaks), where the pertinent data are not continuous or normally distributed [6].

In many ways logistic regression is like ordinary linear regression. It requires a dependent variable, y, and one or more independent variables. In multiple regression analysis, the mean or expected value of y, is referred to as the multiple regression equation.

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_p x_p \qquad (1)$$

Statistical theory as well as practice has shown that for binary outputs, the relationship between E(*y*) and $x_1, x_2, \ldots, x_p$ is better described by the following nonlinear equation:

$$E(y) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_p x_p)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_p x_p)}} \qquad (2)$$

where E(y) represents a probability that the event (dependent variable *y*) under study occurs when it is coded as 0 or 1 given a particular set of values for the independent variables $x_1, x_2, \ldots, x_p$ and, β_i are regression coefficients [7]. Figure 4 shows the predicted probabilities using logistic regression model (sigmoid curve where the probability *E(y)* is bounded between 0 and 1) and linear probability model. In the case of linear regression, the probabilities can be greater than 1 or less than 0 which *can be a problem* if the predicted values are used in a subsequent analysis [8].

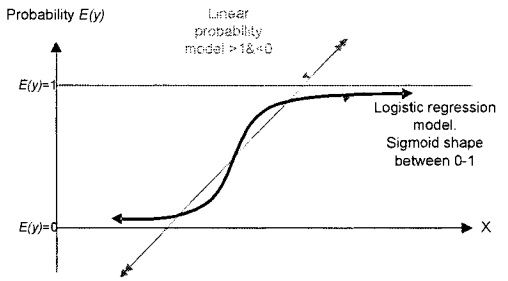


FIG 4. Comparing linear probability model and logistic regression model.

To explore the dissimilarities between the machines, all the observations from the four machines were pooled together and a new variable was created in order to characterize each particular machine. Then, a logistic regression was performed using the "Statistica" and "Minitab" software packages. Indeed, the machine variable was one of the most significant variables retained by the logistic regression. Thus, the differences between the machines are significant and individual models were formulated for each paper machine.

A simple study was first performed to analyze the pulp proportion changes in the four machines, followed by a mono-variant logistic regression to evaluate the performance of this tool in predicting probabilities. Figure 5 shows a clear trend indicating that this discrete event increases the probability of web break occurrence on machine 8. As the rate of change of the pulp proportion increases, the observed web break occurrence increases as well. Similar observations were made for the other 3 machines. However, the accuracy decreases as the number of observations decreases for high probabilities.

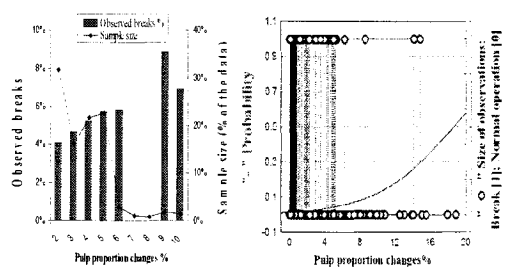


FIG.5. Probability of breaks vs. pulp proportion changes B8; Left: observed; Right: logistic regression prediction model.

These encouraging results led us to perform a multivariate binary logistic regression for all of the variables and their rates of change.

RESULTS AND DISCUSSION

After separating the data from the nine month period into model calibration and model validation sets, a different model for each machine was created using logistic regression

(described in more detail in Akrour *et al* (2006) [4] and using the statistical tests suggested in Hosmer and Lemeshow (2000) [9]. Except for machine 9, for which not enough break data were available, validation was performed in order to assess the ability of the model to predict break occurrences.

Figure 6 presents the observed probability of breaks with respect to the logistic prediction for each machine using the calibration sets. The primary-axis is obtained by computing the observed occurrence of breaks in each class (the average of the output of observations: 0 or 1), the secondary axis indicates the relative sample size used to compute each observed breaks percentage, and the x-axis is the logistic prediction index. For each plot, the portion of data included in each bar is the most significant in the 0 to 5% zone. In this zone, close agreement is obtained between the break probability predictions and the observed break probability.

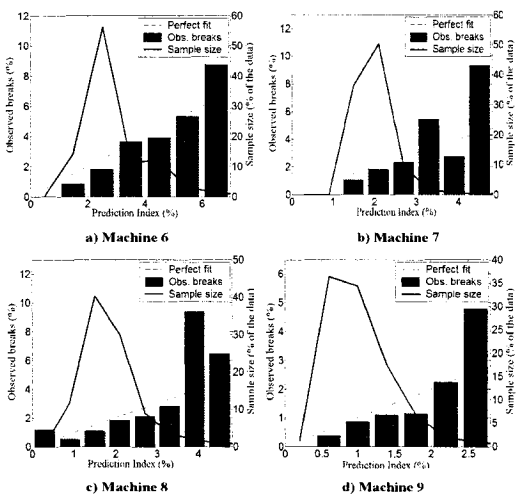


FIG.6. Observed probabilities of web breaks, with respect to output of logistic regression for each machine.

Table IV summarizes the variables included in the models and their significance. The significance of each model is based on the odds ratio described in Anderson *et al* (2005) [7]. The odds ratio measures the impact on the odds of a one-unit increase in only one of the independent variables.

It can be seen that breaks are primarily correlated to the rates of change in the selected variables rather than to the actual values of those variables. In particular, the TMP and broke ratio rates of change are critical.

Model Validation

By applying the models established by the first dataset to a second dataset, a validation of three of the four models was performed. The outputs of the validation were satisfactory, as shown in Figure 7 which compares the results between the calibration and validation outputs for the Prediction Index for machine 7. As the total number of breaks in the validation set is low, the accuracy of the observed break probability can be considered valid only in the 0 - 4 % range (the most critical range).

TABLE IV. LOGISTIC REGRESSION MODEL FOR EACH MACHINE INCLUDING SIGNIFICANCE OF VARIABLES ON BREAK OCCURRENCE

Machine	Variable	Odds ratio 95% confidence interval Lower	Odds ratio	Upper	Effect on web break occurrence
B6	Headbox consistency change%	1.00	1.08	1.16	+
	WW temperature change °C	1.03	1.14	1.26	++
	Broke ratio change%	1.13	1.22	1.32	++
	Basis weight 45**	1.03	1.98	1.26	++
	Basis weight 52**	0.22	0.41	0.77	--
B7	WW consistency change %	1.04	1.10	1.16	++
	Wire pit temperature change °C	1.02	1.09	1.16	++
	Broke ratio %	1.01	1.17	1.35	++
	Broke ratio change %	1.06	1.13	1.21	++
	Fresh water flow rate change l/min	1.07	1.16	1.25	++
B8	TMP ratio change %	1.23	1.32	1.42	++
	Broke ratio %	1.08	1.25	1.43	++
	Fresh water flow rate l/min	1.15	1.35	1.59	++
	Fresh water flow rate change l/min	0.99	1.08	1.18	+
	Mixing pulp flow rate change l/min	1.07	1.16	1.25	++
B9	TMP ratio change %	1.06	1.14	1.21	++
	Broke ratio %	1.03	1.05	1.08	++
	DIP ratio change %	1.02	1.14	1.27	++
	Mixing pulp flow rate l/min*	0.98	0.99	1.00	-
	Basis weight 45**	0.21	0.39	0.71	--

*** This variable increases the accuracy of the model mainly due to its strong correlation with the other variables.**

**** These basis weights included in the models are redundant with the basis weight not mentioned**

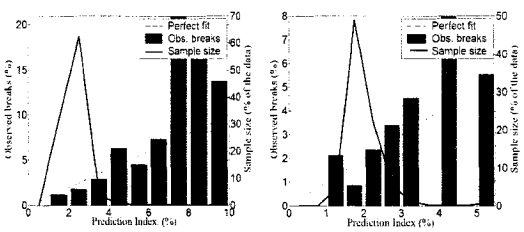


FIG.7. Observed probability of web breaks relative to the logistic regression index for machine 7; Left: calibration; Right: validation.

Logistic break index

The outputs of the probabilistic models using logistic regression can be used not only for predicting web breaks, but also as a performance index in order to monitor and assist in diagnosing breaks due to headbox variability. Figure 8 gives an example of the time evolution of the logistic probability index for certain days of operation. The plots on the left show the calibration data while those on the right show the validation data. The time when a sheet break actually occurred is also indicated. For the 9-month data set for the four machines, the average success of prediction was around 33%. The breaks that were not predicted by the model could possibly come from sources other than the ones we are interested in, as illustrated by the fault tree analysis (Figure 3).

Implications of this Analysis

Break Diagnosis

A simple process diagnosis can be made in order to help determine the root cause for a given rise in the break index. Taking the observation corresponding to a high break index, the diagnosis is achieved by computing the index iteratively, considering only one variable at a time. The most important

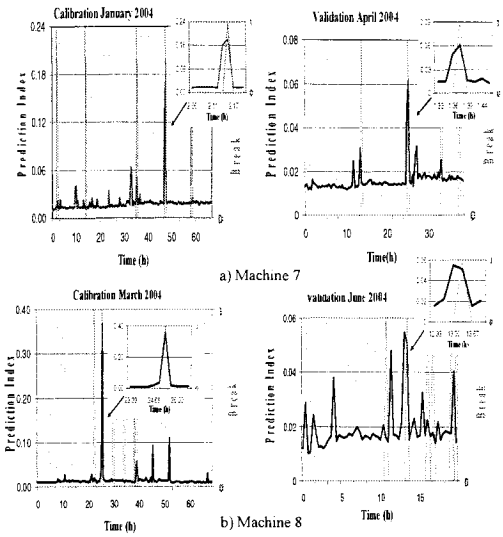


FIG.8. Evolution of the logistic break index; Left: using calibration dataset for B7 and B8; Right: using validation dataset for B7 and B8.

contributions to the overall index can subsequently be identified. For example, in the case of the high peak in Figure 8-b on the left, the result of a diagnosis identified the rate of change of the TMP ratio as the largest contributor to the break index. The process engineer could therefore consider this information and make recommendations in the way that operators change the TMP ratio to reduce the probability of a break.

Paper machine efficiency

The efficiency of a paper machine can be calculated by the Overall Equipment Effectiveness (OEE) index, defined as follows:

OEE= (Availability index %) * (Performance index %) * (Quality index %)

Where the availability index measures available time for the machines is defined as:

$$\text{Availability} = \frac{\text{period of targeted operations} - \text{time losses}}{\text{period of targeted operations}}$$

where the performance index measures throughput (comparing the average speed of the machine with the theoretical or limit speed for a specific grade):

$$\text{Performance} = \frac{\text{weighted average speed}}{\text{weighted speed limit}}$$

where the quality index measures material loss through quality measures:

$$\text{Quality} = \frac{\text{saleable production}}{\text{total production}}$$

The logistic regression probability index enables us to identify, with reasonable certainty, paper machine breaks due to variability in the headbox. These breaks represent an average of 15% of the total breaks used in the FTA, which represents about 10% of the total machine breaks (intentional and unintentional breaks) analyzed for this study. Figure 9 shows the portion of breaks that are attributed to headbox variability for each machine.

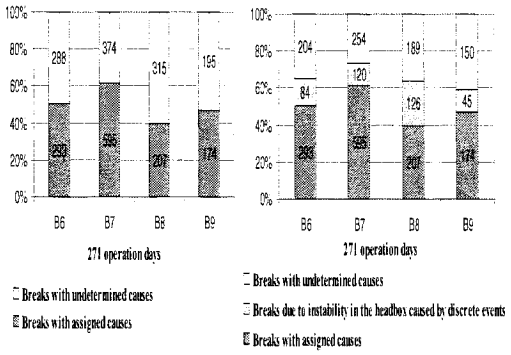


FIG.9. Identification of break causes; Left: before applying the logistic prediction; Right: after applying the logistic prediction.

By identifying the root causes of breaks and correcting these (as illustrated), "OEE" can potentially be improved for each machine in this mill through reduction of production time losses, but also through improvements in other factors affecting OEE.

CONCLUSIONS

Using the method of binary logistic regression, a connection has been established between the increased probability of web break occurrence and the discrete events causing headbox variability.

The binary logistic model proved to be a good tool for probabilistic web break analysis. Out of 3757 breaks analyzed for the 4 paper machines during a period of 271 days, it was found that 1172 were due to undetermined causes by the mill. Following this analysis, we could attribute the likely cause of 10% of the unknown breaks to discrete events. Furthermore, the model was able to predict 375 paper machine breaks (32%).

REFERENCES

1. Dabros, M., Perrier, M., Forbes, F., Fairbank, M., Stuart, P.R. "Improving the Broke Recirculation Strategy in a Newsprint Mill". *Pulp & Paper Canada*, 105:4, pp. 45-48 (April 2004).
2. Ahola, T., Ruuska, J., Juuso, E., Leiviskä, K. "Le Based Web Break Sensitivity Indicator". *Toolmet 2000 Symposium*, Oulun Yliopistopaino, Oulu (April 2000).
3. Oulidi, A. and Paris, J. "Analyse statistique des casses de la feuille dans une machine à papier". Proceedings - *84th Annual Meeting, Technical Section CPPA*, A309-A315 (January 1998).
4. Akrour, F., Berton, A., Fairbank, M., Perrier, M., Stuart, P.R. "Prediction of Paper Machine Web Breaks Caused by Headbox variability". Submitted to *TAPPI J.* (January 2006).

1. Laurent, A., "Sécurité des Procédés Chimique. Connaissances de base et méthodes d'analyse de risques". in Méthodes des arbres, pp 403-420, Édition TEC et DOC., Paris (2003).
2. Bernard, P.-M., Régression logistique. EPM-64312 Course Notes, Département de Médecine sociale et préventive, Université Laval (2003).
3. Anderson, D.R., Sweeney, D.J., Williams, T.A., "Statistics for Business and Economics". In Multiple Regression pp675-687, Thomson South-Western (2005).
4. Whitehead, J., An Introduction to Logistic Regression, ECO 4810 Seminar in Economics/(3) Course Notes, Department of Economics Appalachian State University (2000).
5. Hosmer, D.W. and Lemeshow, S., "Applied Logistic Regression". 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc., NY (2000).

Annexe 3

Description détaillée du procédé de l'usine

Belgo

Cette annexe regroupe des généralités sur le procédé de fabrication du papier journal et une description détaillée de l'usine pour laquelle la méthodologie a été appliquée.

A3.1 Procédé de fabrication du papier journal

Depuis toujours, le Canada est reconnu pour la qualité remarquable de sa pâte de bois et c'est le principal fournisseur de pâte de la planète. Sa part de production constituait 29 % de la capacité de production mondiale en 1996. (CPPA). Il est aussi depuis longtemps le principal producteur et le principal exportateur du papier journal dans le monde. Le secteur du papier journal constitue à lui seul le plus gros segment de l'industrie du papier puisqu'il possède près de la moitié de la capacité de production. Le Québec joue un rôle très important dans ce segment. Il contribue à plus de 11% de la production mondiale du papier journal (Dumas, 2000).

Le papier est produit principalement de deux opérations : l'élaboration de la pâte pour avoir une suspension de fibres cellulosiques du bois individualisées et la transformation de la pâte en feuille de papier. Pour la fabrication de la pâte, deux voies sont utilisées : la voie chimique (cuisson du bois en présence de produits chimiques) et la voie mécanique (râper les rondins du bois par des meules ou défibrer les copeaux dans des raffineurs). Les copeaux sont de petits morceaux de bois produits dans des déchiqueteurs qui ont en moyenne une longueur de 30mm et une épaisseur de 7mm (Smook, 2001).

Le papier journal est produit à partir de pâte mécanique car elle répond aux exigences d'une telle utilisation pour un faible grammage. La pâte mécanique conserve tous les constituants du végétal original, elle est obtenue avec un rendement élevé de 95%. Elle se présente après traitement à l'état liquide. Elle est subséquemment lavée, filtrée et épurée en divers stades et éventuellement blanchie. Cependant, la pâte mécanique est produite dans des procédés différents. Les plus répondus sont (Smook, 1992) :

- **Pâte de Mécanique-Meule (PMM)**

C'est la préparation classique de la pâte mécanique qui consiste à râper et presser des rondins de bois préalablement écorcés ou des déchets de scierie ou de débitage dans des défibreurs munis d'une grosse meule de pierre rotative et abrasive actionnée en milieu aqueux. Ce procédé est ancien et il est remplacé dans plusieurs sites par des désintégrateurs à disque sous pression appelés raffineurs opérant à une température supérieure à 100 °C. Ils fournissent la pâte thermomécanique qui est de meilleure qualité.

- **Pâte thermomécanique (PTM)**

Les copeaux de bois sont étuvés à une température supérieure à 100°C, puis ils sont envoyés dans un raffineur où ils sont broyés et défibrés entre un disque rainuré rotatif tournant à très grande vitesse et deux disques rainurés fixes.

- **Pâte chimico-thermomécanique (PCTM)**

La PCTM est obtenue de façon similaire à la PTM avec l'ajout de divers agents chimiques lors de l'étape d'étuvage pour ramollir la matière végétale par imprégnation à froid ou à chaud lors de l'étape d'étuvage.

La majorité des usines de production de papier journal sont des usines intégrées comprenant une unité de production de pâte et une unité de production de papier. Dans une usine intégrée de papier journal moderne, on inclue généralement un atelier de désencrage pour le traitement et la réutilisation d'une catégorie de papier recyclé dans le produit final.

- **La pâte désencrée**

Le procédé de désencrage est la mise en pâte du papier usagé et imprimé. Ça consiste à dissoudre les papiers dans un important volume d'eau dans des cuves appelées triturateurs qui assurent une bonne homogénéité en présence d'une panoplie de produits chimiques. Des tamis accueillent la pâte à la sortie du triturateur et éliminent tous les corps étrangers (ficelles, agrafes...). Le désencrage comprend deux opérations principales successives. La première est une légère cuisson (40 à 80 °C) en présence de soude ou de carbonate de sodium, qui permet le décollement des encres du papier. Quant à la deuxième, c'est le lavage en plusieurs étapes avec des savons pour détacher les fibres, les liants et les pigments.

Dans le cas de l'usine considérée dans cette étude, le papier journal est produit à partir de la PTM, de la pâte désencrée et de la pâte cassée à des proportions qui sont en fonction de la disponibilité des pâtes et les grades (types) de papier produits. Le mélange alimente ensuite la machine à papier. Il est important de mentionner que la pâte cassée est produite en continue même quand le papier est produit dans des conditions opératoires normales. La machine rejette en continu du papier sous forme de rognures. Il est ensuite remis en pâte pour en faire de la pâte cassée. Une autre source qui fournie de la pâte cassée existe dans cette usine. Elle provient d'un désintégrateur appelé "guillotine ".

- **Machine à papier**

La pâte fournie à la machine à papier par la caisse d'arrivée (CA), est une suspension aqueuse diluée de fibres cellulosiques. Sa consistance est de l'ordre de 1 % par poids ou moins. La machine à papier est composée principalement d'un bout humide et d'un bout sec. Un matelas fibreux cohésif encore très imprégné d'eau est formé dans la première section du bout humide appelée zone de formation. Une grande partie de l'eau y est extraite. Ce matelas est ensuite pressé dans la deuxième section du bout humide appelée zone des presses puis séché par évaporation de l'eau résiduelle pour donner la feuille de papier. Le passage d'une concentration en solides de 1 % à 20 % qui se produit dans la zone de formation implique l'extraction de 95 t d'eau par tonne de papier produit, une quantité énorme. La figure A.3.1 représente les étapes d'extraction d'eau sur une machine à papier.

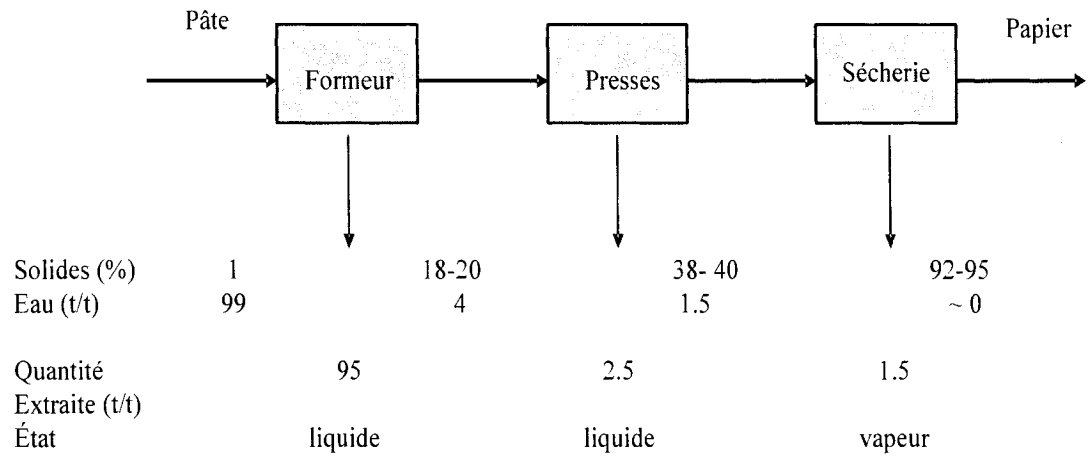


Fig.A3.1. Étapes d'extraction d'eau sur une machine à papier. (Cours GCH 6210, hiver 2004).

- **Calandre, enrouleuse et bobineuse**

Le papier à 92% de siccité à la sortie des sécheurs passe entre des cylindres chauds appelés calandres où il est fini (uniformiser l'épaisseur) et lissé. Le nombre des calandres dépend de l'épaisseur recherchée du papier. Le papier quittant les calandres est scanné afin de mesurer les spécifications et il est ensuite enroulé dans l'enrouleuse avant d'être découpé en largeur selon la commande des clients. Il est finalement bobiné avant d'être envoyé à la zone de finition (emballage) et expédition.

A3.2 Procédé détaillé de fabrication du papier journal à Belgo

Les principales zones de l'usine Belgo

I- Préparation du bois et traitement des copeaux

Partie de l'usine où les copeaux sont entreposés après sélection. Les principaux équipements sont :

1- Camions
2- Wagons
3- Silo d'entreposage « A-Frame »
4- Convoyeurs
5- Classeurs
6- Cyclone

II- Pâte thermomécanique

II-1 : Lavage des copeaux

Les copeaux sont lavés avant d'être transformés en pâte dans les raffineurs. Les principaux équipements regroupés dans cette zone sont :

1- Silo des copeaux
2- Silo des copeaux Ligne 3 de raffinage
3- Trémie de préchauffage
4- Convoyeurs
5- Tamis incliné de l'égoutteur
6- Laveurs de copeaux (1,2 et 3)
7- Réservoir d'eau de lavage
8- Cuvier de débris
9- Cuve, collecteur de copeaux
10- Cuvette de pompage des copeaux ligne 3

II-2 : Raffinage et latence

Dans cette zone, les copeaux sont transformés en pâte à haute consistance, 45% environ. Les principaux composants de cette zone sont :

1- Trois (3) lignes de raffinage
2- Sept raffineurs (trois lignes de raffinage chacune composée de deux étages (primaire et secondaire), et un raffineur de rejets).

3- Cuviers de détente (latence) ligne (L) 1 et 2

4- Étuveurs (L1, L2 et L3)

5- Série de convoyeurs par ligne

6- Alimentateurs à vis coniques

7- Cyclone de vapeur contaminée

II-3 : Tamisage de pâte

Zone permettant la sélection de la pâte. Les principaux équipements sont :

1- Neuf classeurs (deux primaires et un secondaire par ligne de raffinage).

2- Cuvier d'eau blanche

3- Cuviers d'alimentation

4- Cuvier de refus non raffinés

5- Cuvier d'alimentation, épurateur 1èr étage

II-4 : Raffinage des rejets

Les rejets des raffineurs secondaires des trois lignes sont traités à nouveau dans cette partie de l'usine. Les principaux équipements sont :

1- Raffineur des rejets

2- Convoyeurs

3- Tamis inclinés atmosphériques

4- Cuvier d'alimentation des presses

5- Cuve des rejets raffinés

6- Cuve de latence

7- Une série de presses à vis

8- Réservoir pressât

9- Alimentateur à vis conique

II-5 : Tamisage et épuration des rejets

Les rejets sont tamisés et épurés dans cette section. Les principaux équipements sont :

1- Cuvier d'eau blanche
2- Cuviers d'alimentation épurateurs primaires, secondaires, tertiaires, quaternaires et quinaires
3- Cuvier de récupération des fibres
4- Classeurs des rejets
5- Épurateurs de rejets primaires, secondaires, tertiaires, quaternaires et quinaires

II-6 : Épuration de pâte

La pâte est épurée principalement par :

1- Des épurateurs primaires, secondaires et tertiaires, tous dédoublés et un épurateur quaternaire
2- Cuviers d'alimentation

II-7 : Épaississement de pâte

Dans cette section la pâte est épaissie pour permettre son stockage dans des réservoirs à des volumes raisonnables. Les principaux équipements sont :

1- Six épaississeurs à disque
2- Deux filtres de type Adams
3- Cuvier d'eau blanche pauvre, des rinceurs, des épaississeurs à disque
4- Deux bacs d'eau blanche brouillée. Un pour les eaux blanches en provenance des épaississeurs 1, 2, 3 et 4 et un autre pour les eaux blanches en provenance des épaississeurs 5 et 6

II- 8: Service d'eau

Les principaux équipements sont :

1- Ensemble de pompe
2- Réservoir d'eau filtrée
3- Réservoir d'eau chaude
4- Réservoir de condensât

5- Réservoir d'eau tiède

II- 9: Stockage et transfert

La pâte vierge produite est stockée dans cette section et peut être transférée dans différents endroits à partir des cuviers de pâte. Les principaux équipements sont :

1- Deux cuviers de pâtes d'une capacité unitaire de 200 Tonnes

2- Un bac récoltant le surplus de pâte des épaississeurs 5 et 6

II-10: Entreposage, blanchiment et distribution de pâte

Le stockage et le blanchiment de la pâte s'effectuent dans ce secteur de l'usine. Les principaux équipements localisés dans cette section sont :

1- Deux cuviers de stockage de pâte cassée de 50T chacun

2- Tour de blanchiment

III- Atelier de désencrage (recyclage du vieux papier)

Comme les consommateurs exigent et utilisent de plus en plus des produits fabriqués à partir de fibres recyclées, l'industrie papetière s'efforce d'encourager cette tendance. En effet, plus de 60 usines canadiennes se servent entièrement ou en partie de papier récupéré comme source de fibres. Il en est de même pour l'usine Belgo.

Le désencrage en lui-même est un procédé environnemental. En effet, pour fabriquer cette pâte, on utilise de l'eau blanche récupérée tout au long du procédé; ainsi, on recycle non seulement du papier, mais aussi de l'eau.

Le procédé de désencrage produit 210 tonnes par jour de pâte désencrée. Le papier journal constitue 93.75% du volume de papier utilisé (15 ballots de papier journal contre 1 ballot de magazine).

III-1 : Les principaux équipements des différentes parties de l'atelier

Les différentes opérations s'effectuant dans cet atelier sont : l'approvisionnement en papier à recycler, la trituration et le pressage de pâte, l'épuration et le classage, la flottation et le « gyroclean », l'épuration et le classage alcalin, le lavage et la dispersion de pâte, la clarification d'eau blanche, l'entreposage de pâte, l'ajout de produits chimiques et le classage des cassés. Elles sont exécutées dans les équipements suivants:

1- Triturateur à haute consistance
2- Un ensemble de cuvier; alimentation de la presse pâte, de récupération des fibres du triturateur, alimentation d'eau blanche du triturateur et réservoir de dosage soude caustique
3- Une série de classeurs grossiers
4- Des épurateurs à haute densité
5- Deux cellules de flottation
6- Trois laveurs
7- Tour de blanchiment
8- Réservoir d'entreposage 50T de pâte désencrée

III-2 : Classage des cassés

Seuls les classeurs (équipements) de la pâte cassée s'y trouvent. Le procédé de désencrage et le traitement des cassés sont indépendants.

IV- Machines à papier (système d'approche, bouts humides et sécheries)

IV-1 : Machine 1

IV-2 : Machine 7

IV-3 : Machine 8

IV-4 : Machine 9 (fonctionnement normal)

IV-5 : Machine 9 (en production de papier pêche)

V-Réseau d'eau blanche (récupération et distribution)

VI- Circuit, classage et traitement des cassés

VII- Système de récupération, débordement et drains

VIII- Centrale thermique (chaudières électriques et au Mazout)

IX- Utilités (air comprimé et eau fraîche de l'usine)

X- Finition et expédition

XI- Traitement des effluents (volet environnemental)

Description du procédé de l'usine Belgo

I- Préparation du bois et traitement des copeaux

Les copeaux en provenance des scieries de l'ABITIBI CONSOLIDATED proviennent d'autres scieries et sont principalement transportés par des camions et des wagons (disponibles en cas d'un manque d'approvisionnement). Ils sont déchargés, prétraités, stockés et envoyés à l'atelier de fabrication de la pâte en parcourant les stades suivants :

I. 1 Approvisionnement par les camions

Les camions arrivent sur un pont basculant avec les copeaux identifiés selon leurs natures d'essence (épinette noire ou sapin (haute densité), pin gris ou bois franc (feuillus)) et selon le fournisseur par une carte magnétique appartenant aux chauffeurs.

Les copeaux sont déchargés sur une trémie de réception qui envoie les copeaux vers des convoyeurs à courroie et à chaîne se trouvant en série. Les copeaux peuvent être

échantillonnés par un convoyeur échantillonneur qui permet de véhiculer les copeaux pour l'échantillonnage et les faire retourner vers les convoyeurs en série.

En sachant que les copeaux en provenance du bois de l'épinette noire ou sapin sont de meilleure qualité que ceux en provenance du pin gris, et que ces derniers sont de meilleure qualité que les copeaux du bois franc, des caméras sont installées pour permettre d'observer la qualité optique des copeaux, et de ce fait et selon les observations, les envoyer vers les silos d'entreposage (trois réserves), appelés A-Frame. Ex : si les copeaux de l'épinette noir sont restés très longtemps à l'extérieure et si les images montrent que leur apparence a changé, ils seront envoyés dans le silo du pin gris, et si la détérioration est plus critique, ils seront envoyés vers le silo du bois franc.

Après être acheminés par une série de convoyeurs, les copeaux tombent dans deux classeurs grossiers qui séparent les copeaux acceptés des copeaux rejetés. Les rejetés sont envoyés à l'aire d'entreposage des rebuts, et les acceptés poursuivent leur parcours dans une série de ventilateurs de nettoyage pour être, finalement, stockés dans des silos destinés à chaque type de copeaux. Le mélange des copeaux (en moyenne, 77% de l'épinette noire, 15% du pin gris et 8% de bois de feuillus) se fait à l'aide de chariots (trois vis) à vitesse variable.

Selon la demande, les copeaux passent par un vibrateur et sont envoyés dans un classeur giratoire qui sépare les nœuds et les débris des copeaux acceptés par le biais d'un élévateur à godets. Une vanne directionnelle permet aussi, en cas d'arrêt du classeur giratoire, d'envoyer les copeaux dans le convoyeur d'urgence pour être acheminés vers l'atelier de préparation de la pâte. Les copeaux quittant le classeur giratoire tombent dans un classeur « raderwave » qui sépare les fines des copeaux ayant passées toutes les étapes de sélection. Le convoyeur à courroie des fines achemine les fines à l'aire d'entreposage pour être vendues. Les copeaux sélectionnés

poursuivent leur chemin dans une série de convoyeurs jusqu'au silo des copeaux se trouvant dans l'atelier de fabrication de pâte.

I. 2- Approvisionnement par les wagons

Les wagons sont tirés un par un par un tire–wagon sur une aire où les copeaux sont déchargés par un système hydraulique et conduits dans un joint orientable et télescopique vers un cyclone qui a pour rôle de séparer les copeaux des poussières. Cette poussière est aspirée par une soufflante, et évacuée ensuite dans l'atmosphère.

Les copeaux alimentent un Alimentateur entraîné par de l'air en provenance d'une soufflerie composée d'une soufflante à pression. Les copeaux passent ensuite par un aiguillage où les copeaux sont orientés vers deux lignes. La première sert à envoyer les copeaux déchargés des wagons vers deux aires de réserve de copeaux, et la deuxième ligne envoie les copeaux vers un autre aiguillage qui permet, en cas d'urgence, d'envoyer les copeaux directement vers un cyclone qui dirige les copeaux de sorte à rejoindre les copeaux sélectionnés en provenance des camions pour alimenter le silo des copeaux à l'atelier de fabrication de pâte. L'autre sortie de l'aiguillage permet d'envoyer les copeaux vers un cyclone avant de poursuivre le même parcours que les copeaux déchargés des camions.

II- Pâte thermomécanique

II-1 Lavage des copeaux

Le silo des copeaux contient quatre modules évacuateurs qui permettent l'alimentation ainsi que la régulation de la répartition des copeaux sur les raffineurs (trois raffineurs). Cependant, et en cas de problèmes sur le circuit principal, un convoyeur de contournement « bypass » permet de contourner le silo pour aller alimenter directement la trémie de préchauffage.

Les copeaux sortant du silo sont dilués et ramollis dans la trémie de préchauffage par de la vapeur en provenance des raffineurs primaires de la première et la deuxième ligne. À l'aide d'un convoyeur doseur, les copeaux sont divisés en deux lignes principales : une ligne permet d'acheminer les copeaux vers les lignes de raffinage 1 et 2, et une ligne sert à acheminer les copeaux dans la 3ème ligne de raffinage qui a été rajoutée il y a moins de dix ans pour permettre une plus grande production de pâte. Les circuits de la ligne 1 et 2 commencent par deux laveurs de copeaux en série où une cuve appelée collecteur de copeaux assure le transfert entre les deux. Le lavage est assuré par de l'eau chaude à 70°C. Cette opération permet l'extraction des corps étrangers tels que les pierres, sable et métal. Suite à cette étape, les copeaux sont égouttés par gravité dans un convoyeur à vis. Les copeaux sont conduits par un convoyeur d'alimentation suivi d'un convoyeur de dérivation et finalement, et par le biais d'une série de convoyeurs, les copeaux sont orientés vers la ligne 1 et ligne 2. Dans le cas de surplus, les copeaux retournent à la trémie de préchauffage.

La cuvette de pompage des copeaux est le départ de la 3ème ligne. Les copeaux sont ensuite pompés vers les laveurs de copeaux, égouttés, transférés vers le silo des copeaux et enfin vers la ligne de raffinage 3.

Les débris récupérés au niveau de tous les laveurs sont envoyés vers des tamis inclinés où l'eau de lavage est récupérée et envoyée dans le réservoir d'eau de lavage, alors que les débris transitent par le cuvier de débris avant d'être traités.

II-2 : Raffinage et latence

Les lignes de raffinage 1 et 2 sont identiques. Leur capacité de traitement respective est d'environ 300T et 330T par jour.

Les copeaux arrivent dans un convoyeur doseur à une pression atmosphérique, ensuite chauffés dans un équipement appelé étuveur à une température de 135°C et une pression de 160kPas. Deux bouchons formés par un alimentateur à vis conique (A.V.C) permettent de contrôler la pression de vapeur dans l'étuveur. Du sulfite de sodium est rajouté pour améliorer le ramollissement des copeaux avant le raffinage (pas de sulfite de sodium dans la ligne 3). Cette opération chimique justifie l'appellation occasionnelle de la pâte PTM de Belgo par PCTM (pâte chimico-thermomécanique). Le raffinage des copeaux se fait en deux étages, raffinage primaire et secondaire. Le raffineur primaire est composé de deux plaques : stators (deux disques fixes) et un rotor (un disque rotatif). Les copeaux sont placés entre les plaques de chaque côté (double alimentation) où ils sont brouillés (mettre les copeaux en fibre) et défibrés (mettre les amas de fibres individuelles) en présence d'eau tiède ~19°C en provenance de circuit d'eau de refroidissement pour assurer un meilleur raffinage en raison d'une meilleure consistance (concentration). Cette eau assure aussi le refroidissement des plaques.

De la vapeur est générée et elle est utilisée pour la dilution des copeaux dans la trémie de préchauffage. Le raffineur travaille sous une pression de 320 kPa. Il est entraîné par un moteur électrique qui délivre une puissance de 25 000 HP. Les copeaux brouillés passent à travers un cyclone où la pâte est séparée de la vapeur pour alimenter de la même façon le raffineur secondaire. Celui-ci est entraîné par un moteur de 22 000 HP et travaille également à la pression de 320 kPa. Une troisième zone se présente sur les plaques du raffineur secondaire, composée de lames fines qui permettent la fébrillation des fibres. La pâte est évacuée par un cyclone secondaire vers un cuvier de détente de la pâte appelé cuvier de latence. La pâte à 45% de consistance est diluée dans ce cuvier par de l'eau blanche brouillée récupérée des épaississeurs de la PTM (eau pauvre en fines). Le maintien de pression entre les équipements est assuré par des alimentateurs à vis coniques.

Le principe du raffinage de la ligne 3 est le même que celui des deux premières lignes. La puissance des moteurs par contre est de 18 000 HP pour les deux raffineurs, primaire et secondaire. La capacité de raffinage varie entre 220 t et 240 t par jour ce qui amène la production totale de la pâte thermomécanique à un maximum de 880 t par jour.

II-3: Tamisage de la pâte

Le principe du tamisage de la pâte raffinée est le même pour les trois lignes de raffinage. La pâte est reprise des cuviers de détente par une pompe et envoyée vers les deux classeurs primaires après une dilution assurée par de l'eau blanche qui baisse la consistance à 2.2%. Les acceptés de tous les classeurs primaires (les 3 lignes de raffinage) sont envoyés dans le cuvier d'alimentation de l'épurateur 1er étage. Les refusés (rejetés) sont par contre envoyés aux classeurs secondaires. Les acceptés des classeurs secondaires retournent aux classeurs primaires pour les lignes 1 et 2, alors que les acceptés du classeur secondaire de la ligne 3 vont au cuvier de latence. 65% des rejets des classeurs secondaires (lignes 1,2 et 3) sont raffinés dans le raffineur des rejets et 35% sont renvoyés au raffineur secondaire de la ligne 3.

L'indice d'égouttage est le principal facteur utilisé pour ajuster les vannes de rejets. Par exemple, si l'indice d'égouttage trouvé ne correspond pas à celui souhaité se trouvant sur une charte, la vanne de décharge des rejets se retrouverait dans une position plus fermée ou plus ouverte.

II-4 : Raffinage des rejets

Avant le raffinage, la pâte est pompée du cuvier d'alimentation des presses vers une série de presses à vis où l'eau est enlevée de la pâte pour ramener la pâte de 5.5% de consistance à une consistance de 30%. L'eau blanche est récupérée dans le réservoir « préssat » et la pâte dans le cuvier des rejets raffinés.

II-5 : Tamisage et épuration des rejets

La pâte rejetée raffinée passe par un classeur (un autre est en « stand by ») où les acceptés séjournent dans le cuvier d'alimentation d'épurateurs primaires avant d'alimenter les épurateurs en question.

Il y a cinq niveaux d'épuration (primaire, secondaire, tertiaire, quaternaire et quinaire). Le principe de l'épuration est le même que celui des classeurs. Les acceptés des épurateurs primaires vont au collecteur d'alimentation des épaississeurs à disque, les rejets des épurateurs primaires passent aux épurateurs secondaires, les acceptés des épurateurs secondaires retournent aux épurateurs primaires et les rejets des épurateurs secondaires passent aux épurateurs tertiaires ainsi de suite, jusqu'aux épurateurs quinaires où les acceptés retournent au tamis incliné atmosphérique en amont du cuvier d'alimentation des presses, et les rejets vont au cuvier des débris. La figure A.3.1 est une illustration simplifiée de processus d'épuration.

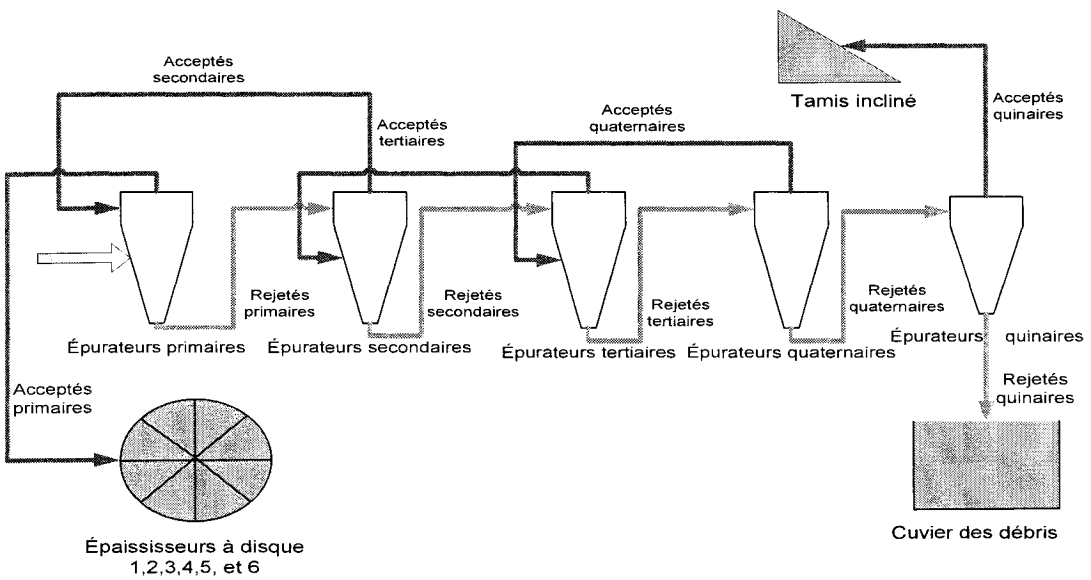


Fig.A3.2. Épuration de la pâte rejetée par les lignes de raffinage 1,2 et 3.

II-6: Épuration de la pâte

Le principe du système d'épuration est identique à celui des rejets mais contient un nombre plus important d'épurateurs primaires et secondaires et il n y a pas d'épurateur quinaire.

Les acceptés des épurateurs primaires vont aux épaississeurs à disque et les acceptés des quaternaires vont au tamis incliné des refus et les rejets vont au cuvier des rejets des épurateurs quinaires.

II-7 : Épaississement de la pâte

La pâte épurée passe dans six épaississeurs à disque. La pâte sort à une consistance d'environ 5% à 5.5% de chaque épaississeur. Elle est envoyée ensuite vers les pompes de pâte à haute consistance. Le surplus de pâte des épaississeurs 5 et 6 est envoyé dans le cuvier de surplus de pâte. L'épaississement se fait graduellement dans les épaississeurs à disque ce qui permet d'avoir de l'eau blanche plus ou moins riche en matière en suspension (principalement des fines).

Les eaux blanches récupérées de cette opération sont envoyées vers des bacs de récupération des eaux blanches selon leurs richesses en matière en suspension. Elles sont classées comme étant pauvres ou très pauvres. Les eaux des deux bacs, en cas de débordement, tombent dans un bac appelé bac d'eau blanche brouillée de l'épaississeur à disque. (Il y a deux bacs; un pour les disques 5 et 6 et l'autre pour les disques 1, 2, 3,4). Le rinçage des plaques des épaississeurs est assuré par de l'eau très très pauvre sortant des filtres Adams. Les rejetés de ces filtres passent au cuvier des eaux blanches brouillées des épaississeurs à disque 5 et 6.

II- 8 : Service d'eau

Ce service regroupe les circuits suivants : retour de condensât et la vapeur, l'eau d'étanchéité pour les pompes, pour les garnitures des classeurs et des raffineurs, pour

les systèmes de refroidissement et le glycol (anticorrosion). Le plus grand circuit est celui des eaux générales qui servent à fabriquer la pâte (Ex. eau blanche pour la dilution de la pâte).

II-9 : Stockage et transfert

La pâte épaissie est stockée dans deux cuviers d'une capacité unitaire de 200 t où elle est mélangée par un agitateur pour le maintien d'homogénéité en rajoutant de l'eau blanche. La consistance de la pâte est maintenue à 5.5%. Ce stockage permet une autonomie de production de sept heures trente minutes environ.

II-10: Entreposage, blanchiment et distribution des pâtes

La pâte en provenance des cuviers de 200 t est acheminée vers la tour de blanchiment où elle est blanchie par de l'hydrosulfite de sodium en présence de la soude caustique. La pâte blanchie est divisée en deux parties : une partie après dilution est mélangée avec de la pâte désencrée et de la pâte cassée à des proportions qui varient selon la disponibilité des pâtes et/ou selon le grade produit pour alimenter les machines 07, 08 et 09. La brillance du papier est entre 58 et 60 pour ce cas. L'autre partie est déviée vers la tour de blanchiment de la pâte désencrée (utilisée dans le passé pour le blanchiment de la pâte désencrée) où elle est blanchie à nouveau pour produire du papier à haute brillance (65 environ) dans la machine 06. Le contrôle des débits des différentes pâtes se fait par des vannes de contrôle.

Une partie de la PTM blanchie est envoyée à l'aspiration des pompes de décharge du cuvier de stockage 30 t de la pâte cassée pour augmenter l'indice d'égouttage de la pâte cassée pour une meilleure efficacité des épaississeurs à disque de la pâte cassée (meilleur drainage). Cette opération est appelée «sweetener ». L'efficacité de la fabrication de pâte thermomécanique (PTM) est de 95%

III- Atelier de désencrage

Les fibres recyclées à l'usine Belgo proviennent notamment des journaux et des magazines. Il faut donc les débarrasser de leur encre si on souhaite obtenir un papier qui ait non seulement les propriétés esthétiques, la blancheur et l'homogénéité d'un papier neuf, mais aussi ses propriétés mécaniques (résistance). C'est à l'usine de désencrage, notamment dans les cellules de flottation, que ce processus s'effectue.

À son arrivée à l'usine, le papier récupéré (magazine et journaux) doit être trié pour enlever tout ce qui ne peut servir à produire de la pâte recyclée (par exemple, les pinces et du plastique). Cette opération est plus connue sous le nom de triage des ballots.

On fait passer ensuite le papier dans un triturateur (une sorte de gros mélangeur à rotor servant à préparer une suspension de fibres dans un liquide par désintégration de pâte à papier ou du papier, appelé aussi désintégrateur) afin d'en tirer une pâte grossière. Pour ce faire, on ajoute au papier une grande quantité d'eau qui provient, entre autres, des eaux blanches. Une panoplie de produits chimiques telles que la soude caustique (NaOH), le silicate de soude (H_2O_2), peroxyde, le DTPA (pour les ions métallique), et du surfactant (pour la mousse) à des dosages bien déterminés est ajoutée dans le triturateur. La trituration dure environ 6 minutes. Le mélange passe par un classeur « classeur poire » qui sépare la pâte désencrée des rejets. La pâte désencrée est dispatchée dans deux cuviers de transfert. L'eau contenant les rejets du triturateur est extraite dans un extracteur d'eau, ainsi, les rejets sont séparés de l'eau. Ils sont compactés dans un compacteur et finalement mis dans une boite à déchets.

L'eau riche en fibre est envoyée dans un cuvier de récupération des fibres du triturateur, où une deuxième chance est donnée à la pâte désencrée qui retourne au triturateur ou encore à l'alimentation du classeur poire.
La pâte désencrée a une consistance de 15% et un pH de 5.6. Elle alimente les épurateurs à haute densité par le biais du cuvier d'alimentation des épurateurs. Pour

enlever les impuretés de la pâte, on fait passer le mélange dans une série de tamis grossiers opérant à une consistance de 3.5% (deux classeurs primaires, un classeur secondaire et un classeur tertiaire), tous plus fins les uns que les autres, qui permettent de séparer les rejets selon leur forme et leur grosseur. Le principe de tamisage est le même décrit précédemment pour la pâte fraîche (PTM) à l'exception des acceptés du secondaire qui ne retournent pas aux classeurs primaires mais alimentent en même temps que les acceptés du primaire le cuvier d'alimentation des cellules de flottation. Les rejetées des épurateurs vont à l'aspiration de la pompe de décharge du cuvier des rejets (épurateurs quaternaires et quinaire) de la PTM pour aller ensuite vers le transfert des boues.

Les cellules de flottation sont des bassins servant à extraire de la pâte les impuretés fines qui ont réussi à passer à travers les tamis, par exemple, les encres, les toners et autres additifs. On sait que l'encre à base d'huile est insoluble dans l'eau. En injectant de l'air, du savon et de l'eau blanche dans les cellules de flottation, les particules d'encre et d'autres impuretés s'accrochent aux bulles et migrent avec elles vers la surface de l'eau où elles seront ensuite retirées.

La première cellule de flottation alimente la deuxième et celle-ci déverse son contenu dans un cuvier d'alimentation des « gyroclean » (épurateurs rotatifs pour retirer de la pâte les petits contaminants légers). Les rejets des deux épurateurs rotatifs retournent au cuvier d'alimentation des « gyroclean », alors que les acceptés sont épurés dans des épurateurs à saletés tourbillonnaires en série qui servent à enlever les contaminants lourds et les corps étrangers contenus dans la pâte (5 étages d'épuration). Les acceptés de l'épurateur primaire à saleté vont vers le cuvier d'alimentation des classeurs primaires alcalins à fentes pour enlever les contaminants de la pâte. Les classeurs opèrent à des concentrations faibles (1%). Les rejetés de ces classeurs subissent un autre tamisage dans un classeur secondaire. Le processus du tamisage est le même que précédemment. De l'eau blanche est ajoutée dans les tamis.

Les acceptés des deux classeurs primaires alcalins à fente sont épaissis et lavés dans trois laveurs dotés d'un cylindre recouvert d'une toile. La pâte désencrée est transportée par des convoyeurs à vis et doseurs vers deux disperseurs pour disperser les gouttes d'encre (normalement, ces deux disperseurs ne sont pas fonctionnels, la pâte est alors dirigée par une dérivation vers le cuvier de pâte dispersée). La pâte ainsi dispersée entre dans le cuvier de pâte dispersée et entreposée dans le réservoir d'entreposage de 50 t de pâte désencrée à une consistance de 4.5%. De l'hydrosulfite est parfois ajouté en ligne pour blanchir la pâte désencrée. Le traitement terminé, la pâte désencrée est envoyée vers les cuviers de mélange des pâtes PTM, cassée et désencrée des quatre machines à papier. Une partie de pâte désencrée est pressée dans une presse à pâte pour en faire des ballots de pâte désencrée qui sont entreposés. (De la pâte PTM est parfois pressée aussi dans la même presse à pâte)

La présence d'encre dans l'eau de procédé de désencrage oblige son isolement du système d'eau blanche des machines et l'installation d'un clarificateur (clarificateur Krofta). C'est un bassin séparé en 3 sections : décantation, eau clarifiée et boues et cela afin de permettre la réutilisation de cette eau qui a un pH de 8.5.

La production totale de la pâte désencrée est 200 t/jours et l'efficacité de l'atelier de désencrage est de 85%.

VI- Machines à papier (système d'approche, bouts humides et sécheries)

VI- 1 : Machine à papier B-6

VI-1.1. Système d'approche

Le système d'approche de la machine 6 (écoulement de la pâte du cuvier machine à la caisse d'arrivée, pompage et tamisage en tête de machine) commence par le cuvier de

pâte mélangée (machine chest) alimenté par la pâte mélangée en provenance des réservoirs des pâtes PTM, désencrée et cassée. La pâte mélangée est diluée avec l'eau du cuvier d'eau riche pour permettre le contrôle de la consistance 3.3%. Le tout est pompé par la pompe de la pâte mélangée (pompe de réserve) vers l'aspiration de la pompe de mélange où elle est diluée par de l'eau blanche en provenance de la fosse sous toile. Cette fosse collecte les effluents suivants :

1- Les eaux blanches récupérées des racles de la partie "formeur" du bout humide.
2- Les acceptés du classeur secondaire vers la sortie de la fosse sous toile à partir du cuvier des acceptés du classeur secondaire (le débit est contrôlé par une vanne de contrôle).
3- La pâte excédentaire en provenance du déversoir de la caisse d'arrivée. (Une purge latérale arrière et une purge latérale avant qui permettent d'équilibrer les bords de la feuille). La pâte excédentaire est aspirée par la pompe de mélange.
4- La pâte mélangée qui revient par recirculation (arrière et avant de la caisse d'arrivée) vers l'aspiration de la pompe de mélange.

De la couleur bleu et rouge diluée est injectée avant le mélange de la pâte et l'eau blanche à l'aspiration de la pompe de mélange pour donner une couleur pâle à la feuille. La pâte diluée est pompée et ensuite tamisée dans deux (2) classeurs primaires. Les acceptés alimentent la caisse d'arrivée. Un retour à l'aspiration de la pompe de mélange (recirculation) permet d'équilibrer la distribution de pression à l'entrée de la caisse d'arrivée. Le contrôle du débit se fait par une vanne de contrôle qui se trouve sur la ligne de retour. Les rejetés des classeurs primaires transitent par le cuvier des rejets où ils sont dilués avec de l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche B6 pour aller alimenter le classeur secondaire. Les acceptés du classeur secondaire sont transférés dans le cuvier des acceptés du classeur secondaire avant d'être envoyés à la fosse sous toile (la section d'aspiration de la pompe de mélange). Les rejetés passent par le cuvier des rejets et ensuite ils sont pompés vers la ligne des rejets qui retourne au cuvier d'alimentation des classeurs secondaires des cassés et

parfois dans des cas particuliers, au cuvier d'alimentation du classeur secondaire de la troisième ligne de raffinage.

Un polymère (PEO) servant d'agent de rétention est mélangé à la pâte tamisée à la sorties des tamis primaires. Alors qu'un autre agent liquide servant de cofacteur appelé adjuvent, est ajouté avant les tamis.

VI-1.2. Bout humide

- **Formation**

La pâte à 1.04% de consistance est étalée sur la toile par la règle de la caisse d'arrivée. (Deux lèvres dont la position respective et l'inclinaison conditionnent le jet de pâte). Le formeur est de type « Top Flyte ». La largeur de la feuille formée est de 5.56m, et la vitesse moyenne de la machine est de 675m/min. Un matelas fibreux encore très imprégné d'eau commence à se former par un drainage d'eau. La concentration en matière solide est de 18% à la sortie de cette première partie du bout humide. L'eau blanche récupérée des caisses aspirantes sous toile est séparée par trois séparateurs qui permettent de récupérer de l'eau blanche riche qui est pompée vers le cuvier d'eau blanche riche à travers le cuvier d'étanchéité. Un système de pompe à vide aspire à partir des séparateurs et sous le rouleau coucheur. Dans la zone de formation plus de 95 t d'eau blanche riche en fines pour une tonne de papier formé sont extraites. La toile est lavée par de l'eau chaude de douche et dans le cas extrême on rajoute du savon.

Dans le cas d'apparition d'une casse, la pâte cassée est récupérée dans la fosse sous rouleau coucheur où elle est diluée par de l'eau blanche en provenance du réservoir tampon pompée vers le cuvier de la pâte cassée 30T. Contrairement aux autres machines qui diluent la pâte cassée dans la fosse sous le rouleau coucheur et le triturateur par de l'eau blanche riche des cuviers d'eau riche (chaque machine a le

sien), la machine 6 dilue avec de l'eau en provenance du tampon. Cette particularité permet de garder l'eau blanche riche dans le cuvier pour diluer la pâte quand le grade de haute blancheur (65) est produit. La feuille ainsi formée arrive à la deuxième partie du bout humide appelée le pressage.

- **Pressage**

Par le rouleau preneur, la feuille humide est introduite dans la section presse. Deux presses de type rouleaux rainurés constituent cette section. De l'eau blanche pauvre est récupérée dans cette section qui est ensuite envoyée dans le cuvier d'eau des presses des machines 06 et 09 pour être récupérée. Après filtration par gravité, l'eau acceptée est envoyée dans le cuvier d'eau pauvre faisant partie du réseau de distribution d'eau blanche. Un système composé de boîtes d'anti-soufflage et de caisses aspirantes aspire l'air contenu dans la feuille. La feuille sort à une siccité aux alentours de 40%.

Les feutres des presses sont nettoyés par de l'eau fraîche chaude.

La feuille pressée arrive à la sécherie (début du bout sec) par un sécheur d'amorçage. La feuille dont la siccité était de 40% passe à 92% (de 7.5% à 8% d'humidité).

VI-1.3. Bout sec

Le séchage se fait par 33 rouleaux répartis en deux sections et supportés par des feutres supérieurs et inférieurs (c'est une zone à double feutre). Ces feutres se déroulent par des guides et des tendeurs. L'eau s'échappe de la feuille sous forme de vapeur. La chaleur est fournie par de la vapeur d'eau injectée dans les rouleaux à haute et basse pression. Après l'échange thermique entre la vapeur dans les cylindre et la feuille, la vapeur est transformée en condensât et ce dernier est transporté par deux collecteurs. Un collecteur pour le condensât des rouleaux 3 à 10 et un autre pour les rouleaux 11 à 32. Le condensât est récupéré dans deux réservoirs (le premier réservoir déverse dans le deuxième) ensuite, il est pompé vers la centrale thermique dans le réservoir de

condensât. Après dégazage, ce condensât sert comme eau pour les chaudières. La vapeur quittant le premier réservoir quant à elle est collectée dans deux distributeurs de vapeur sécheurs, un collecteur pour la vapeur des rouleaux 3 à 10 et un autre pour les rouleaux 11 à 32.

L'étape finale de fabrication du papier avant la finition et l'expédition est le calandrage l'enroulage et le bobinage.

VI-1.4. Calandrage, enroulage et bobinage

Le calandrage se fait par cinq rouleaux pour lisser et donner une bonne qualité optique à la feuille. Les chutes du papier coupées (rognures au niveau de la bobineuse) sont désintégrées dans le triturateur collectant les cassés du bout sec en présence d'eau blanche en provenance du réservoir tampon. La pâte cassée du triturateur est pompée et collectée par le collecteur de la pâte cassée vers le cuvier de pâte cassée 30 t.

La feuille est scannée par un scanner qui permet de mesurer les profils de la feuille; le grammage en sens machine et sens travers, l'épaisseur et l'humidité. La feuille est ensuite enroulée et finalement bobinée. Ainsi, on obtient du papier fini qui s'en va à la finition et à l'expédition.

Le cuvier d'eau blanche riche de la machine 06 est alimenté par :

1- Cuvier d'étanchéité B6

2- Le débordement de la fosse sous toile

3- De l'eau blanche du cuvier tampon (en cas de non production de la haute brillance)

VI- 2 : Machine à papier B-7

VI-2.1. Système d'approche

Le système d'approche (écoulement de la pâte du cuvier machine à la caisse d'arrivée, pompage et tamisage en tête de machine) de la machine B7 commence par le cuvier de pâte mélangée « machine chest » alimenté par la pâte mélangée en provenance des réservoirs des pâte PTM, désencrée et cassée. La pâte mélangée à une consistance de 3.22% (obtenue par un contrôle de consistance en rajoutant de l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau riche de la machine) est pompée par la pompe de réserve (pompe de la pâte mélangée) vers l'aspiration de la pompe de mélange où elle est diluée par de l'eau blanche en provenance de la fosse sous toile. Cette dernière collecte les effluents suivants :

1- Les eaux blanches récupérées des racles d'égouttage du « Top-flyte ».

2- Les acceptés du classeur secondaire. (le débit est contrôlé par une vanne de contrôle).

NB : il n'y a pas de cuvier des acceptés du classeur secondaire aux machines 07, 08 et 09 contrairement à la machine 06.

3- La pâte excédentaire en provenance du déversoir de la caisse d'arrivée. (deux purges latérales arrière et deux autres avant)

4- De la pâte mélangée qui revient par recirculation (alimentation de la caisse d'arrivée, arrière et avant).

De la couleur bleue et rouge diluée est injectée à l'aspiration de la pompe de mélange pour donner une couleur pâle à la feuille après mélange de la pâte et l'eau blanche. La pâte diluée est mélangée et ensuite tamisée dans deux (02) classeurs primaires. Les acceptés alimentent la caisse d'arrivée. Un retour à l'aspiration de la pompe de mélange (recirculation) permet d'équilibrer la distribution de pression à l'entrée de la casse d'arrivée. Le contrôle du débit se fait par une vanne de contrôle se trouvant sur la ligne de retour. Les rejetés des classeurs primaires transitent par le cuvier des rejets où ils sont dilués avec de l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche B7 pour aller alimenter les classeurs de rejets. Les acceptés du classeur des rejets sont transférés à la fosse sous toile. Les rejetés passent par le cuvier des refus et ensuite

pompés vers un cuvier de transfert des rejets commun à la machine 7 et 8. Ils sont pompés par la suite vers la ligne des rejets qui retourne au cuvier d'alimentation du classeur secondaire de la troisième ligne de raffinage. (Pas aux cassés)

Un polymère servant d'agent de rétention est mélangé à la pâte tamisée à la sortie des tamis primaires. Alors qu'un agent liquide servant de cofacteur appelé adjuvent est rajouté avant les tamis.

VI-2.2. Bout humide

- **Formation**

La pâte à 1.02% de consistance est étalée sur la toile par la règle de la caisse d'arrivée. Le formeur est de type « Top Flyte ». La largeur de la feuille formée est de 5.38m et la vitesse moyenne de la machine est de 587m/min. Un matelas fibreux encore très imprégné d'eau commence à se former par un drainage d'eau. La concentration en matière solide est de 17% à la sortie de cette première partie du bout humide. L'eau blanche récupérée des caisses aspirantes sous toile est séparée par quatre séparateurs qui permettent de récupérer de l'eau blanche riche qui est pompée vers le cuvier d'eau blanche riche à travers le cuvier d'étanchéité. C'est avec un système de pompe à vide que la séparation a lieu. Un système d'élimination d'eau permet d'envoyer de l'eau blanche au cuvier d'étanchéité 07 pour permettre aux pompes à vide d'avoir la hauteur manométrique nécessaire pour fonctionner. Dans la zone de formation, plus de 95 t d'eau blanche riche en fines pour une tonne de papier formé sont extraites. La toile est lavée par de l'eau chaude de douche et dans des cas particuliers, on rajoute du savon.

- **Pressage**

Par le rouleau tirage, la feuille humide est introduite dans la section presse. Deux presses de type rouleaux rainurés constituent cette section. De l'eau blanche pauvre est récupérée dans cette section. Cette eau blanche est envoyée dans le cuvier d'eau des

presses des machines 07 et 08 pour être récupérée. Après filtration par gravité, l'eau acceptée est envoyée dans le cuvier d'eau pauvre faisant partie du réseau de distribution d'eau blanche. Des systèmes de pompe à vide aspirent l'air contenu dans la feuille qui sort à une siccité aux alentours de 40%.

Les feutres des presses sont nettoyés par de l'eau chaude et de l'eau fraîche.

La feuille pressée arrive à la sécherie (début du bout sec) par un sécheur d'amorçage. La feuille dont la siccité était de 40% passe à 92% (8% d'humidité).

VI-2.3. Bout sec

Le séchage se fait par 41 rouleaux supportés par des feutres supérieurs et inférieurs (c'est une zone à double feutre). Ces derniers se déroulent par des guides et des tendeurs. L'eau s'échappe de la feuille sous forme de vapeur. La chaleur est assurée par de la vapeur d'eau injectée dans les rouleaux à haute et basse pression. Après l'échange thermique entre la vapeur dans les cylindres et la feuille, la vapeur est transformée en condensât. Le condensât est transporté par deux collecteurs séparés par un joint à lunette, un collecteur pour les condensâts des rouleaux 2 à 7 et un autre pour les rouleaux 8 à 40. Elle est récupérée dans deux séparateurs et envoyée vers un réservoir de condensât. Ce condensât est ensuite pompé vers la centrale thermique pour servir comme eau pour les chaudières. La vapeur en provenance du premier séparateur est collectée dans le distributeur de vapeur sécheurs, une partie du collecteur part vers les rouleaux 2 à 7 et une autre partie pour les rouleaux 8 à 40.

Une pompe à vide aspire l'eau à partir des séparateurs et évacue cette eau dans un collecteur d'eau de refroidissement du bout humide des machine B7 et B8. Un réservoir « aquatrol », s'alimentant de l'eau potable et de la vapeur, envoie de l'eau chaude à la boite « aquatrol » au niveau de la 2ème section de la sécherie pour permettre l'humidification du papier contrairement aux autres machines qui sont plutôt dotées de

boîtes à vapeur pour uniformiser l'humidité sur la feuille en évaporant le surplus au niveau des presses.

VI-2.4. Calandrage, enroulage et bobinage

Le calandrage se fait par six rouleaux. Les chutes du papier coupées (rognures au niveau de la bobineuse) sont désintégrées dans le triturateur collectant les cassés du bout sec et dilués en présence d'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche de la machine 07.

La feuille est scannée par un scanner qui permet de mesurer les profiles de la feuille; le grammage en sens machine et sens travers, l'épaisseur et l'humidité. Ainsi on obtient du papier fini qui s'en va à la finition et à l'expédition. La pâte cassée récupérée du triturateur est envoyée dans un cuvier des cassés des triturateurs des machines B-7 et B-8. Les cassés sont ensuite pompés vers le cuvier des cassés 30T.

Le cuvier d'eau blanche riche de la machine 07 est alimenté par :

1- Cuvier d'étanchéité B-7

2- Le débordement de la fosse sous toile

3- De l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche de la machine 08 (fonctionnement non habituel)

4- De l'eau blanche du cuvier tampon

VI- 3: Machine à papier B-8

VI-3.1. Système d'approche

Le système d'approche de la machine B-8 commence par le cuvier de pâte mélangée « machine chest » alimenté par la pâte mélangée en provenance des réservoirs des pâtes PTM, désencrée et cassée. La pâte mélangée à une consistance de 3.23% est pompée par la pompe de réserve (pompe de la pâte mélangée) vers l'aspiration de la

pompe de mélange où elle est diluée par de l'eau blanche en provenance de la fosse sous toile. La fosse sous toile collecte les effluents suivants :

1- L'eau blanche de formation

2- Exceptionnellement, de la vapeur du réseau de vapeur HP (pour chauffer l'eau blanche en cas de démarrage après un long arrêt)

3- L'eau de cran du ventilateur d'évacuation du « papriformer »

4- De la pâte mélangée de recirculation. (alimentation de la caisse d'arrivée)

De la couleur bleu et rouge diluée est injectée à l'aspiration de la pompe de mélange (après mélange de la pâte et de l'eau blanche) pour donner une couleur pâle à la feuille. La pâte diluée est mélangée ensuite tamisée dans deux (02) classeurs primaires. Les acceptés alimentent la caisse d'arrivée. Un retour à l'aspiration de la pompe de mélange (recirculation) permet d'équilibrer la diffusion à l'entrée de la casse d'arrivée. Le contrôle du débit se fait par une vanne de contrôle se trouvant sur la ligne de retour. Les rejetés des classeurs primaires transitent par le cuvier des rejets où ils sont dilués avec de l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche B-8 pour aller alimenter le classeur de rejets. Les acceptés du classeur de rejets sont transférés à l'aspiration de la pompe de mélange se trouvant dans la fosse sous toile. Les rejetés passent par le cuvier des refus et ensuite pompés vers un cuvier de transfert des rejets commun à la machine 07 et 08. Ils sont pompés, par la suite, vers la ligne des rejets qui elle retourne au cuvier d'alimentation du classeur secondaire de la troisième ligne de raffinage.

Un polymère servant d'agent de rétention est mélangé à la pâte tamisée à la sortie des tamis primaires, alors qu'un autre agent servant de cofacteur appelé adjuvent est rajouté avant les tamis.

VI-3.2. Bout humide

- **Formation**

La pâte allant de 0.85% à 0.9% de consistance est étalée sur la toile par la règle de la caisse d'arrivée. Le formeur est de type « double toile ». La largeur de la feuille formée est de 6.62m et la vitesse moyenne de la machine est de 1000m/min. Un matelas fibreux encore très imprégné d'eau commence à se former par un drainage d'eau. La concentration en matière solide est de 19% à la sortie de cette première partie du bout humide. L'eau est drainée et envoyée à la fosse sous toile. Deux pompes à vide aspirent sous le rouleau coucheur, l'une à faible vide et l'autre à vide poussé. Dans la zone de formation, plus de 95 t d'eau blanche riche en fines pour une tonne de papier formé sont extraites. La toile est lavée par de l'eau chaude de douche et en cas de nécessité on rajoute du savon et de l'eau très très pauvre qui sert aussi au lavage de la toile (rinceur décolleur)

- **Pressage**

Par le rouleau preneur, la feuille humide est introduite dans la section presse. Trois presses de type différent, aspirant et rainurée, constituent cette section. De l'eau blanche est récupérée dans cette section. Une partie de cette eau blanche est envoyée dans le cuvier d'eau des presses des machines 07 et 08 pour être récupérée. Après filtration par gravité, l'eau acceptée est envoyée dans le cuvier d'eau pauvre faisant partie du réseau de distribution d'eau blanche. L'autre partie d'eau blanche récupérée dans le séparateur des caisses aspirantes du deuxième feutre s'en va au cuvier d'étanchéité conditionneur $2^{ème}$ feutre B-8 avant de rejoindre le cuvier d'eau des presses des machines 07 et 08. La feuille sort à une siccité moyenne de 41%
Les feutres des trois presses sont nettoyés par de l'eau chaude à haute pression et les parties supérieures sont nettoyées par de l'eau chaude à basse pression.

En cas d'apparition d'une casse, la pâte cassée est récupérée dans la fosse sous presse et diluée avec de l'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche B-8 ensuite, elle est pompée vers la fosse sous le rouleau coucheur. La pâte cassée est

pompée à nouveau vers le cuvier de la pâte cassée 30T. En cas de débordement, une partie de la pâte cassée est envoyée au triturateur de la machine 7 et la machine 8.

La feuille pressée arrive à la sécherie (début du bout sec) par un sécheur d'amorçage. La feuille dont la siccité était de 41% passe à 92% (~8% d'humidité).

VI-3.3. Bout sec

Le séchage se fait par 47 rouleaux supportés par des feutres supérieurs et inférieurs. Ces feutres se déroulent par des guides et des tendeurs. L'eau s'échappe de la feuille sous forme de vapeur. La chaleur est assurée par de la vapeur d'eau injectée dans les rouleaux à haute et basse pression. Après l'échange thermique entre la vapeur dans les cylindres et la feuille, la vapeur est transformée en condensât. Transporté par cinq collecteurs, le condensât est envoyé vers cinq séparateurs et un sixième sert à séparer à nouveau une partie de l'effluent des cinq séparateurs après un passage par un échangeur de chaleur. Ce condensât est ensuite pompé vert la centrale thermique pour servir comme eau pour les chaudières. La vapeur produite des séparateurs est comprimée par des thermo compresseurs est elle envoyée vers les distributeurs de vapeur sécheurs.

VI-3.4. Calandrage, enroulage et bobinage

Le calandrage se fait par cinq rouleaux. Les chutes du papier coupées (rognures au niveau de la bobineuse) sont désintégrées dans le triturateur collectant les cassés du bout sec en présence d'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche de la machine 08.

La feuille est scannée par un scanner qui permet de mesurer les profiles de la feuille; le grammage en sens machine et sens travers, l'épaisseur et l'humidité. Ainsi on obtient du papier fini qui est enroulé et ensuite bobiné qui s'en va à la finition et à l'expédition. La pâte cassée récupérée du triturateur est envoyée au cuvier des cassés

30T. En cas de débordement du triturateur les cassés sont envoyés dans le cuvier des cassés de la machine 7 et 8. Les cassés sont ensuite pompés vers le cuvier des cassés 30T.

Le cuvier d'eau blanche riche de la machine 08 est alimenté par :

1- de l'eau fraîche (exceptionnellement)
2- Le trop-plein de la fosse sous toile
3- De l'eau blanche du cuvier tampon

VI- 4: Machine à papier B-9 (fonctionnement normal, sans production de papier pêche)

VI-4.1. Système d'approche

Le système d'approche de la machine B-9 commence par le cuvier de pâte mélangée « machine chest » alimenté par la pâte mélangée en provenance des réservoirs des pâte PTM, désencrée et cassée. La pâte mélangée a une consistance de 3.03% est pompée par la pompe de réserve (pompe de pâte mélangée) vers l'aspiration de la pompe de mélange où elle est diluée par de l'eau blanche en provenance de la fosse sous toile. Cette fosse collecte les effluents suivants :

1- Les eaux blanches récupérées de la panne sous toile du haut «papriformer » (double toile)
2- De l'eau blanche en provenance du cuvier tampon
3- De la vapeur HP exceptionnellement pour le démarrage après un arrêt de longue durée.
4- De la pâte mélangée de recirculation. (alimentation de la caisse d'arrivée)

De la couleur bleu et rouge diluée est injectée à l'aspiration de la pompe de mélange pour donner une couleur pâle à la feuille après le mélange de la pâte et l'eau blanche.

La pâte diluée est mélangée et ensuite tamisée dans deux (02) classeurs primaires. Les acceptés alimentent la caisse d'arrivée. Un retour à l'aspiration de la pompe de mélange (recirculation) permet d'équilibrer la diffusion à l'entrée de la casse d'arrivée. Les rejetés des classeurs primaires transitent par le cuvier des rejets où ils sont dilués avec de l'eau blanche en provenance de la fosse sous toile B-9 pour aller alimenter le classeur de rejets. Les acceptés du classeur de rejets sont transférés à l'aspiration de la pompe de mélange. Les rejetés passent par le cuvier des refus et ensuite envoyés vers un cuvier de transfert des rejets. Ils sont pompés par la suite vers la ligne des rejets qui retourne à l'alimentation du classeur secondaire de la pâte cassée ou encore, vers le cuvier d'alimentation du classeur secondaire de la troisième ligne de raffinage.

Un polymère servant d'agent de rétention est mélangé à la pâte tamisée à la sorties des tamis primaires. Alors qu'un cofacteur appelé adjuvent est rajouté avant les tamis.

VI-4.2. Bout humide

- **Formation**

La pâte à 0.89% de consistance est envoyée dans un réservoir tampon de caisse d'arrivée. Elle passe ensuite par le distributeur où la majeure partie de la pâte est envoyée à la caisse d'arrivée. La pâte est étalée sur la toile par la règle de la caisse d'arrivée. Le formeur est de type « double toile ». La largeur de la feuille formée est de 5.62m et la vitesse moyenne de la machine est de 845 m/min. Un matelas fibreux encore très imprégné d'eau commence à se former par un drainage d'eau. La concentration en matière solide est de 18% à la sortie de cette première partie du bout humide. L'eau blanche récupérée par un système de ventilation et d'évacuation est envoyée à la fosse sous toile. Deux pompes à vide aspirent sous le rouleau coucheur, une à faible vide et l'autre à vide poussé et envoient l'effluent vers un canal qui débouche vers le canal des effluents (traitement secondaire).

Dans la zone de formation 95 t d'eau blanche riche en fines sont extraites, pour une tonne de papier formé. La toile est lavée par de l'eau chaude de douche et du savon est rajouté dans des cas particuliers. De l'eau blanche très très pauvre en provenance du cuvier d'eau blanche pauvre des rinceurs sert aussi à rincer la toile de bas du papier-former.

- **Pressage**

Par le rouleau preneur aspirant, la feuille humide est introduite dans la section presse. Deux presses de type différent, rouleau aspirant (1ère presse) et rainuré (2ème presse), constituent cette section. De l'eau blanche est récupérée dans cette section. Une partie de cette eau blanche est envoyée dans le cuvier d'eau des presses des machines 06 et 09 pour être récupérée. Après filtration par gravité, l'eau acceptée est envoyée dans le cuvier d'eau pauvre faisant partie du réseau de distribution d'eau blanche. L'autre partie d'eau blanche récupérée dans le séparateur de la boîte d'anti-soufflage du deuxième feutre s'en va au réservoir d'étanchéité. La boîte d'anti-soufflage aspire l'air contenu dans la feuille. La feuille sort à une siccité d'environ 42%. Un séparateur permet d'envoyer l'eau blanche en provenance du tuyau aspirant de la 1ère presse à un cuvier d'étanchéité R-8 avant de déverser dans le cuvier d'eau des presses des machines 6 et 9. Les feutres sont nettoyés par de l'eau chaude.

La feuille pressée arrive à la sécherie par un sécheur d'amorçage. La feuille dont la siccité était d'environ 42% passe à environ 92% (entre 7.5% et 8% d'humidité).

VI-4.3. Bout sec

Le séchage se fait dans cinq sections totalisant 45 rouleaux supportés par des feutres supérieurs et inférieurs. Ces feutres se déroulent par des guides et des tendeurs. L'eau s'échappe de la feuille sous forme de vapeur. La chaleur est assurée par de la vapeur d'eau injectée dans les rouleaux à haute et basse pression. Après l'échange thermique entre la vapeur dans les cylindres et la feuille, la vapeur est transformée en condensât.

Transporté par quatre collecteurs, le condensât est envoyé vers quatre séparateurs et un réservoir receveur qui reçoit une partie du condensât des quatre séparateurs pour le dégazer par échange thermique avant de l'envoyer au collecteur de condensât à la centrale thermique. La vapeur produite des séparateurs est comprimée par trois thermo compresseurs avant de rejoindre les distributeurs de vapeur des sécheurs.

VI-4.4. Calandrage, enroulage et bobinage

Le calandrage se fait par quatre rouleaux. Les chutes du papier coupées (rognures au niveau de la bobineuse) sont désintégrées dans le triturateur collectant les cassés du bout sec en présence d'eau blanche en provenance du cuvier d'eau blanche riche de la machine 09.

La feuille passe par un scanner qui donne le grammage, l'épaisseur et l'humidité du papier produit. La feuille est ensuite enroulée puis bobinée. Ainsi on obtient du papier fini qui s'en va à la finition et à l'expédition. La pâte cassée récupérée du triturateur est pompée vers le cuvier des cassés 30T.

Le cuvier d'eau blanche riche de la machine 09 est alimenté par :

1- Le trop-plein de la fosse sous toile

2- De l'eau blanche du cuvier tampon

VI- 5: Machine à papier B-9 (en produisant du papier pêche)

Pour produire du papier de couleur pêche, les changements suivants sont nécessaires :

1- Il n'y a plus de production de pâte désencrée puisque l'atelier de la pâte désencrée est utilisé pour traiter les cassés de la machine 09.

2- L'effluent du triturateur de la machine 09 n'est plus envoyé au cuvier 30T des cassées mais dévié vers le cuvier d'alimentation des épurateurs à haute densité dans l'atelier de la pâte désencrée.
3- L'eau blanche du trop-plein de la fosse sous toile est envoyée vers les cellules de flottation au lieu du cuvier de l'eau blanche riche.
4- Le contenu de la fosse sous rouleau coucheur est envoyé vers le cuvier de récupération N°1 (PTM salle de tamisage) ensuite vers le cuvier d'alimentation des épurateurs à haute densité (atelier de désencrage).
5- Les rejets des tamis secondaires de la machine 09 vont au cuvier de récupération (PTM salle de tamisage) au lieu de l'alimentation du classeur secondaire de la pâte cassée.
6- L'eau blanche produite des machines est envoyée à l'atelier de la pâte désencrée et de cet atelier, l'eau blanche colorée est envoyée au traitement secondaire (traitement des effluents), sauf l'eau des presses qui fait le parcours habituel.
7- En cas de manque d'approvisionnement en pâte, des ballots de pâte désencrée (produits de la presse pâte) sont parfois utilisés avec la pâte cassée.

Il existe d'autres scénarios de fonctionnement des quatre machines qui dépendent du papier produit notamment, dans le cas où du papier à haute blancheur est produit.

V- Circuit d'eau blanche (récupération et distribution)

L'eau blanche de procédé est récupérée et distribuée par des cuviers qui stockent cette eau selon sa richesse en matière en suspension.

Les principaux équipements servant à distribuer l'eau blanche sont :

1- Deux réservoirs d'eau pauvre communiquant.
2- Filtre Sinclair au traitement des cassés.
3- Cuvier tampon d'eau blanche.
4- Filtres Sinclair ligne1 et ligne 2.

5- Réservoir d'eau blanche très très pauvre.

6- Un silo contenant trois réservoirs; eau blanche pauvre; eau blanche très pauvre, eau blanche très très pauvre.

L'eau blanche qui déborde du réservoir très très pauvre chute dans le réservoir très pauvre, et ce dernier se déverse en cas de débordement dans le réservoir d'eau pauvre. La figure A.3.2 représente le silo d'eau blanche aux trois réservoirs; eau blanche pauvre, eau blanche très pauvre et eau blanche très très pauvre.

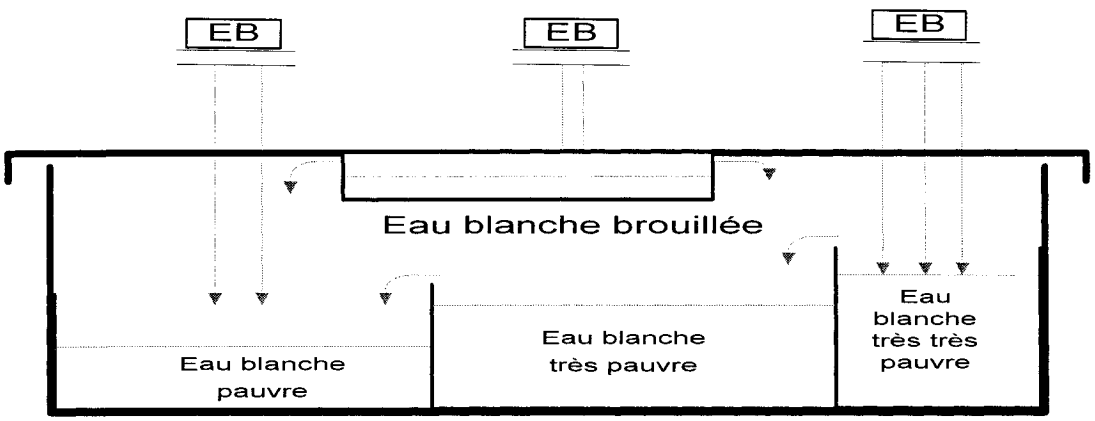


Fig.A3.3. Le silo d'eau blanche aux trois réservoirs; EB pauvre, EB très pauvre et EB très très pauvre.

Le réservoir de l'eau blanche pauvre (deux communicants) s'alimente par l'eau en provenance du réservoir de l'eau brouillée des épaississeurs à disque 5 et 6 de la pâte fraîche et aussi par l'eau blanche en provenance du filtre par gravité traitant les eaux des presses des machines 06, 07, 08 et 09. L'eau est pompée de ce réservoir vers deux directions qui sont les deux lignes des filtres Sinclair dont les acceptés (de l'eau très très pauvre) sont collectés dans le réservoir d'eau blanche très très pauvre pour aller alimenter :

1- Le cuvier d'eau blanche très très pauvre B-8 qui sert comme rinceur de décollage de la toile de formeur de la machine 08

2- Le filtre à gravité. Parfois le cuvier d'étanchéité B-6 (fonctionnement pas normal)

3- Cuvier d'eau blanche pauvre des rinceurs de la machine 09
4- Cuvier d'eau blanche pauvre des rinceurs des épaississeurs à disque de PTM

Les rejetés des filtres Sinclair lignes 1 et 2 vont aux cuviers d'eau blanche brouillée des épaississeurs 1, 2, 3 et 4 de la PTM. Ces filtres traitent aussi exceptionnellement l'eau blanche brouillée du cuvier d'eau blanche pauvre des rinceurs de la machine 09.

La deuxième voie de l'eau pauvre du réservoir est les filtres Sinclair du traitement de la pâte cassée. Les acceptés des filtres vont au réservoir de l'eau très très pauvre se trouvant dans le silo et les rejetés passent au réservoir de l'eau pauvre se trouvant dans le silo. Un retour vers le cuvier d'eau brouillée des épaississeurs à disque 05 et 06 de la PTM est possible à partir de ce réservoir ainsi que l'alimentation du cuvier tampon de l'eau blanche alimenté aussi à partir des cuviers d'eau riches des machines 06, 07, 08 et 09. Ce cuvier tampon alimente à son tour:

1- le cuvier d'eau blanche pour la fabrication de la PTM. Elle alimente les tamis primaires et secondaires des deux lignes de raffinage.
2- Cuviers d'eau blanche riche, B-6, B-7, B-8 et B-9
3- Réservoir de mélange de talc (exceptionnellement)
4- Dilution dans les cuviers de pâte PTM 200 T
5- Le cuvier de pâte désencrée dispersée et le classeur secondaire des cassés
6- L'aspiration de la pompe de décharge de la tour de blanchiment et dilution (pour le contrôle de consistance) de la pâte cassée quittant le réservoir 50T
7- Cuvier de l'eau blanche clarifiée (atelier de désencrage)
8- Dilution de la pâte désencrée en direction du cuvier d'alimentation de la presse pâte
9- Fosse sous toile de la machine 9
10- Classeur n°4 de la pâte cassée et les épaississeurs 7 et 8 de la pâte cassée
11- Triturateur sous la guillotine (pâte cassée)

12- Dilution au niveau de la pompe de la pâte cassée quittant le réservoir de transfert de la pâte cassée en direction du réservoir 50T
13- Dilution de la pâte cassée dans le réservoir 30T

Le réservoir de l'eau blanche pauvre faisant partie du silo à trois réservoirs s'alimente de :

1- L'eau en provenance du réservoir de l'eau brouillée des épaississeurs à disque 5/6.
2- L'eau pauvre en provenance des épaississeurs 7 et 8 de la pâte cassée.

Le réservoir de l'eau blanche très pauvre quant à lui est alimenté de l'eau blanche très pauvre des épaississeurs de la pâte cassée 7 et 8. Cette eau passe par l'échangeur de chaleur de l'eau blanche à clarifier dans l'atelier de désencrage ou encore d'alimenter le déversoir de mesurage.

Le troisième réservoir faisant partie du silo est le réservoir de l'eau très très pauvre. Les principales alimentations de ce cuvier sont :

1- l'eau blanche très très pauvre en provenance des épaississeurs 7 et 8 de la pâte cassée.
2- Une partie du refoulement de la pompe du réservoir de l'eau très pauvre du silo. Cette eau blanche sert à rincer les épaississeurs 7 et 8 de la pâte cassée.

VI- Circuit, classage et traitement des cassés

Le traitement des cassés et guillotine sont deux parties intégrantes de procédé. Cette section de l'usine regroupe les équipements suivants :

1- Guillotine
2- Triturateur sous la guillotine
3- Cuvier de stockage de la pâte cassée 30T
4- Deux épaississeurs à disque 7 et 8
5- Réservoir de transfert pâte cassée

6- Deux classeurs 3 et 4 de la pâte cassée
7- Deux cuviers communicants de stockage de la pâte casée. Chacun a une capacité de 50 t.

Le papier en dehors des spécifications et parfois les ballots de pâte désencrée et de PTM sont déchiquetés dans la guillotine. Le papier tombe ensuite dans le triturateur sous la guillotine où il est dilué par de l'eau blanche du cuvier tampon avant de rejoindre le cuvier de stockage de la pâte cassée. En plus de cet effluent, le cuvier de stockage 30T est alimenté par :

1- Les triturateurs des machines 06, 07, 08 et 09.
2- Fosses sous rouleau coucheur des quatre machines.
3- Le mesureur d'indice d'écoulement « innomatic » (ligne d'échantillonnage).
4- Classeurs secondaires des cassés.
5- Un débit de PTM sortant de la tour de blanchiment (sweetener).

La dilution de la pâte cassée dans la fosse sous rouleau coucheur et dans le triturateur des machines se fait par l'eau blanche des cuviers d'eau riche de chaque machine. La machine 6 se fait par l'eau tampon directement, contrairement aux autres machines où la dilution se fait par le cuvier d'eau riche de chacune d'elle. Cette particularité permet de garder la blancheur désirée du papier produit dans la machine 6. La consistance de l'eau blanche riche de la machine 6 est, en moyenne, 0,15 plus élevée que l'eau blanche des autres cuviers d'eau riche. Dans le cas où la blancheur du papier produit dans la machine 6 est standard (~58), de l'eau tampon est ajoutée en permanence dans le cuvier d'eau riche de la machine 6 (la vanne est ouverte à 10%) pour baisser la consistance de cette eau.

Le cuvier 30 t de stockage alimente à son tour :

1- Les classeurs N°3 et 4 de la pâte cassée
2- Les deux cuviers de stockage de la pâte cassée (50 t chacun)

La pâte cassée tamisée dans les classeurs N°3 et 4, est mélangée dans un mélangeur avant d'alimenter les épaississeurs à disque 7 et 8. La pâte épaissie est collectée dans le réservoir de transfert de pâte cassée avant d'être stockée dans les réservoirs 50 t à 3% de consistance.

Il arrive que le cuvier 30T des cassés soit plein ou un problème survient sur les épaississeurs, dans ce cas, un « bypass » assure le transfert de la pâte cassée du 30 t aux cuviers 50 t sans qu'elle soit épaissie.

Le classage (tamisage) des cassées est un traitement des cassés en provenance des réservoirs de stockage de 50 t. La pâte cassée est d'abord tamisée dans le classeur primaire. Les acceptés de ce classeur sont transférés dans un autre cuvier de transfert de cassés n°1 communiquant avec le cuvier de transfert n°2 qui sont ensuite, pompés vers les quatre machines à papier dans le cas où la demande en pâte cassée est grande sinon, la pâte cassée retourne aux cuviers de stockage de la pâte cassée 50T. Les rejetés du classeur primaire transitent par le cuvier d'alimentation du classeur secondaire et alimentent le classeur secondaire. Les acceptés du classeur secondaire se dispatche en deux; vers le cuvier de transfert n°2 de la pâte cassée, ou vers le cuvier de stockage de la pâte cassée 30T. Les rejetés de ce classeur vont au cuvier d'alimentation du classeur tertiaire. Ce dernier envoie ses acceptés vers le classeur secondaire de la ligne 3 de raffinage et ses rejetés vers le cuvier des rejets des épurateurs quaternaire et quinaire de la PTM.

VII- Système de récupération, débordement et drains

Le système de récupération est un ensemble de réservoirs :

1- Cuvier de récupération 1A pour la pâte PTM épaississeurs et épurateurs

Il récupère les débordements des cuviers d'alimentation des épurateurs secondaires, tertiaires et quaternaire de la PTM. Il récupère aussi le débordement du cuvier de

surplus de pâtes des épaississeurs 5 et 6, le drain du cuvier de pâte n°1 200T et le débordement du cuvier de transfert de pâte cassée (deux communicants). Le tout est ensuite pompé dans le cuvier de récupération n°1 (PTM salle de tamisage)

2- Cuvier de récupération n°2, bout sec MP-B9

Il récupère les cassées à partir du trop-plein du triturateur de la machine 09 et aussi du trop-plein du triturateur sous la guillotine qui sont ensuite pompés dans le cuvier de récupération N°1 (PTM salle de tamisage)

3- Cuvier de récupération n°3 (bout humide des machines 07 et 08)

Il récupère le drain du cuvier de la pâte mélangée de la machine 07, le drain de la fosse sous rouleau coucheur de la machine 07, le débordement à partir du trop-plein de la fosse sous toile de la MP7, le trop-plein du cuvier de pâte mélangée MP8, le drain de la fosse sous rouleau coucheur et le trop-plein du cuvier R7 (eau des presses des MP7 et MP8). Le tout est ensuite pompé en direction du cuvier de récupération N°1 (PTM salle de tamisage)

4- Cuvier de récupération 5A (bout humide de la MP6

5- Cuvier de récupération 6 (bout sec MP6)

6- Cuvier de récupération 5 (préparation de la pâte MP6) brightness

7- Cuvier de récupération 4 (bout humide MP9)

8- Cuvier de récupération des réservoirs de stockage (50T)

9- Cuvier de récupération des fibres (atelier de désencrage)

10- Cuvier de récupération n°1(PTM salle de tamisage).

Celui-ci récupère les effluents des cuviers cités ci-dessus mis à part le cuvier de récupération des fibres. Il récupère aussi la majorité des drains et des débordements des trop-pleins. Ce cuvier pompe son contenu vers le cuvier d'alimentation des épurateurs haute densité (HD).

Annexe 4

Données collectées à l'usine et résultats intermédiaires

Tableau A4.1 Les effets de tout événement ayant un rapport avec le changement de propriétés de la pâte et de la qualité du papier.

Évènement causant des variations à la caisse d'arrivée	Effet 1	Effet 2	Effet 3	Effet 4	Effet 5	Effet 6
Changement des proportions des pâtes	Changement de distribution de longueur des fibres	Changement de température à la CA et la sorption du bout humide	Affecte le drainage dans la machine et par conséquent la C% d'eau blanche	Affecte la formation du papier	Plus de pâte désencrée peut augmenter les saletés	Changement du débit de la pâte mélangée
	Variation de la consistance du cuvier de mélange	Variation de C% à la caisse d'arrivée et celle de l'EB	Variation du grammage	Mauvaise formation du papier	Variation de C% dans le réseau d'eau blanche	Changement des spectre a* et b*
	Affecte l'égouttage de la pâte	Affecte la Qualité du papier				
Ajout d'eau fraîche	Changement de concentration des solides dissous	Affecte l'efficacité du PEO et donc du drainage	Changement de température d'eau blanche et par conséquent celle à la CA	Affecte la sorption du bout humide	Diminue la consistance d'eau blanche	Changement du débit de la pâte mélangée
	Changement de pH et conductivité					
Ajout du PEO	Affecte le drainage de la machine	Affecte la qualité du papier	Diminue la concentration de poix dans le circuit d'eau blanche	Diminue la consistance d'eau blanche et par conséquent celle à la CA	Changement du débit de la pâte mélangée	
Production du papier pêche	Plus d'eau pauvre dans le réservoir tampon et donc baisse de sa consistance	Baisse de consistance d'eau blanche et par conséquent celle à la CA	Pas de la pâte cassée de la B9 dans le réseau des cassée. Elle est traitée dans l'atelier de désencrage	Pas de production de la pâte DIP		
Changement du mélange des copeaux	Changement de la qualité de la pâte	Affecte la qualité du papier				

Mauvais contrôle de consistance	Variations des C% des différentes pâtes	Changement du débit de pâte mélangée	Changement de distribution de longueur des fibres	Changement de drainage dans la machine		
Changement grade	Changement du débit de pâte mélangée	Changement de la distribution de longueur des fibres				
Augmentation de la vitesse de la machine	Diminue les forces du papier	Papier plus humide à la sortie du bout humide				
Diminution de puissance des raffineurs	Présence de bûchettes	Changement de longueur moyenne des fibres	Affecte l'égouttage de la pâte	Affecte le drainage dans la machine	Mauvaise formation	Risque de fissures dans le papier
Bypass des épaississeurs du cassé	Augmentation des solides dissous dans la pâte cassée	Baisse de C% de la pâte cassée dans le réservoir de stockage				
Bypass des classeurs de la pâte cassée	Plus de saleté dans la pâte mélangée					
Casse	Production plus importante d'eau blanche pauvre	Baisse de C % d'eau blanche au réservoir tampon	Entraînement des saletés après lavage par l'eau blanche de la toile dans la fosse sous toile	Dans la cas d'une casse de longue durée, les niveaux des réservoirs de stockage augmentent, il y'aura plus de pâte cassée non classée et probablement un changement de proportion de pâte dans la pâte mélangée. + Possibilité d'ajout d'eau fraîche		Ajout d'eau blanche tampon dans le cuvier d'eau riche de machine
Arrêt d'une ligne ou plus de raffinage	Production plus importante d'eau blanche pauvre	Baisse de C % d'eau blanche au réservoir tampon				
Ajout d'eau fraîche dans le résrvoir tampon	Variation de C% d'eau blanche tampon	Variation de distribution de fibres	Changement de C% d'eau blanche des machines	Changement de la C% à la caisse d'arrivée		

Tableau A4.2 Les données disponibles à l'usine ayant un lien avec la qualité de la pâte et les propriétés du papier et probablement liées aux casses.

Variable mesurée	Le numéro d'étiquette « Tag Number » pour B6, B7, B8 et B9 respectivement quand ce n'est pas commun	Délai de temps jusqu'à la CA (min)	Observations
Consistance de CA%	215_POLY_6:215AI1643A.PNT	0	-
	216_POLY_7:216AI1743A.PNT	0	
	216_POLY_8:216AI1843A.PNT	0	
	215_POLY_9:215AI1943A.PNT	0	
Consistance d'EB %	215_POLY_6:215AIC1642A.MEAS	0	-
	216_RMI_7:216AIC1742A.MEAS	0	
	216_POLY_8:216AIC1843D.MEAS	0	
	215_POLY_9:215AIC1943F.MEAS	0	
Consistance au cuvier de mélange %	215_PATE_6:215NIC1610.MEAS	0	-
	216_PATE_7:216NIC1710.MEAS	0	
	216_PATE_8:216NIC1810.MEAS	0	
	215_PATE_9:215NIC1910.MEAS	0	
Consistance au réservoir du cassé %	139-NIC-9002.PV	15+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Consistance au réservoir de PTM %	110-NIC-9021.PV	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Consistance au réservoir du désencré %	137-NIC-7022.PV	5+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Température à la CA	215_POLY_6:215AI1642F.PNT	0	Disponible seulement pour B6.
	-	-	
	208_TENDANCE:208TR0735.PNT	0	

(°C)	-	-	Pas de lecture pour B8 sur le système « PI »
Température de l'EB (°C)	-	-	Pas disponible pour B6 et B9
	207_TOILE:207TIC7016.MEAS	0	
	-	0	
	-	-	
PEO (g/t)	215_POLY_6:215FQIC1644.MEAS	0	-
	216_POLY_7:216FQIC1744.MEAS	0	
	216_POLY_8:216FQIC1844.MEAS	0	
	215_POLY_9:215FQIC1944.MEAS	0	
Vitesse de la machine (m/min)	MSX_6_VITESSE	0	-
	MSX_7_VITESSE	0	
	MSX_8_VITESSE	0	
	MSX_9_VITESSE	0	
Fibres longues dans la PTM 200T %	T200.FIBRE.LONGUE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Fibres moyennes dans la PTM 200T %	T200.FIBRE.MEDIUM	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Les fines dans la PTM 200T%	T200.FIBRE.FINE	120+	+30 pour B6 +20 pour B7, B8 et B9
Bûchettes grosses (n/100g)	T200.GROSSE.BUCHETTE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9

Bûchettes larges (n/100g)	T200.LARGE.BUCHETTE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Bûchettes longues (n/100g)	T200.LONGUE.BUCHETTE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
La sommes des bûchettes (n/100g)	T200.SOMME.BUCHETTE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9 Correspond aux bûchettes +débris
Longueur moyenne de la fibre (mm)	T200.FIBRE.MOYENNE	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Égouttage de la PTM (200T)	PE_200T_FREENESS	120+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Pressure in the HB (mmH20)	B6.HAUTEUR.TETE	0	Donne une idée sur les opérations non enregistrées telles que
	207_CAISSE:207PI7002.PNT	0	

	208_TENDANCE:208PR0737C.PNT	0	l'ouverture des rejets des classeurs des machines
	B9.HAUTEUR.TETE	0	
pH	215_POLY_6:215AI1642D.PNT	0	Disponible seulement pour B6
	-	-	
	-	-	
	-	-	
Proportion de PTM dans la pâte mélangée %	15_PATE_6:215LX1600_A.RO01	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8 et B9
	216_PATE_7:216LX1700_A.RO01	20	
	216_PATE_8:216LX1800_A.RO01	20	
	215_PATE_9:215LX1900_A.RO01	20	
Proportion de cassé dans la pâte mélangée %	215_PATE_6:215LX1600_A.RO02	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8 et B9
	216_PATE_7:216LX1700_A.RO02	20	
	216_PATE_8:216LX1800_A.RO02	20	
	215_PATE_9:215LX1900_A.RO02	20	
Proportion de désencré dans la pâte mélangée %	215_PATE_6:215LX1600_A.RO03	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8 et B9
	216_PATE_7:216LX1700_A.RO03	20	
	216_PATE_8:216LX1800_A.RO03	20	
	215_PATE_9:215LX1900_A.RO03	20	
Bypass des classeurs des cassés %	139-HIC-9008.CO	5+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9 Ouverture de vanne

Bypass des épaississeurs des cassés %	215_CASSE:215LIC0416.OUT	70+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9 Ouverture de vanne
Sweetener (l/min)	215_CASSE:215FIC0415.MEAS	75+	PTM rajouté à la pâte cassée à l'entrée des épaississeurs
Cassé en provenance de la Guillotine (l/min)	215_CASSE:215FI0305.PNT	75+	+30 pour B6 et +20 pour B7, B8 et B9
Rétention première passes %	215_POLY_6:215AI1642G.RO01	0	La formule suivante a été utilisée $= \frac{C_{CA} - C_{EB}}{C_{CA}}$
	216_RMI_7:216AIX1742G.RO01	0	
	216_POLY_8:216AIX1843F.RO01	0	
	215_POLY_9:215AIX1943I.RO01	0	
Débit de cassé (l/min)	215_PATE_6:215FFIC1640.MEAS	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8 et B9
	216_PATE_7:216FFIC1740.MEAS	20	
	216_PATE_8:216FFIC1840.MEAS	20	
	215_PATE_9:215FFIC1940.MEAS	20	
Débit de désencré (l/min)	215_PATE_6:215FFIC1630.MEAS	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8 et B9
	216_PATE_7:216FFIC1730.MEAS	20	
	216_PATE_8:216FFIC1830.MEAS	20	
	215_PATE_9:215FFIC1930.MEAS	20	
Débit de PTM	215_PATE_6:215FFIC1620.MEAS	30	30 pour B6 et 20 pour B7, B8
	216_PATE_7:216FFIC1720.MEAS	20	

(l/min)	216_PATE_8:216FFIC1820.MEAS	20	et B9
	215_PATE_9:215FFIC1920.MEAS	20	
Débit de la pâte mélangée (l/min)	215_PATE_6:215FIT1605.MEAS	0	-
	216_PATE_7:216FIT1705.MEAS	0	
	216_PATE_8:216FI1805.PNT	0	
	215_PATE_9:215FIT1905.MEAS	0	
Consistance EB dans le réservoir tampon %	216_EBL:215NI4459.PNT	Dépend de l' utilisation	Pour la dilution de cassé Pour la dilution de PTM
Poids de base (g/m2)	MSX_6_GRAMMAGE_OBJECTIF	0	-
	MSX_7_GRAMMAGE_OBJECTIF	0	
	MSX_8_GRAMMAGE.MOY	0	
	MSX_9_GRAMMAGE_OBJECTIF	0	
Épaisseur du papier (µm)	MSX_6_EPAISSEUR_ACTUEL	0	-
	MSX_7_EPAISSEUR_ACTUEL	0	
	MSX_8_EPAISSEUR.MOY	0	
	MSX_9_EPAISSEUR_ACTUEL	0	
Copeaux "Pin Gris" %	Pin.Gris.pourcentage.ca	10h+25+	Très loin de la CA
"Feuillus" %	Feuillus.pourcentage.ca	10h+25+	T. loin de la CA
Copeaux haute densité %	Haute.Densite.pourcentage.ca	10h+25+	Très loin de la CA
La siccité sortie presses %	-	-	Disponible seulement pour B8
	-	-	
	-	-	
	208_AI_3057W	0	

La conductivité micron S/cm	215_POLY_6:215AI1642E.PNT	0	Disponible seulement pour B6
	-	-	
	-	-	
	-	-	
Solides dissous (mg/l)	B6.SOLIDES.DISSOUS	0	
	B7.SOLIDES.DISSOUS	0	
	B8.SOLIDES.DISSOUS	0	
	B9.SOLIDES.DISSOUS	0	
Spectre b*	AL_a C2 TS Moy_B6	0	Quantifie la couleur bleue dans le papier
	AL_b C2 TS Moy_B7	0	
	AL_b C2 TS Moy_B8	0	
	AL_b C2 TS Moy_B9	0	
Spectre a*	AL_b C2 TS Moy_B6	0	Quantifie la couleur rouge dans le papier
	AL_a C2 TS Moy_B7	0	
	AL_a C2 TS Moy_B8	0	
	AL_a C2 TS Moy_B9	0	
Couleur bleue	215_COUL:215FIC5611.OUT	0	% d'ouverture de la vanne pour B6, B7 et B9 et débit de la couleur l/min pour B8
	216_COUL_7:216FIC5726.OUT	0	
	216_COUL:216FIC5826.MEAS	0	
	215_COUL:215FIC5911.OUT	0	
Couleur rouge	215_COUL:215FFIC5613.OUT	0	Ouverture de la vanne pour B6, B7 et B9 et débit l/min pour B8
	216_COUL_7:216FFIC5728.OUT	0	
	216_COUL:216FFIC5828.MEAS	0	
	215_COUL:215FFIC5913.OUT	0	
Eau fraîche dans le réservoir tampon	215IT01_10_1:MI_N300_26.CIN_20	Dépend de l' utilisation	ZSC quand la vanne d'eau fraîche est fermée et ZSO quand la vanne est ouverte

Eau fraîche dans la machine à papier. basse pression « BP » (l/min)	-	-	Sert à laver les douches des presses et utilisée aussi pour la lubrification des « strippes » à l'intérieur du rouleau coucheur
	207_RECUP:207FI7914.PNT	0	
	208_RECUP:208FI7915.PNT	0	
	-	-	
Eau fraîche dans la machine à papier. haute pression « HP » (l/min)	-	-	Pour nettoyer les toiles et les presses Pas disponible dans la période d'étude pour B9
	207_RECUP:207FI7912.PNT	0	
	208_RECUP:208FI7913.PNT	0	
	209_serv:209Fi9410.PNT	0	
Bûchette au laboratoire (n/100g)	Accepte.Epur.primaire.Buchette	-	Mesurée aux 24 heures au laboratoire

Tableau A4.3 Exemple d'observations incomplètes collectées du système plant information « PI »

Jour et l'heure des casses	Qté d'eau fraîche HP Douche L/min	By pass de 50T cassés Ouverture de la vanne
Machine 9	209_serv:209Fi9410.PNT	139-HIC-9008.CO
07-déc-03 03:43	No Data	1.19
07-déc-03 07:17	No Data	1.73
07-déc-03 12:52	No Data	15.04
07-déc-03 20:39	No Data	20.46
09-déc-03 05:46	No Data	0.00
11-déc-03 05:42	No Data	28.08
11-déc-03 11:38	No Data	22.56
11-déc-03 23:46	No Data	23.95
12-déc-03 16:28	No Data	36.58
12-déc-03 16:48	No Data	36.06
13-déc-03 18:36	No Data	25.39
14-déc-03 04:38	No Data	1.29
14-déc-03 05:40	No Data	1.63
15-déc-03 11:26	No Data	Shutdown
15-déc-03 11:49	No Data	Shutdown
15-déc-03 14:27	No Data	33.11
15-déc-03 20:10	No Data	23.75
16-déc-03 09:27	No Data	4.88
16-déc-03 18:47	No Data	104.85
17-déc-03 14:46	No Data	103.53
18-déc-03 18:08	No Data	0.69
19-déc-03 09:58	No Data	0.17
19-déc-03 10:44	No Data	0.42
19-déc-03 12:56	No Data	1.16
19-déc-03 14:26	No Data	1.67

Tableau A4 4 Exemple de données sur les casses à partir du logiciel « Proficy ».

Mois	Jour et l'heure de la casse	Durée (min)	Événement	Type	Endroit	Description	Commentaires
B9							
déc-03	01-déc-03 14:33	14.9	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	
déc-03	02-déc-03 11:51	13.3	Opération	Machine	Enrouleuse	Bourré lame	manque d'espace
déc-03	02-déc-03 16:25	18.3	Opération	Machine	Enrouleuse	Unspecified	manque d'espace
déc-03	03-déc-03 07:06	23.9	Opération	Machine	Presse #1	Inconnu	
déc-03	04-déc-03 14:49	5.7	Opération	Machine	Enrouleuse	Changement de bobine	
déc-03	04-déc-03 15:38	33.0	Opération	Machine	Enrouleuse	Unspecified	manque d'espace
déc-03	04-déc-03 19:06	22.8	Opération	Machine	Presse #2	Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	changer lame 2# presse
déc-03	04-déc-03 21:24	11.9	Opération	Machine	Enrouleuse	Unspecified	manque d'espace
déc-03	05-déc-03 00:51	15.1	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Avant	
déc-03	05-déc-03 03:42	13.9	Opération	Machine	Enrouleuse	Changement de bobine	manque d'espace
déc-03	05-déc-03 14:23	13.7	Opération	Machine	Enrouleuse	Changement de bobine	
déc-03	05-déc-03 19:23	4.7	Opération	Machine	Enrouleuse	Changement de bobine	
déc-03	06-déc-03 00:19	30.0	Opération	Machine	Presse #1	Inconnu	
déc-03	07-déc-03 03:43	15.3	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	
déc-03	07-déc-03 07:17	30.1	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	
déc-03	07-déc-03 12:52	15.4	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	
déc-03	07-déc-03 20:39	15.8	Opération	Machine	Presse #1	Patons / Saletés / Inconnu / Avant	

Tableau A4.5 La liste de descriptions type et endroit des casses, reportée par les surintendants des machines.

Description	Type	Endroit
Patons / Saletés / Inconnu / Arrière	Bobineuse	Formation / Toile
Patons / Saletés / Inconnu / Avant	caisse arrivée	Presse
Patons / Saletés / Inconnu / Milieu	Cédulé < 24 heures	Sécheur
Inconnu	Commande	Rouleau
Unspecified	Enrouleuse	Calandres
Difficulté à passer la feuille	Formation / Toile	PLC
Ajustement tirage	Habillage	Autres
Papier trop humide	Machine	
Enrouler dans les sécheurs	Measurex	
Feuille colle en arrière	Panne électrique	
Saleté du coupe-feuille arrière	Presse	
Variation de la consistance	Sécheur	
Saleté du coupe-feuille avant	Vapeur	
Saletés du plafond		
Polymères		
Feuille colle en avant		
Changement de bobine		
Changement de grade		
Ajustement coupe feuille		
Bachole renverse		
Bourré lame		
Bourré le triturateur		
Embarquer câble dans poulie		
Erreur		
Nettoyage bout humide		
Papier libre		
Perte de vide - Boite soufflage		
Remplacé câbles		
Remplacé toile du bas		
Tâches claires, nettoyer toile		
Trimer feutre humide		
Remplacer feutre humide		

Tableau A4.6 Effets des événements discrets et des changements brusques sur les cinq propriétés (paramètres pour l'étude).

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Distribution de longueur des fibres	Changement de proportion de pâtes	%PTM	
		% Pâte cassée	
		% Pâte désencrée	
			Siccité sortie presses
			Égouttage de la pâte mélangée
			Consistance CA
			Consistance EB
			Température EB et CA
			Rétention première passe
			Le spectre a* (débit de couleur rouge pour B8)
			Le spectre b* (débit de couleur bleu pour B8)

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Distribution de longueur des fibres	Changement de grade (cas grammage)	Pods de base Grammage	Débit de la pâte mélangée
			Consistance CA
			Siccité sortie presses
			Le spectre a* (débit de couleur rouge pour B8)
			Le spectre b*(débit de couleur bleu pour B8)

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Distribution de longueur des fibres	Ajout de PEO	Dosage de PEO	
		pH/ Conductivité	
		Température EB et CA	
			Solides dissous dan s l'eau blanche
			Consistance CA
			Consistance EB
			Siccité sortie presses
			Le spectre a* (débit de couleur rouge pour B8)
			Le spectre b* (débit de couleur bleu pour B8)

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Consistance de la pâte mélangée	Changement de proportion de pâtes	Voir (distribution de fibres)	

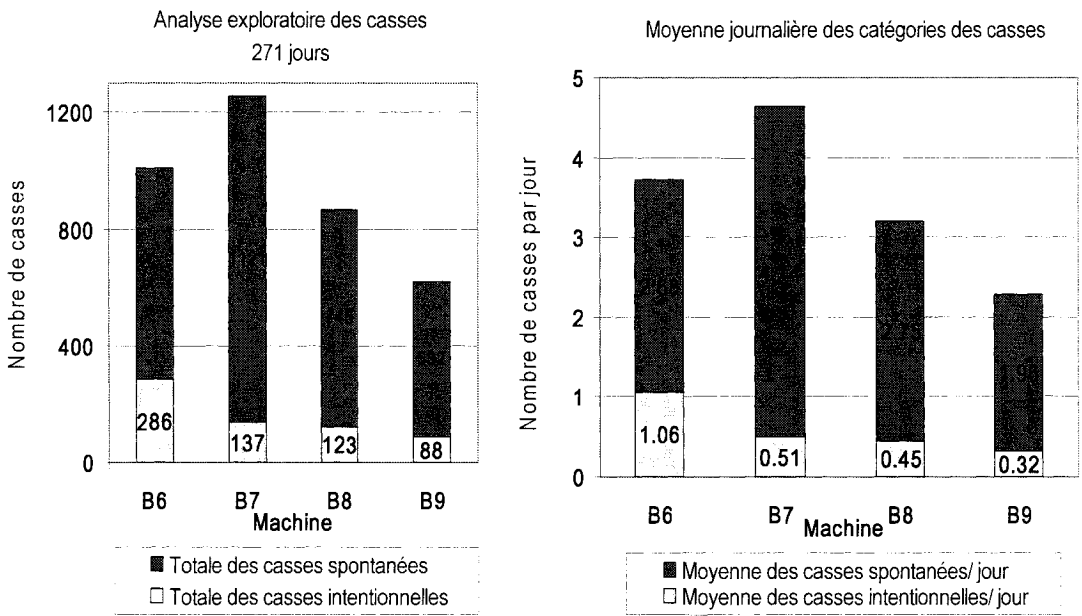
Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Débit de la pâte mélangée	Changement de grade (poids de base)	Voir (distribution de fibres)	
	Vitesse de la machine	Vitesse de la machine	Forces du papier
			Siccité dans chaque section

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Température	Changement de proportion de pâtes	Voir (distribution de fibres)	
	Ajout d'eau fraîche	Eau fraîche réservoir tampon	
		Eau Fraîche HP des douches	
			Solides dissous dans l'eau blanche
			Consistance d'eau Tampon

Paramètre	Évènement discret et changement brusque	Variable mesurée en rapport avec l'événement discret et le changement brusque	Mesure Affectée par l'évènement discret et le changement brusques
Matières solides et colloïdales	Changement de proportion de pâtes	Voir (distribution de fibres)	
	Ajout d'eau fraîche	Voir (Température)	
	Casse de longue durée	Bypass épaississeurs de la pâte cassée	
		Bypass classeurs de la pâte cassée	
		Ouverture de la vanne d'eau blanche en provenance du réservoir tampon vers cuvier d'eau riche de machine	
	Ajout de PEO		Consistance EB
		Voir (distribution de fibres)	

A4.1 Analyse exploratoire des casses

Le nombre total de casses, toutes confondues, pour les quatre machines sur une durée de 271 jours est de 3757 casses dont 634 casses intentionnelles (arrêts programmés, changement de grade) et 3123 casses spontanées ce qui équivaux à 83% du total des casses avec une fréquence journalière de 2.68, 4.14, 2.75 et 1.96 pour les machines B6, B7, B8 et B9 respectivement. La figure A.4.1 représente la répartition des catégories de casses sur les quatre machines et leur moyenne journalière.



FigA4.1. Répartition des casses en catégorie (casses spontanées et casses intentionnelles) et leur moyenne journalière.

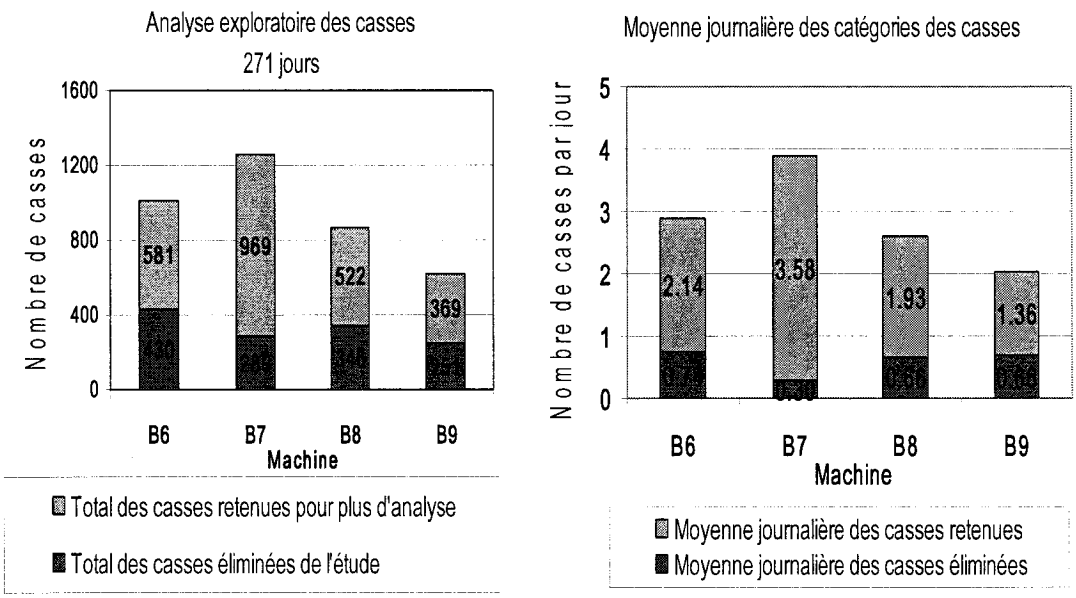
Sur la base des vitesses des machines, des attributions de perte de temps et de production sont estimées par les surintendants à l'usine. Le tableau A.4. 7 résume les pertes de temps et de production de chaque machine.

Tableau A4.7 Pertes de temps et de production par machine.

	Perte de production par tonne et par heure	Perte de temps par jour (min)	Perte de production par jour (Tonne)
Casses intentionnelles			
Machine 6	11	56.6	10.4
Machine 7	9.5	40.1	6.3
Machine 8	16	43.7	11.7
Machine 9	13	36.9	8.0
Casses spontanées			
Machine 6	11	58.3	10.7
Machine 7	9.5	88.7	14.0
Machine 8	16	55.2	14.7
Machine 9	13	40.3	8.7
Total des casses			
Machine 6	11	114.9	21.1
Machine 7	9.5	128.8	20.4
Machine 8	16	98.9	26.4
Machine 9	13	77.2	16.7

NB : Même si le temps perdu par la machine 8 est faible comparativement à la machine 6 et la machine 7, la production perdue est plus élevée à cause de la vitesse élevée de cette machine. Il est donc préférable de porter une attention particulière à cette machine.

Après élimination des casses spontanées ou non intentionnelles assignables aux erreurs humaines ou à d'autres causes, le nombre de casses spontanées et probablement dues à des événements pouvant déstabiliser la fabrication du papier, a baissé à 2441 casses soit 65% des casses totales avec une fréquence par jour et par machine de 2.14, 3.58, 1.93 et 1.36 pour B6, B7, B8 et B9 respectivement. La figure A.4.2 représente la nouvelle distribution des casses sur les deux catégories et leur moyenne journalière.



FigA4.2. Distribution des casses éliminées et des casses retenues pour plus d'analyse.

A4.2 Les digrammes de Pareto pour les causes retenues

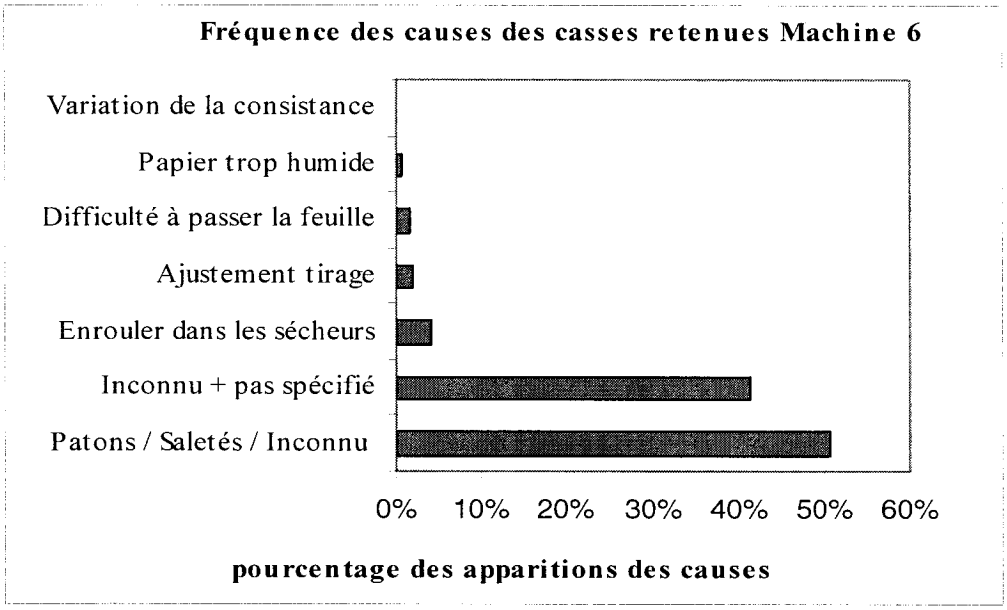


Fig A4.3. Diagramme de Pareto pour la fréquence des causes des casses retenues B6.

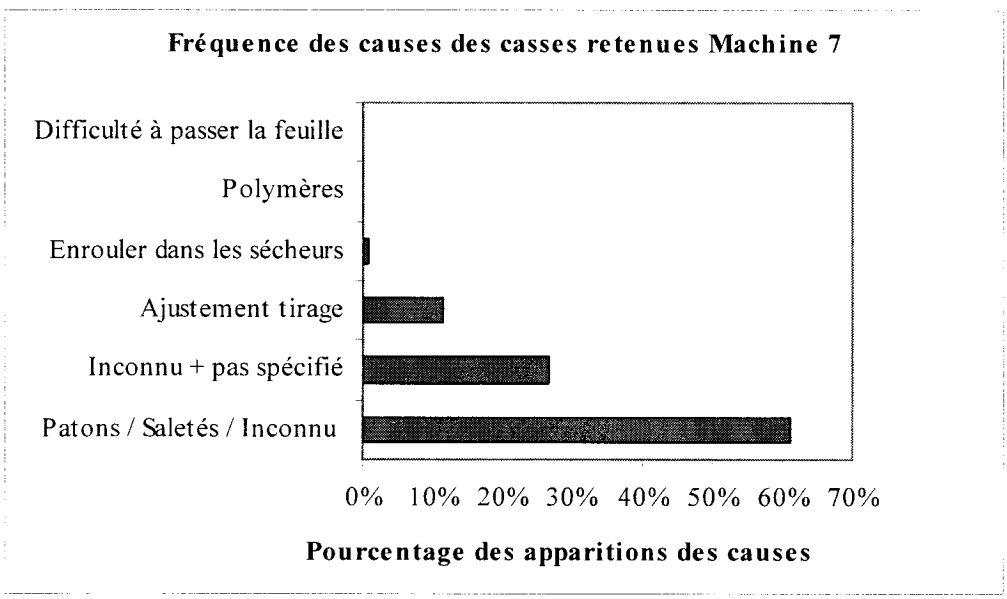


Fig A4.4. Diagramme de Pareto pour la fréquence des causes des casses retenues B7.

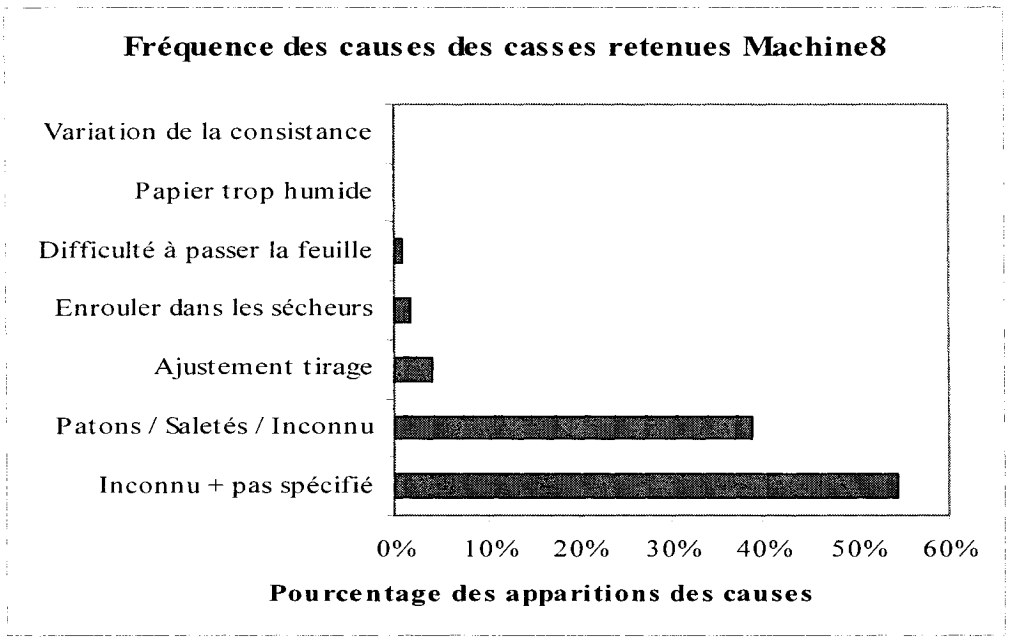


Fig A4.5. Diagramme de Pareto pour la fréquence des causes des casses retenues B8.

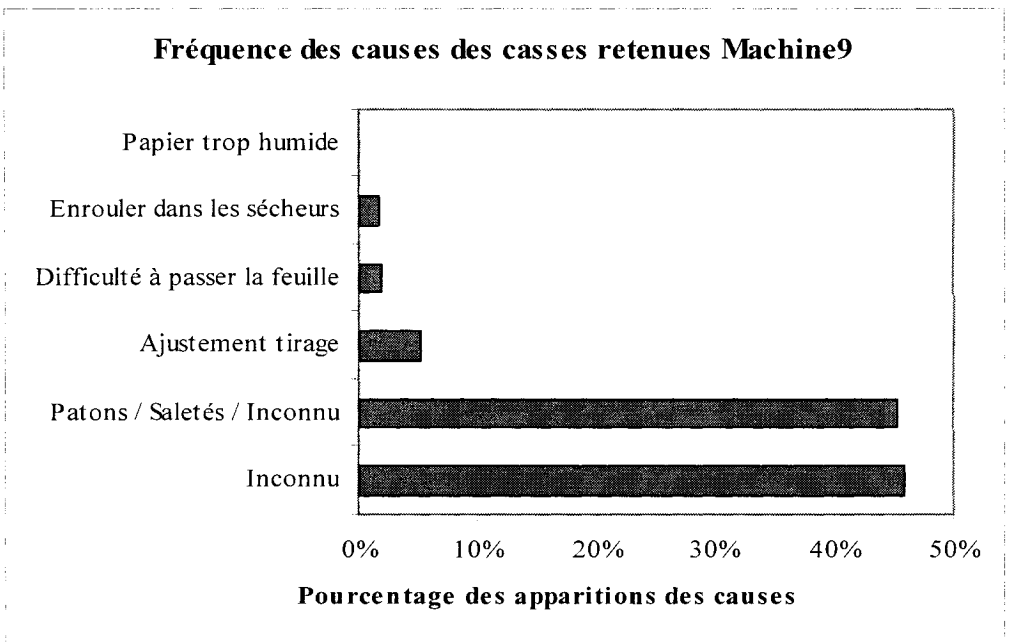


Fig A4.6. Diagramme de Pareto pour la fréquence des causes des casses retenues B9.

A4.3 Comparaison des causes des casses entre les machines.

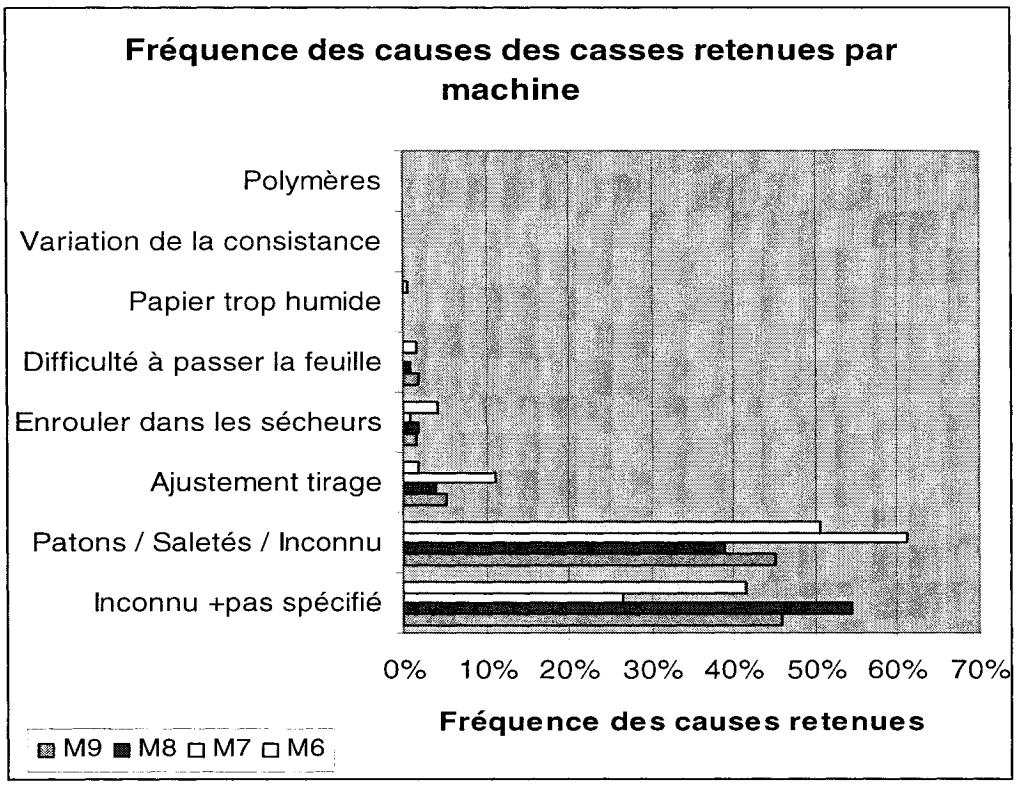


Fig A4.7. Diagramme de fréquence des causes des casses retenues par machine.

La première constatation à partir de ce diagramme est la fréquence élevée des casses inconnues dans la machine 8 qui est dotée des dix caméras de surveillance à haute vitesse. Il est probable que ça soit dû à la haute vitesse de celle-ci. La machine 7 quant à elle, contient un nombre considérable de casses imputables à l'ajustement de tirage ce qui n'est pas étonnant. En effet, il est important de rappeler que cette machine est à tirage ouvert. Cela signifie que le tirage entre les sections se fait manuellement par les opérateurs.

A3.4 Les casses retenues pour une analyse de probabilité

Tableau A4.8. Résumé d'informations sur les casses retenues pour une analyse de probabilité.

Casses retenues pour analyse de probabilité	B6	B7	B8	B9	Total des quatre machines
Nombre des casses possiblement dues aux changements brusques et événements discrets	288	374	315	195	1172
Fréquence des casses possiblement dues aux changements brusques et événements discrets/jour	1.1	1.4	1.2	0.7	4.40
Perte de temps par jour (min)	47.25	76.12	42.75	30.44	196.60
Perte de production par jour (Tonne)	8.66	12.05	11.40	6.59	38.70
% des casses possiblement dues aux événements discrets et changements brusques/ Total des casses	28.49	29.73	36.29	31.45	31.49
% des casses possiblement dues aux événements discrets et changements brusques / casses spontanées	39.72	33.36	42.28	36.65	38.01
% des casses possiblement dues aux événements discrets et changements brusques / casses retenues	49.57	38.60	60.34	52.85	50.34

Tableau A4.9. Statistique descriptive des variables et leur variation retenues pour une analyse de probabilité pour la machine 6.

Variable	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type
Casse	151	0.000	1.000	0.026	0.159
Consistance CA C%	5820	0.788	1.281	1.069	0.052
Variation de consistance CA %	5820	0.000	0.362	0.005	0.008
Consistance EB de la machine %	5820	0.300	0.710	0.569	0.060
Variation de consistance EB %	5820	0.000	0.153	0.003	0.005
Consistance du cuvier de mélange %	5820	2.033	3.723	3.235	0.109
Variation de C% du cuvier de mélange	5820	0.000	1.488	0.005	0.032
Température d'EB °C	5820	44.507	57.164	51.765	2.051
Variation température d'EB °C	5820	0.000	3.453	0.149	0.167
Débit d'eau fraîche HP (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation d'eau fraîche HP (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Débit de PEO (g/tonne)	5820	0.000	60.102	27.541	15.811
Variation de débit de PEO (g/tonne)	5820	0.000	44.733	0.456	1.528
Vitesse (m/s)	5820	675.030	707.710	695.537	7.756
Variation de vitesse (m/s)	5820	0.000	95.820	0.417	3.122
pH	5820	4.000	6.014	4.930	0.211
Variation de pH	5820	0.000	1.544	0.014	0.053
Conductivité (S/cm)	5820	955.220	3130.820	2051.300	401.976
Variation de conductivité (S/cm)	5820	0.000	288.170	8.304	18.626
Proportion de PTM %	5820	39.745	100.000	72.777	14.069
Variation de proportion de PTM %	5820	0.000	41.884	0.868	1.863
proportion de la pâte cassée %	5820	0.000	56.001	21.153	11.270
Variation de proportion de la pâte cassée %	5820	0.000	42.244	0.804	1.577
Proportion de la pâte désencrée %	5820	0.000	39.334	6.207	5.611
Variation de proportion du désencré %	5820	0.000	39.334	0.314	1.291
bypass classeurs/cassé %	5820	0.000	100.000	79.444	37.905
Variation de bypass classeurs/cassé %	5820	0.000	41.241	0.525	2.363
Débit de la pâte mélangée (l/min)	5820	4657.096	8119.401	5784.975	321.242
Variation du débit de la pâte mélangée (l/min)	5820	0.000	1047.721	26.696	45.113
Consistance EB tampon %	5820	0.234	0.542	0.389	0.039
Variation de consistance EB %	5820	0.000	0.280	0.006	0.007
Grade 45 (g/m^2)	1209	0.000	1.000	0.208	0.406
Gade 48 (g/m^2)	3878	0.000	1.000	0.666	0.472
Grade 52 (g/m^2)	733	0.000	1.000	0.126	0.332
Changement de grade	74	0.000	1.000	0.013	0.112
Débit de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Débit de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA

Tableau A4.10. Statistique descriptive des variables et leur variation retenues pour une analyse de probabilité pour la machine 7.

Variable	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type
Casse	184	0.000	1.000	0.018	0.132
Consistance CA C%	10314	0.910	1.235	1.075	0.041
Variation de consistance CA %	10314	0.000	0.165	0.007	0.006
Consistance EB de la machine %	10314	0.300	0.545	0.435	0.023
Variation de consistance EB %	10314	0.000	0.234	0.002	0.005
Consistance du cuvier de mélange %	10314	2.334	3.378	3.225	0.020
Variation de C% du cuvier de mélange	10314	0.000	0.907	0.002	0.012
Température d'EB °C	10314	45.371	57.417	53.152	1.439
Variation température d'EB °C	10314	0.000	2.788	0.022	0.057
Débit d'eau fraîche HP (l/min)	10314	1103.032	1834.453	1528.528	74.645
Variation d'eau fraîche HP (l/min)	10314	0.000	532.406	14.651	30.317
Débit de PEO (g/tonne)	10314	0.672	50.853	30.093	9.617
Variation de débit de PEO (g/tonne)	10314	0.000	11.706	0.300	0.409
Vitesse (m/s)	10314	587.000	600.070	593.909	2.303
Variation de vitesse (m/s)	10314	0.000	59.820	0.133	1.135
pH	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de pH	NA	NA	NA	NA	NA
Proportion de PTM %	10314	40.674	99.428	67.898	8.526
Variation de proportion de PTM %	10314	0.000	35.526	0.324	1.008
proportion de la pâte cassée %	10314	0.091	49.341	25.517	9.590
Variation de proportion de la pâte cassée %	10314	0.000	35.779	0.350	0.986
Proportion de la pâte désencrée %	10314	0.000	25.188	6.582	3.699
Variation de proportion du désencré %	10314	0.000	24.920	0.133	0.647
bypass classeurs/cassé %	10314	0.000	100.000	10.873	13.950
Variation de bypass classeurs/cassé %	10314	0.000	48.396	1.954	4.151
Débit de la pâte mélangée (l/min)	10314	4973.490	6270.729	5522.866	182.419
Variation du débit de la pâte mélangée (l/min)	10314	0.000	702.500	22.800	26.284
Consistance EB tampon %	10314	0.234	0.466	0.392	0.040
Variation de consistance EB %	10314	0.000	0.052	0.004	0.005
Grade 45 (g/m^2)	NA	NA	NA	NA	NA
Gade 48 (g/m^2)	10297	0.000	1.000	0.998	0.041
Grade 52 (g/m^2)	17	0.000	1.000	0.002	0.041
Changement de grade (g/m^2)	3	0.000	1.000	0.000	0.017
Débit de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Débit de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA

Tableau A4.11. Statistique descriptive des variables et leur variation retenues pour une analyse de probabilité pour la machine 8.

Variable	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type
Casse	223	0.000	1.000	0.017	0.129
Consistance CA C%	13244	0.689	0.981	0.857	0.053
Variation de consistance CA %	13244	0.000	0.216	0.006	0.021
Consistance EB de la machine %	13244	0.194	0.646	0.390	0.052
Variation de consistance EB %	13244	0.000	0.220	0.003	0.011
Consistance du cuvier de mélange %	13244	2.780	3.500	3.180	0.105
Variation de C% du cuvier de mélange	13244	0.000	0.409	0.012	0.013
Température d'EB °C	NA	NA	NA	NA	NA
Variation température d'EB °C	NA	NA	NA	NA	NA
Débit d'eau fraîche HP (l/min)	13244	770.015	1429.296	1206.310	76.680
Variation d'eau fraîche HP (l/min)	13244	0.000	278.169	3.015	10.019
Débit de PEO (g/tonne)	13244	0.068	63.243	41.142	10.794
Variation de débit de PEO (g/tonne)	13244	0.000	55.084	0.385	0.818
Vitesse (m/s)	13244	1000.281	1035.045	1017.594	3.327
Variation de vitesse (m/s)	13244	0.000	55.639	0.277	1.474
pH	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de pH	NA	NA	NA	NA	NA
Proportion de PTM %	13244	44.529	99.993	61.024	7.490
Variation de proportion de PTM %	13244	0.000	26.140	0.572	1.245
proportion de la pâte cassée %	13244	0.184	53.668	30.090	7.597
Variation de proportion de la pâte cassée %	13244	0.000	21.331	0.617	1.291
Proportion de la pâte désencrée %	13244	0.000	25.129	8.892	5.055
Variation de proportion du désencré %	13244	0.000	25.064	0.247	0.936
bypass classeurs/cassé %	13244	0.000	100.000	11.223	11.745
Variation de bypass classeurs/cassé %	13244	0.000	57.915	2.155	4.161
Débit de la pâte mélangée (l/min)	13244	7741.583	10834.020	8986.470	471.829
Variation du débit de la pâte mélangée (l/min)	13244	0.000	686.489	27.463	49.730
Consistance EB tampon %	13244	0.234	0.542	0.388	0.039
Variation de consistance EB %	13244	0.000	0.278	0.004	0.006
Grade 45 (g/m^2)	937	0.000	1.000	0.071	0.256
Gade 48 (g/m^2)	11958	0.000	1.000	0.903	0.296
Grade 52 (g/m^2)	349	0.000	1.000	0.026	0.160
Changement de grade	101	0.000	1.000	0.008	0.087
Débit de la couleur rouge (l/min)	13244	0.017	1.023	0.395	0.141
Variation de la couleur rouge (l/min)	13244	0.000	0.434	0.013	0.025
Débit de la couleur bleue (l/min)	13244	0.015	1.721	1.011	0.161
Variation de la couleur bleue (l/min)	13244	0.000	1.148	0.018	0.029

Tableau A4.12. Statistique descriptive des variables et leur variation retenues pour une analyse de probabilité pour la machine 9.

Variable	N	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type
Casse	111	0.000	1.000	0.009	0.092
Consistance CA C%	13055	0.700	1.061	0.878	0.036
Variation de consistance CA %	13055	0.000	0.152	0.012	0.012
Consistance EB de la machine %	13055	0.366	0.613	0.419	0.021
Variation de consistance EB %	13055	0.000	0.194	0.002	0.006
Consistance du cuvier de mélange %	13055	2.493	3.206	3.014	0.023
Variation de C% du cuvier de mélange	13055	0.000	0.642	0.007	0.014
Température d'EB °C	NA	NA	NA	NA	NA
Variation température d'EB °C	NA	NA	NA	NA	NA
Débit d'eau fraîche HP (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation d'eau fraîche HP (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Débit de PEO (g/tonne)	13055	0.000	52.234	29.768	11.630
Variation de débit de PEO (g/tonne)	13055	0.000	18.169	0.293	0.494
Vitesse (m/s)	13055	845.020	855.700	852.468	1.474
Variation de vitesse (m/s)	13055	0.000	1.583	0.084	119.170
pH	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de pH	NA	NA	NA	NA	NA
Proportion de PTM %	13055	41.773	99.908	63.750	8.615
Variation de proportion de PTM %	13055	0.000	38.155	0.539	1.308
proportion de la pâte cassée %	13055	0.051	49.027	26.012	8.448
Variation de proportion de la pâte cassée %	13055	0.000	37.833	0.527	1.329
Proportion de la pâte désencrée %	13055	0.000	41.536	10.252	5.156
Variation de proportion du désencré %	13055	0.000	31.410	0.297	0.889
bypass classeurs/cassé %	13055	0.000	100.000	10.916	11.546
Variation de bypass classeurs/cassé %	13055	0.000	43.694	2.109	4.105
Débit de la pâte mélangée (l/min)	13055	6074.666	8611.639	7422.309	261.546
Variation du débit de la pâte mélangée (l/min)	13055	0.000	748.184	27.405	42.568
Consistance EB tampon %	13055	0.234	0.542	0.397	0.031
Variation de consistance EB %	13055	0.000	0.278	0.004	0.005
Grade 45 (g/m^2)	6438	0.000	1.000	0.493	0.500
Gade 48 (g/m^2)	6617	0.000	1.000	0.507	0.500
Grade 52 (g/m^2)	NA	NA	NA	NA	NA
Changement de grade	108	0.000	1.000	0.008	0.091
Débit de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur rouge (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Débit de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA
Variation de la couleur bleue (l/min)	NA	NA	NA	NA	NA

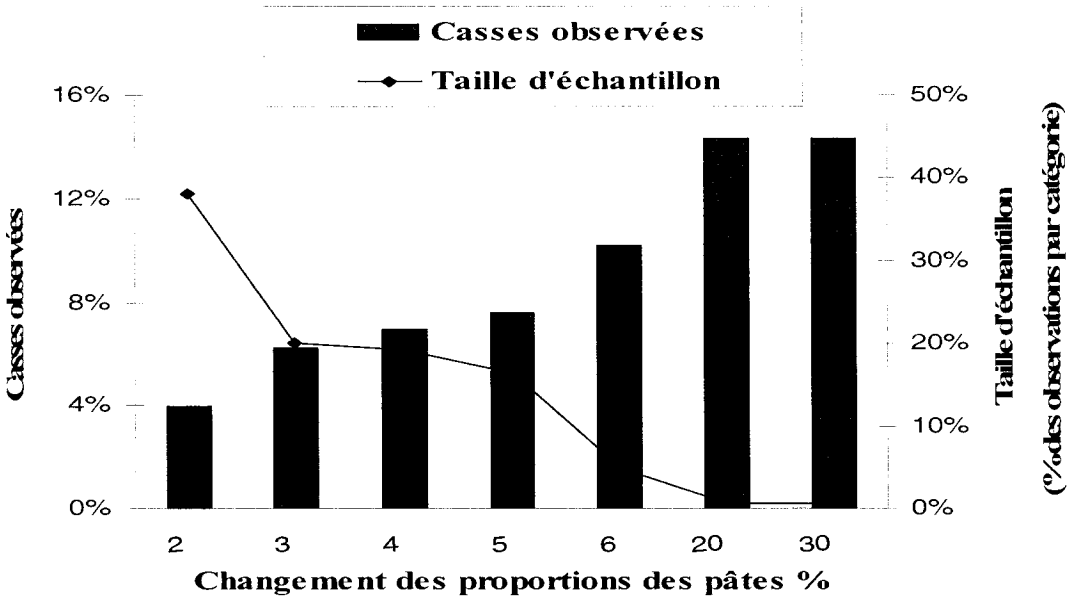
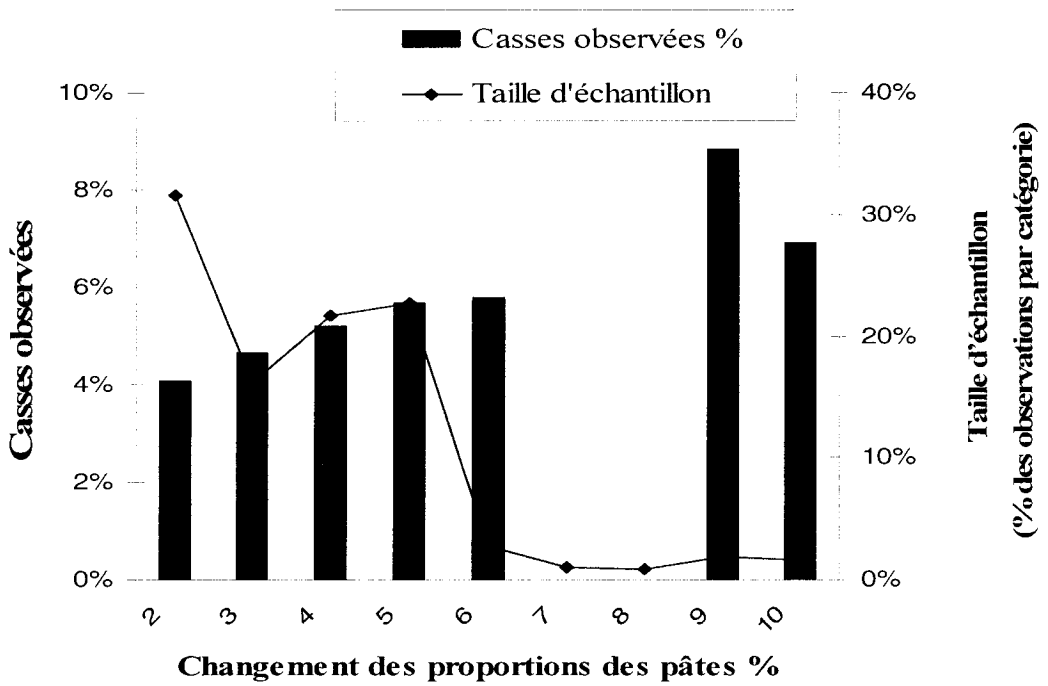


Fig.A4.8. Casses observées dues à la variabilité dans la CA versus amplitude des changements des proportions des pâtes pour la machine 6.



FigA4.9. Casses observées dues à la variabilité dans la CA versus amplitude des changements des proportions des pâtes pour la machine 8.

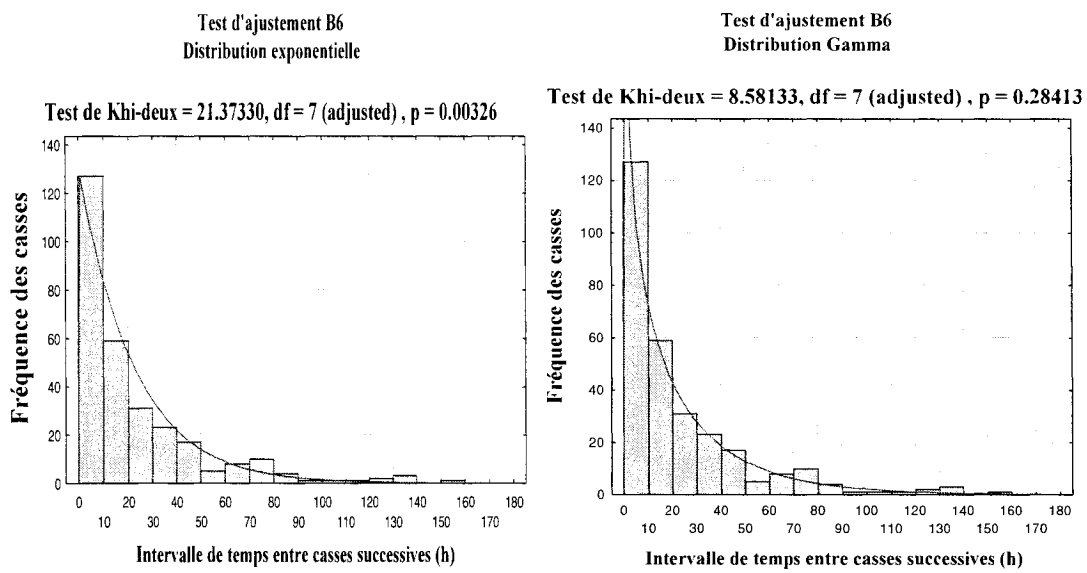


Fig A4.10. Test d'ajustement de distribution de probabilité pour l'intervalle entre casses successives probablement dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée pour la machine 6; à gauche; Exponentielle simple; à droite; Gamma.

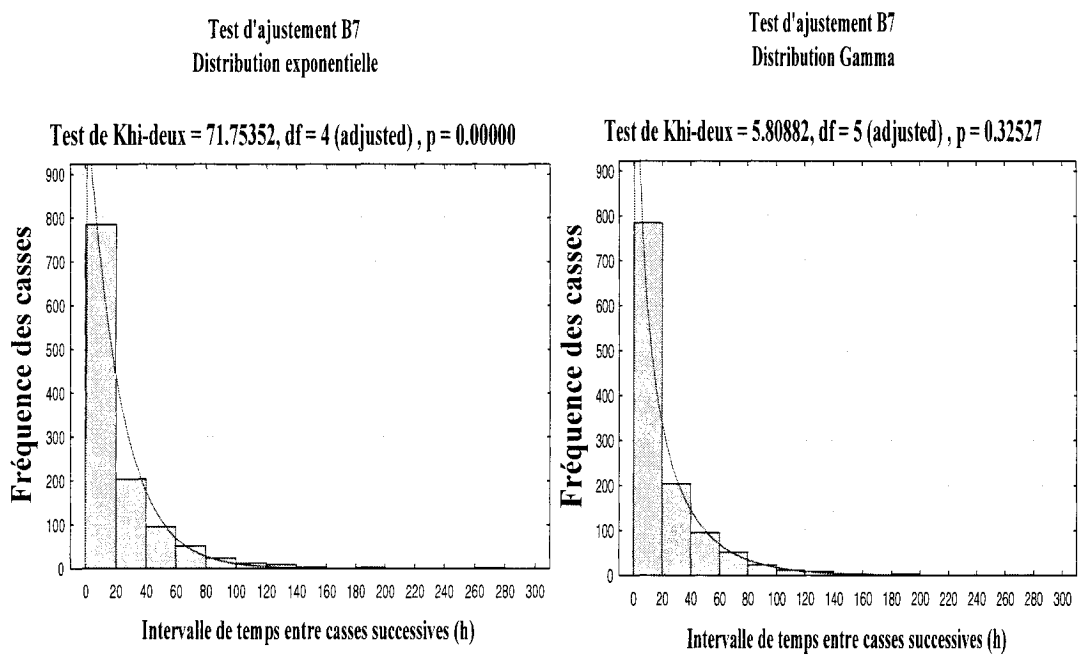


Fig A4.11. Test d'ajustement de distribution de probabilité pour l'intervalle entre casses successives probablement dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée pour la machine 7; à gauche; Exponentielle simple; à droite; Gamma.

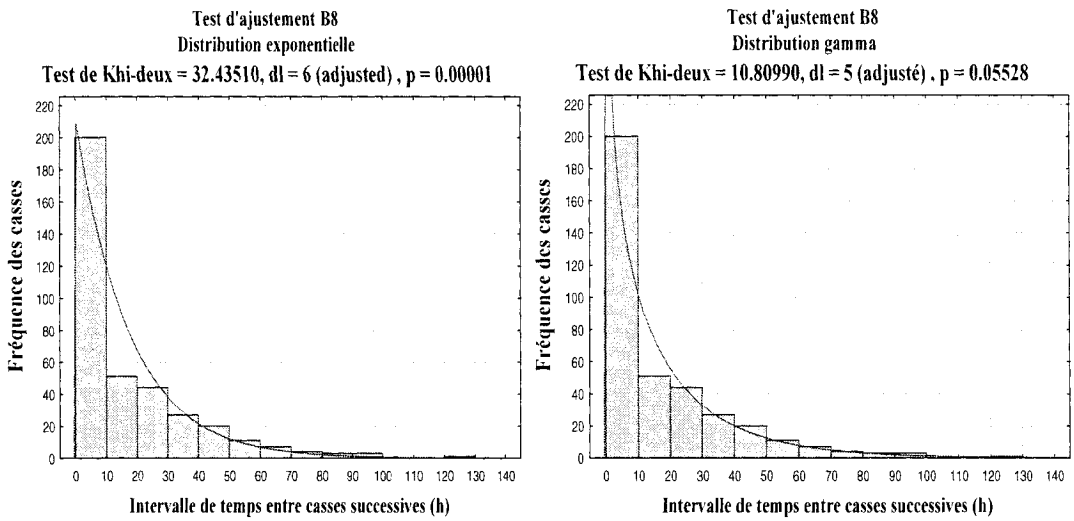


Fig A4.12. Test d'ajustement de distribution de probabilité pour l'intervalle entre casses successives probablement dues à la variabilité dans la caisse d'arrivée pour la machine 8; à gauche; Exponentielle simple; à droite; Gamma.

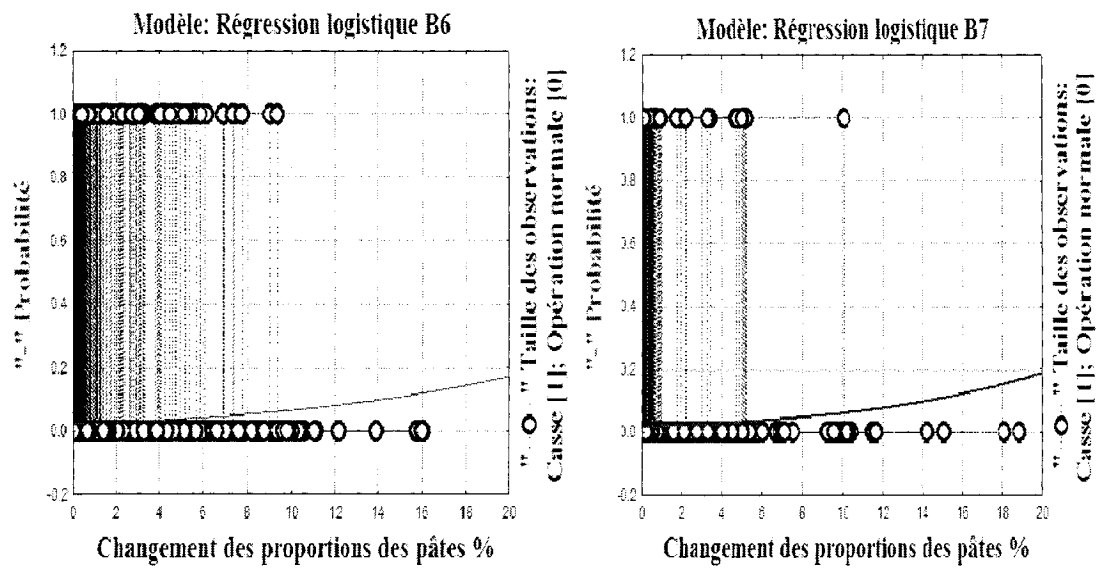


Fig A4.13. Résultat des probabilités de l'occurrence de casses en utilisant la régression logistique unidimensionnelle pour les changements des proportions des pâtes; à gauche; Machine 6; à droite; Machine 7.

Annexe 5

Notions générales de régression logistique et de diagramme Pareto

Cette annexe est une introduction à la régression logistique et au diagramme Pareto.

A5.1 Régression logistique

A5.1.1 Généralités sur le concept de la régression logistique

$$\hat{y} = p = \frac{e^{(ax+b)}}{1+e^{(ax+b)}} \tag{A5.1}$$

Dans l'équation A5.1, p représente la probabilité et a et b sont les paramètres de régression. Cette fonction représente une courbe sigmoïde où la probabilité p est bornée entre 0 et 1. Pour estimer les paramètres à partir des données, on ne peut utiliser la régression basée sur les moindres carrés ordinaires pour une variable dépendante binaire, puisque l'erreur n'est pas distribuée normalement et n'a pas une variance constante (erreur heteroskedastique). L'erreur est la binomiale avec un total de 1. Les paramètres sont ajustés selon le principe de l'estimateur du maximum de vraisemblance (EMV), méthode statistique utilisée pour l'estimation des coefficients d'un modèle. La fonction de vraisemblance notée L mesure la probabilité d'observer un ensemble particulier de valeurs de variables dépendantes (p_1, p_2, ..., p_n) qui se produisent dans l'échantillon :

$$L = Prob\ (p_1 * p_2 * * * p_n) \tag{A5.2}$$

Plus le L est grand, plus la probabilité d'observer les p_s dans l'échantillon est grande. Le EMV a pour but de trouver les paramètres du modèle qui maximisent cette probabilité.

La variance de y est égale à $p(1-p)$. En anglais on utilise parfois le terme de "logit regression" à la place de "logistic regression". Cette expression se réfère à la transformation logit, qui est la transformation de p:

$$\ln [p / (1 - p)] = ax + b \tag{A5.3}$$

$ax + b$ est l'élément explicatif linéaire (*linear predictor* en anglais), qui peut être adapté au besoin et prendre une forme plus complexe.

La régression logistique offre une grande souplesse grâce à la possibilité de modifier le contenu de l'élément explicatif linéaire. Ici on a remplacé l'équation d'une droite par celle d'une parabole :

$$\hat{y} = p = \frac{e^{(ax+bx^2+c)}}{1+e^{(ax+bx^2+c)}} \tag{A5.4}$$

Le résultat de cette opération s'appelle régression logistique gaussienne, en ce sens que la courbe de probabilité résultante est une courbe de Gauss.

A5.1.2 Termes clés de la régression logistique

A5.1.2.1 Rapport (Ratio) de probabilité « odds ratio»

Un « odds » en faveur d'un événement est défini comme étant la probabilité que cet événement se produise (1) divisé par la probabilité que cet événement ne se produise pas (0). On peut écrire :

$$odds = \frac{P(y=1|x_1,x_2,...x_p)}{P(y=0|x_1,x_2,....,x_p)} = \frac{P(y=1|x_1,x_2,...x_p)}{1-P(y=1|x_1,x_2,....,x_p)} \tag{A5.5}$$

Le rapport de probabilité quant à lui, mesure l'impact sur la probabilité d'une augmentation d'une unité dans seulement une des variables indépendantes. En d'autres termes, le rapport de probabilité est le « odds » que y=1 sachant que une des variables indépendantes a été augmentée d'une unité « $odds_1$) divisé par le « odds » que y=1 sachant qu'aucun changement n'a été fait sur les autres variables indépendantes :

$$\text{Rapport de probabilité « Odds Ratio »} = \frac{odds_1}{odds_0} \qquad \text{(A5.6)}$$

Le rapport de probabilité est un bon moyen pour évaluer l'effet des variables indépendantes retenues dans un modèle sur la variable dépendante. En effet, pour un « odds ratio » de 1, l'effet de la variable indépendante sur la probabilité de l'occurrence ou pas d'un événement est identique (50%/50%) et si c'est strictement supérieur à 1 pour un intervalle de confiance de donné (par exemple 95 %), ceci implique que la variable à un impact positif assez important sur l'occurrence de l'événement. Par contre, si la valeur de la variable indépendante prend des valeurs inférieures à 1 dans l'intervalle de confiance de « odds ratio », l'effet de la variable est moins important que dans le premier cas mais en revanche, la variable retenue reste significative dans l'occurrence de l'événement. Dans le cas ou le « odds ratio » est compris entre 0 et 1 (cas où le signe du coefficient de régression de la variable retenue est négatif), il est plus difficile de faire la même analyse. Mais il est possible de faire la même approche comme il est admis dans la littérature (Anderson et al. 2005).

A5.1.2.2 Pseudo-R2

Pour évaluer la performance d'un modèle tout comme pour la régression linéaire ordinaire, on calcul le pseudo-R^2 du modèle qui est une valeur proche de 0. Toutefois, il n'y a aucune analogie directe admise entre le R^2 d'un modèle de régression linaire ordinaire et le pseudo-R^2 utilisé pour la régression logistique. Néanmoins, le pseudo-R^2 peut être utilisé pour comparer les spécifications de plusieurs modèles et choisir le plus performant des modèles proposés.

Un certain nombre de mesures de pseudo-R^2 qui devraient être rapportées comme approximations au R^2 de la régression linéaire ordinaire ont été proposées par les statisticiens. Dans cette étude, le pseudo-R^2 de McFadden-R^2 a été utilisé:

$$\text{McFadden's-R2} \quad = 1 - [LL(a,b) / LL(a)] \tag{A5.7}$$

où *LL (a, b)* est le logarithme de la fonction de vraisemblance du modèle et *LL (a)* et le logarithme de la fonction de vraisemblance de la constante du modèle.

A5.1.2.3 Mesures d'associations (entre la variable de réponse et les prévisions de probabilité)

Les mesures d'association sont calculées en formant toutes les paires possibles des observations avec différentes valeurs de réponses. Dans le cas d'une réponse binaire [0,1], on calcule toutes les observations ayant une réponse (1) avec les observations ayant une réponse (0). Le nombre total des paires égale le nombre d'observations (1) multiplié par le nombre d'observations (0).

Pour déterminer si les paires sont concordantes, discordantes ou ex æquo, on calcule les probabilités prédites pour chaque observation et on compare ces valeurs pour chaque paire d'observation. Cependant, plus le pourcentage des paires concordantes (prédictions correctes) est élevé, plus le modèle est bon.

- **Paire concordante :** Une paire est concordante si l'observation avec la valeur de réponse observée (1) a une prédiction de probabilité d'être 1 plus élevée, basée sur le modèle, que l'observation avec la valeur de réponse observée (0). On lui associe la mesure suivante;

$$\text{D de Somers} = (nc - nd) / (nc + nd + nt) \qquad \text{(A5.8)}$$

où:

nc = nombre de paires concordantes

nd = nombre de paires discordantes

nt = nombre de paires ex aequo

N = nombre total des observations

- **Paire discordante:** une paire est discordante si l'observation avec la valeur de réponse observée (1) a une prédiction de probabilité d'être 1 plus faible, basée sur le modèle, que l'observation avec la valeur de réponse observée (0). On lui associe la mesure suivante;

$$\text{Gamma de Goodman-Kruskal} = (nc - nd) / (nc + nd) \qquad \text{(A5.9)}$$

- **Paire Ex aequo:** une paire est dite ex aequo si les observations ont des probabilités prédites égales. On lui associe la mesure suivante ;

$$\text{Tau-a de Kendall} = (nc - nd) / (.5 * N * (N-1)) \quad \text{(A5.10)}$$

- **Hosmer-Lemeshow (Tests d'adéquation de l'ajustement) :**

Quand il y a une ou plusieurs variables continues indépendantes, les données deviennent trop clairsemées pour pouvoir utiliser les tests traditionnelles Khi deux et déviance. En 1989, Hosmer et Lemeshow ont développé et proposé une statistique, à travers la simulation, qui suit une distribution de Khi deux permettant de tester exclusivement l'ajustement d'un modèle de régression binaire (Hosmer et Lemeshow, 1989). Ce test divise les données et les met dans des groupes, ensuite il calcule le Khi deux à partir des fréquences observées et prédites. Si le test d'adéquation de l'ajustement est ≤ 0.05 on rejette l'hypothèse nulle exprimant qu'il n y a pas de différence entre les valeurs observées et les valeurs dépendantes du modèle de prédiction. En d'autres termes, cela signifie que le modèle prévoit des valeurs sensiblement différentes de ce qu'elles doivent être, qui sont les valeurs observées.

A5.1.3 Hypothèses relatives à la régression logistique

(Garson 2005).

1. La régression logistique n'assume pas une relation linéaire entre les variables dépendantes et les variables indépendantes.

2. La variable dépendante n'a pas besoin d'être normalement distribuée, mais assume une distribution dans la gamme de la famille de distribution exponentielle (normale, Poisson, Binomiale, gamma).
3. La variable dépendante n'a pas besoin d'être « homoscédastique » pour chaque niveau des variables indépendantes; c'est-à-dire, il n'y a aucune hypothèse sur l'homogénéité de la variance.
4. Une distribution normale de l'erreur n'est pas requise.

A5.1.4 Procédure de sélection ascendante..« Forward stepwise »

La procédure de sélection ascendante des variables procède à partir du modèle de base qui ne contient aucune variable: $M_0 = g(.) = \alpha$. Les variables sont par la suite introduites une à une, en commençant par la variable la plus significativement associée à l'événement et les autres conditionnellement aux variables déjà dans le modèle. Une variable sélectionnée pour le modèle fera partie du modèle final. Le critère de sélection purement statistique, est basé sur la valeur-p du test du rapport de vraisemblance. La première variable admise dans le modèle est celle qui présente la plus faible valeur-p pourvu que cette valeur-p soit inférieure à un seuil α préalablement fixé. Ce seuil peut être sévère (α =0,05 ou 0,025 ou ...) ou permissif (α =0,10 ou 0,15 ou...). Puis, la seconde variable la plus significative conditionnellement à la première dans le modèle, puis une troisième ... jusqu'à ce qu'il n'y en ait plus aucune qui respecte le critère de sélection. Toutes les variables choisies sont retenues dans le modèle (Bernard 2003).

A5.2 Le diagramme de Pareto (20/80)

Wilfredo PARETO (1848-1923) a montré que dans une large majorité des situations, un petit nombre de facteurs a une influence majeure sur les résultats. C'est la loi dite de Pareto des 80-20, où 20% des facteurs expliquent 80% des résultats. Cette répartition inégale se retrouve souvent et permet de distinguer les problèmes importants de ceux qui le sont moins. Cette distribution des priorités des problèmes a pour but de choisir les actions prioritaires à effectuer et donc de concentrer son attention sur les phénomènes importants à résoudre.

Le Diagramme de PARETO permet de représenter l'importance relative de différents phénomènes lorsqu'on dispose de données quantitatives. Il prend la forme d'un graphique qui aide le travail d'analyse, en déterminant l'importance relative des différents faits et en établissant des ordres de priorité sur les causes.

Le but est d'analyser un phénomène en le représentant graphiquement. On doit pour cela :

- Choisir la durée de l'observation (un mois, une semaine, un jour...)
- Recueillir les données pour établir la liste des causes
- Quantifier le nombre d'apparition des faits provoqués par chacune des causes
- En déduire le pourcentage des apparitions des faits
- Classer les causes par valeurs décroissantes de ces pourcentages
- Construire le graphique des valeurs cumulées des pourcentages

Annexe 6

MVA of paper machine breaks

MVA of paper machine breaks

Antoine Berton et Fatiha Akrour

Process Integration in the Pulp & Paper Industry
Departement de genie chimique
Ecole Polytechnique, Montreal, Canada
email: antoine.berton@polymtl.ca

Abstract

This report presents various multivariate analyses (MVA) that were performed on a paper machine production dataset. This work is part of the strategic research project: *Innovative Approach to the Optimization and Control of Integrated Newsprint Mill Dynamic Operations.* This works aims in supporting Master student Fatiha Akrour. The main goal of her research consists in characterizing the different types of web breaks and in identifying those that are most probably originating from variability of the headbox. Then, using the production data, it is desired to formulate a model allowing the dynamical prediction of wed breaks occurrence, before it happens.

The breaks constitute an important source of variability of the paper making process as well as an important source of economic losses. Various MVA tools are used in order to see if it is possible to correlate the occurrence of breaks with operational data. MVA is a very powerful tool in order to extract useful information from vast dataset otherwise impossible to interpret. However, the ways MVA can be used are vast, as many parameter must be set by the user, such as: which variable to use, which sampling rate, dynamic or static data, non-linear terms, etc. Until now, no tools have been successful in the task of predicting accurately the web break occurrence.

Key words: fault diagnosis, multivariate analysis, paper machine, web breaks.

1 Introduction

During summer 2004, Ms. Akrour worked at the Belgo paper mill in Shawinigan (abicon) and harvested a tremendous amount of data, spread over almost a year of paper production. The data, archived every 20 minutes, regroups about 40 variables that, according to Akrour, could most probably have a link with the break occurrence on the paper machine. During those months of production, many breaks occurred on the 4 different paper machines and were listed according to their causes.

In this preliminary MVA work, only data from paper machine 9 during the months of January through March 2004 are studied. During this period, two types of paper were produced that is to say the "grammage" 45 and 48. This report, that could be qualified of exploratory, has for objective to described all what was attempted regarding MVA in order to advise future work or to eliminate some hypotheses around the strategic project.

2 Starting hypotheses

Many web breaks occurred on the paper machine originating of various causes. The goal of the project is not to detect or predict all the breaks but only a portion of them: the one not explained by mechanical circumstances in the paper machine (ex: defect of a pump, excess pulp falling on the web, etc.). The portion of unexplained breaks could originate from variability in the chemical compositions of the pulp in the headbox. If this hypothesis is verified, it should be possible to afterward identify a stabilizing control strategy allowing the reduction of break occurrence. The principal hypothesis that was made in order to explain the breaks is that they are not caused by improper operating levels (steady-state) but rather by abrupt changes in the operating parameters (transitory regimes). These changes are defined as *discrete events*. This report explores the possibilities of linking these discrete events with the web break using known statistical techniques.
A similar study related to the prediction of web break occurrence using principal component analysis (PCA) and neural networks was done recently (Miyanishi & Shimada, 1998). With regard to this study, the current work aims more specifically at capturing influence of discrete events. Thus, their study aimed more at linking the occurrence of breaks to a given operating regime rather than to some discrete events. However, the variables used in the two studies are similar, as well as the statistical tools. According to Miyanishi and Shimada, the statistical tools implemented in the plant allowed a significant reduction of web break occurrence and resulted in annual economic benefits for the mill in the order of 1 M$.

3 Data structure

The production data harvested by Akrour regroup around 40 different variables, going from machine speed, consistency in the mixing chest, to the hardwood proportion at the thermomechanical pulp (TMP) plant entrance. The breaks occur at the end of this relatively long production chain. A pretreatment of the data has therefore been made by Akrour in order to *synchronize* in some way the data and to reestablish the possible cause and effect links between the process variables. Thus, the mean residence time has been estimated for each processing unit in order to artificially introduce a time lag between the process variables. In this manner, a change in the paper machine calendar speed (instantaneously linked to the breaks) is not delayed in the data structure whereas the shives measurements at the TMP-200 are delayed by 2 hours in order to bring back a possible cause and effect link. This synchronization operation is necessary as there is obviously no cause and effect relationship between instantaneous variables at the beginning and at the end of the production chain. However, it is evident that the estimation of the time lag show a high uncertainty rate, and that becoming more important as getting far from the end of the production chain. Furthermore, abrupt changes at the beginning of the chain should not represent more than, due to the mixing phenomenon, a light drift of the pulp properties once in the headbox.

Among the 42 available variables, 2 variables were discarded as they were not changing over the three months of operation used in this study. Those variables are the ones concerning the peach grade that was not produced during that period.

In order to capture not only the operating levels but also the transition amplitude of the process, not only the raw variables were used but also their variations. Thus, from the 40 process variables, 40 variation variables were created according to:

$$X(t, i + 40) = X(t, i) - X(t - 1, i)$$

where t refers to the time and i to the variables type. In this way, 80 variables are available for MVA. Furthermore, a supplementary variable, so called the break, is created and sometimes used depending on the case. This variable, which is binary, give 0 as results when no break occurs and give 1 when a break takes place.

4 Preliminary statistics

In a first approach, it is relevant to evaluate the correlation coefficients between the process variables and the binary variable of the break. In a design of experience study (DEO), Akrour identified the PEO addition and the shives percentage as the most important variables. As a comparison, Miyanishi and Shimada identified in their neural network model the following variables as the most influent: the white water consistency, the inlet temperature, the stuff-box freeness, the TMP freeness, and the machine speed. In the current study, no temperature is measured in machine 9.

The correlation coefficient analysis of the 81 variables shows very little correlation between any of the process variables and the binary break variable. The maximum value for the correlation coefficient is 0,05 . In descending order of correlation, the most correlated variables are: % of medium fiber TMP, variations of the 45 and 48 spectra, the selector bypass ant the broke feedrate variation.
The correlation coefficient values being very weak, no conclusion could be made at this stage. However, this weak correlation shows that it might be difficult to build a simple and robust linear model allowing the prediction of the breaks.

5 Raw PC A break diagnosis

Fault diagnosis using principal component analysis(PCA) (Wold et al., 1987) or the partial least squares (PLS) has been proved to be a very efficient tools and literature in this domain is vast (Tong & Crowe, 1997; Nomikos & MacGregor, 1994). For instance, in a very similar set of problems as the one of the break of a paper machine, scientist of the Dofasco steel maker demonstrated to have significantly reduced the number of caster strand breakouts by using this kind of statistical tools (Zhang et al., 2003). This avenue is therefore a natural candidate to address the problem of predicting breaks in the paper machine.

The first approach consists in doing a PCA on the original dataset (without the binary break variable) and to separate the data into two groups: Those with break and the other without. The total amount of data contains 4000 observations of the 40 variables during the months of January and February on paper machine 9. From these 4000 observation, the 41 observation where a break occurred were removed. The PCA is then performed on the remaining observations of the dataset, including the temporal variations

of each variable. One can mention that it is a normalized PCA that is to say that the data are centered and reduced.

From the principal components (PC), it is possible to calculate the scores of the different observations. Each score represents a projection of an observation on the principal components. The scores can be associated to the PC model residuals as they have a zero mathematical expectancy. The scores are directly computed trough the scalar product of a PC and a given observation. Figure 1 shows the mean (μ_s) and the standard deviation (σ_s) of the scores for the data with break and for the data without break. For the score plot visualization, it is important to choose the PC where the difference in the mean is the highest but also the ones that have a low standard deviation for the break scores. It that way, we can expect the scores to be in a more precise region of the plot. The PC where the data with breaks show the most difference with the training data seems to be the PC 2 and 3. However, this difference is probably not significant as the standard deviation is also high for these PCs. In order to verify if it is possible to discriminate the two behaviors, Figure 2 shows the projected scores over the two PCs. Also, a projection of the scores over PC 3 and 11 is shown. The two plots of Figure 2 show that the proposed tools in this raw formulation are not suitable to discriminate if a break occurs or not, the two behavior having similar projection on the PC.

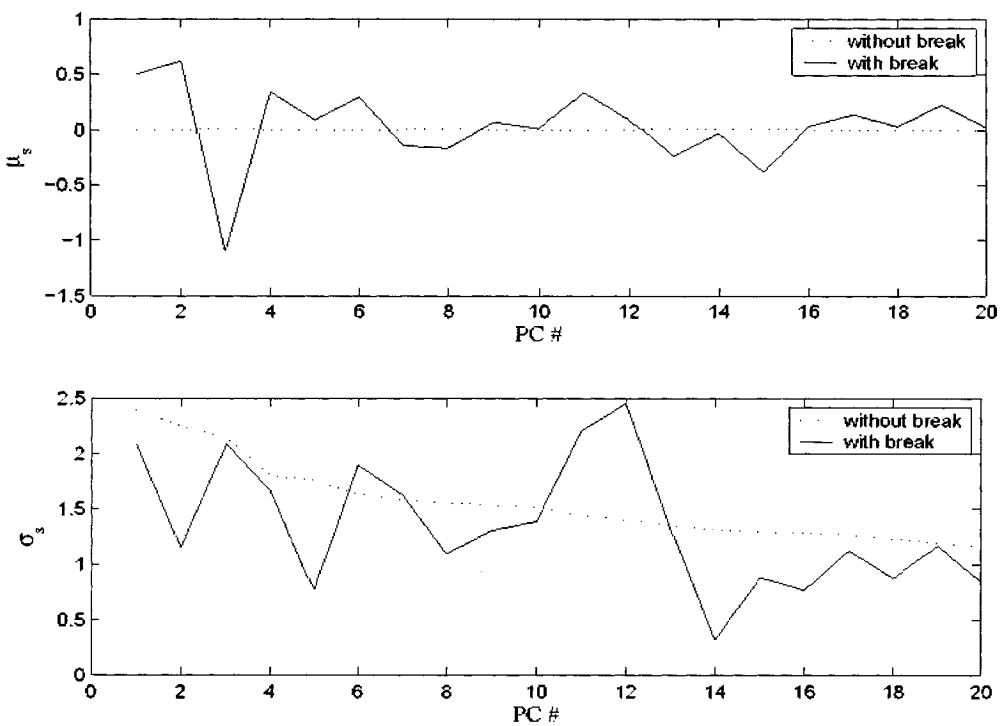


Fig. 1. Up: scores mean for the first 20 PC for training and break datasets. Down: standard deviation for the first 20 PC for training and break datasets.

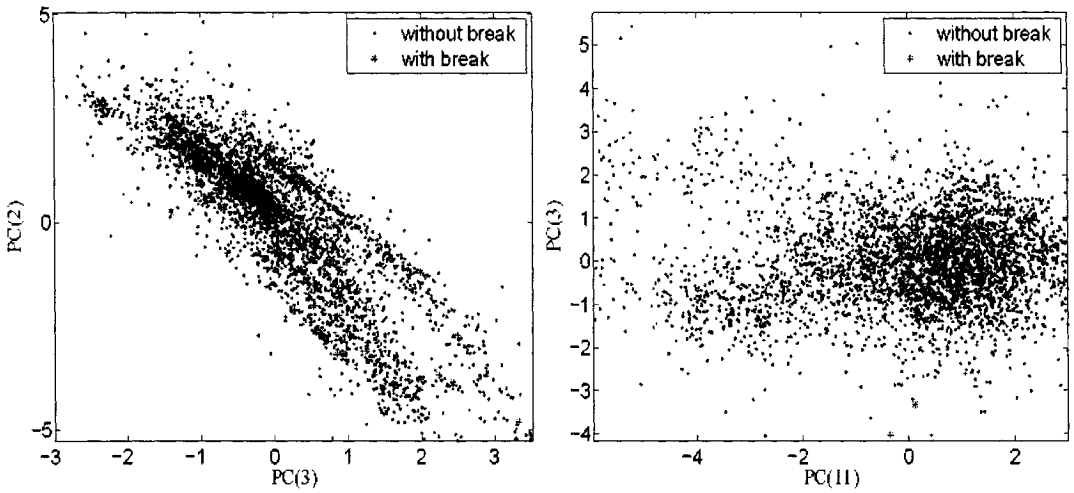


Fig. 2. Projected scores on the PC which show the most differences between break data and normal data.

From that point, it is time to become more cleaver in the use of the MVA tools by performing a pretreatment on the data in order to help in some ways the statistical tools to find the variability we are interested in. This pretreatment could consist in:

- Outliers rejection
- Considering absolute values of changes in process variables
- Considering a different way of discriminating the two datasets
- Eliminating variables that are most probably not related to the break

6 Outliers rejection

In Figure 2, what was not told was that many points from the training dataset are not visible due to a zoom around the region of high density. Figure 3 show the same two plots, but full scale. What is evident in Figure 3 is that different behaviors are present in the training data set and some of these

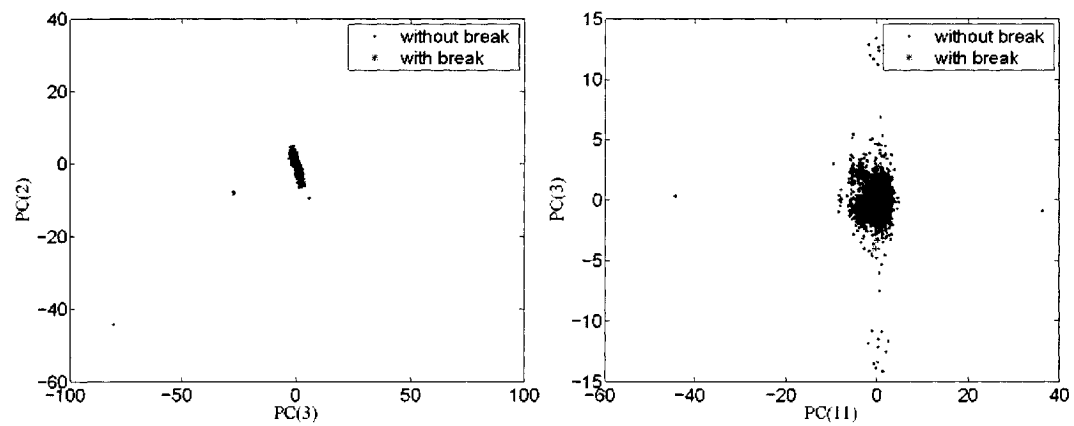


Fig. 3. Projected scores on the PC which show the most differences between break data and normal data (full scale).

behavior can be qualified as outliers. At this point, it is not aimed to identify the physical reasons of these outliers. It could be sensor biases, sampling errors, plant shutdown, errors in the dataset architecture, etc. But these outliers have for sure a tremendous impact on the PCA. In fact, they must account for an important part of the variability and by the way reflect different aspects of the process than the one we aim at highlighting.
The proposed approach for outliers identification is to associate the observations of the training set that have a too high score over a definite number of PC as the outliers. The PC model used is the one we had in the last section. Basically, what can be done is to eliminate observations that have scores over an absolute value of 3. According to Figure 2, this should let enough data to build a new PCA model. Another and more elaborate type of diagnosis is to compute a global test over the first few PC (Tong, 1995). This kind of test is done on the variable:

$$t = r_s{}^T r_s$$

where r_s is the vector of scores for an observation. The length of the vector is determined by the number of PC kept. The quadratic term t, if each score r_s is assumed to be Gaussian, should follow a x^2 distribution with the degree of freedom given by the number of PC considered. Considering a level of rejection of 5%, the training set for the PCA model is going from around 3960 observations to about 3450 observations. More than 5% of the observations were discarded, as the original scores were not Gaussian.

In order to see if the new model is more effective in discriminating the breaks form the normal operating data, Figure 4 shows the mean (μ_s) and the standard deviation (σ_s) of the scores for the data with break and for the data without break. From Figure 4, not much improvement can be seen in the new PCA model, as the statistical properties of the scores are still in the same order of magnitude.
We can still plot the most appropriate PC in a two dimensional score plot. In Figure 5 the scores are shown with regards to PC 1 and 6 and also with regards to PC 1 and 9. The two plots of Figure 5 show that from the score analysis of a new observation, it is still not possible to see any difference between break data and normal data.

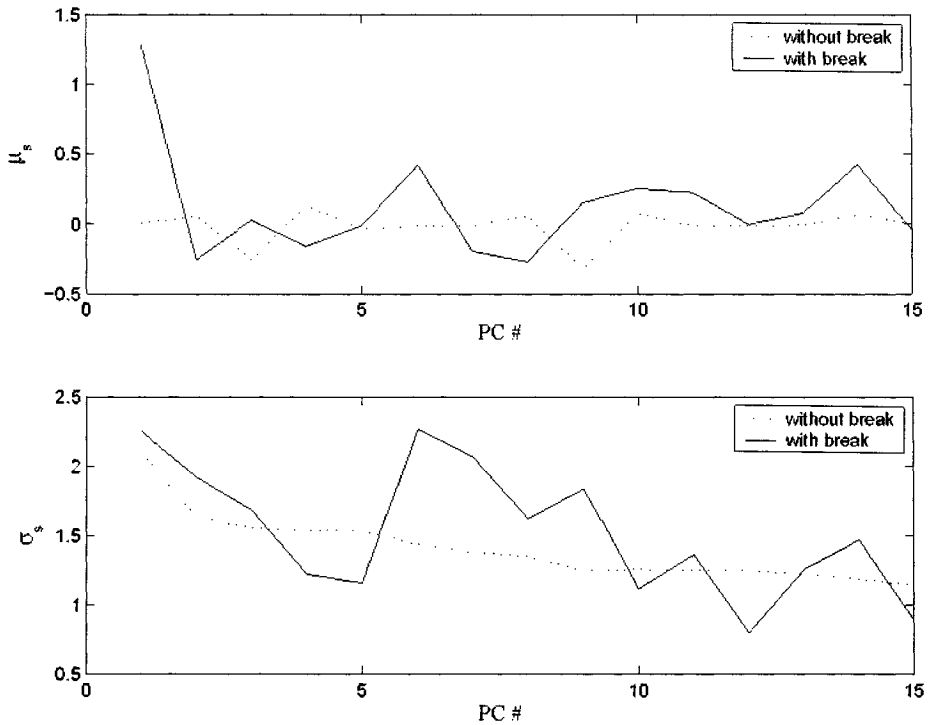


Fig. 4. Up: scores mean for the first 15 PC for filtered training and break datasets. Down: standard deviation for the first 15 PC for filtered training and break datasets.(with outliers rejection)

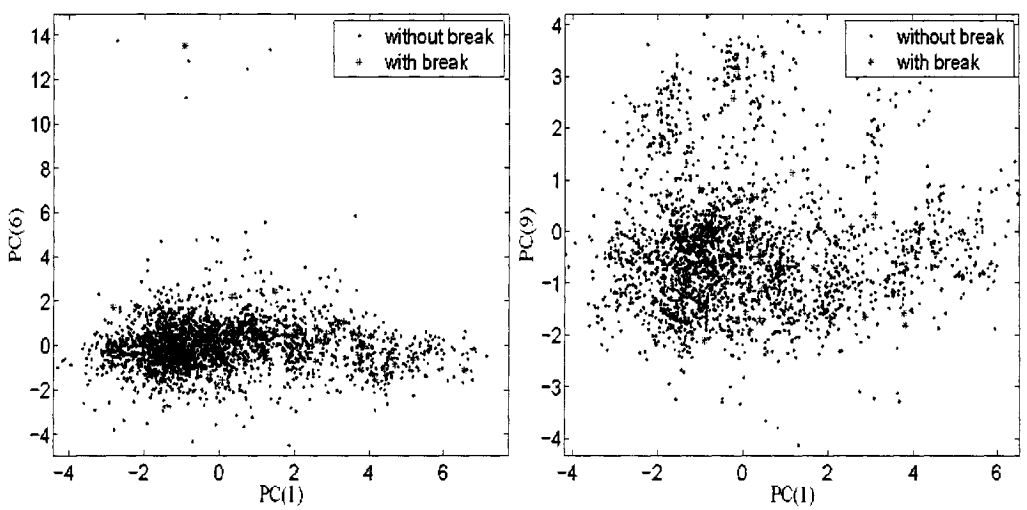


Fig. 5. Projected scores on the PC which show the most differences between break data and normal data.(with outliers rejection)

7 Discrete changes definition

When defining the discrete changes, a change on a process variable could be either positive or negative. However, if the consequence on the break is the same no matter what the sign of the change is, the correlation cannot be captured by PCA. Thus, in order to have a chance to see this possible correlation in the PCA model, the absolute value of the changes will be used instead of the proper value change. For these tests, the same outliers' rejection is made as in section 6. Figure 6 shows the mean (μ_s) and the standard deviation (σ_s) of the scores for this new PCA model, for the break data and for the normal data. The PC sowing the most difference are PC 1, 4 and 9. Figure 7 show the scores plotted against those PC. It seems that the PC 1 has a little more discriminating power, even if it is far to be enough to think about a robust industrial diagnosis tool.

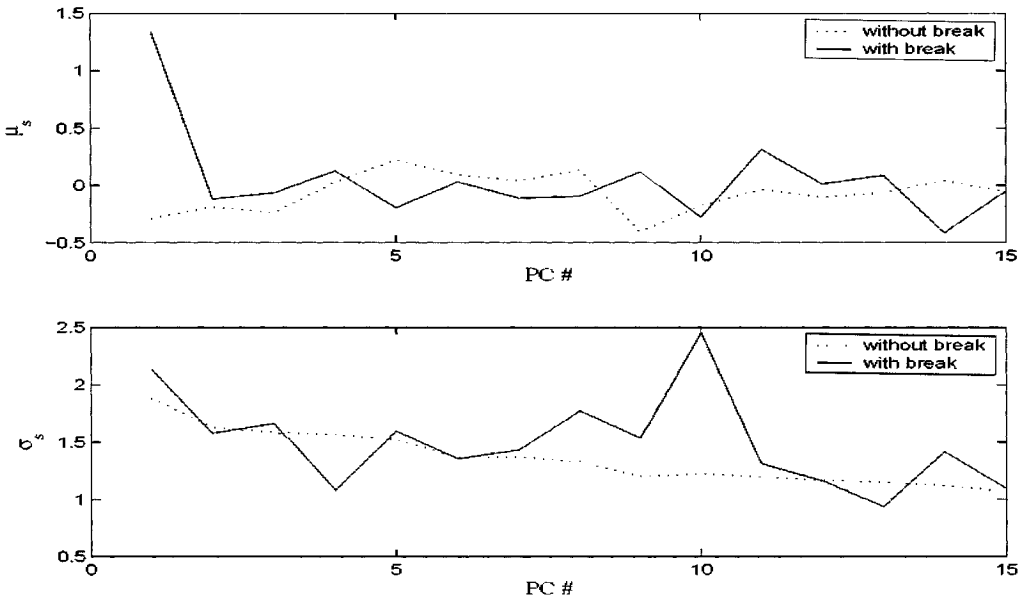


Fig. 6. Up: scores mean for the first 15 PC for filtered training and break datasets. Down: standard deviation for the first 15 PC for filtered training and break datasets. (PCA made on absolute values of the changes)

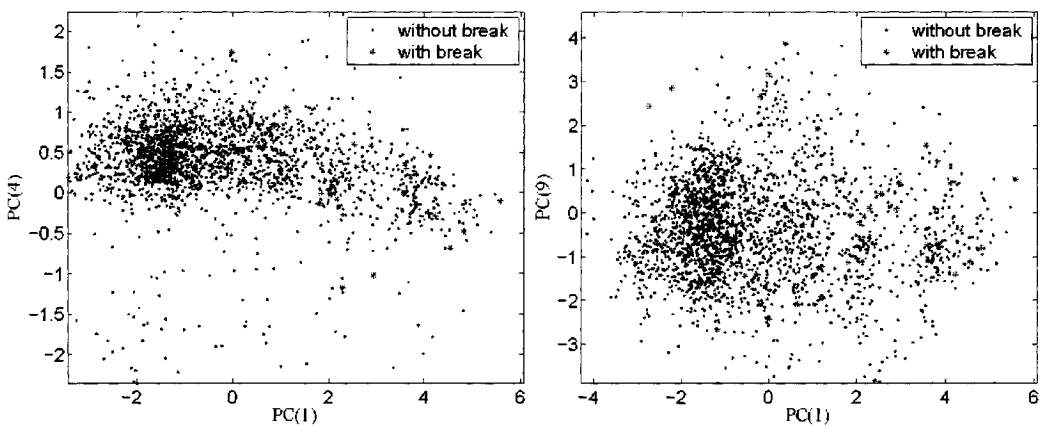


Fig. 7. Projected scores on the PC which show the most differences between break data and normal data. (PCA made on absolute values of the changes)

8 Choice of temporal correlation of the breaks

Until now, it has been assumed that the breaks should be explained inside of an observation. The observation, I remind, has been synchronized with regards to the break occurrence. However, this synchronization could bring some estimating errors. Also, the break can be related to events anterior to estimated lag. To consider this possibility, the dataset containing the break observation could be enlarged. Thus, for each break, the data set break will not only take the break observation, but also the one after and the three before. In that way, each break will bring a set of 5 observations. Finally, the discrete changes considered are in absolute values and the same outliers' rejection as in section 6 is performed.

Figure 8 shows the mean (μ_s) and the standard deviation (σ_s) of the scores for this PCA model, for the enlarged break data and for the one of the last section and the 2 dimensional score plot does not bring any useful information.

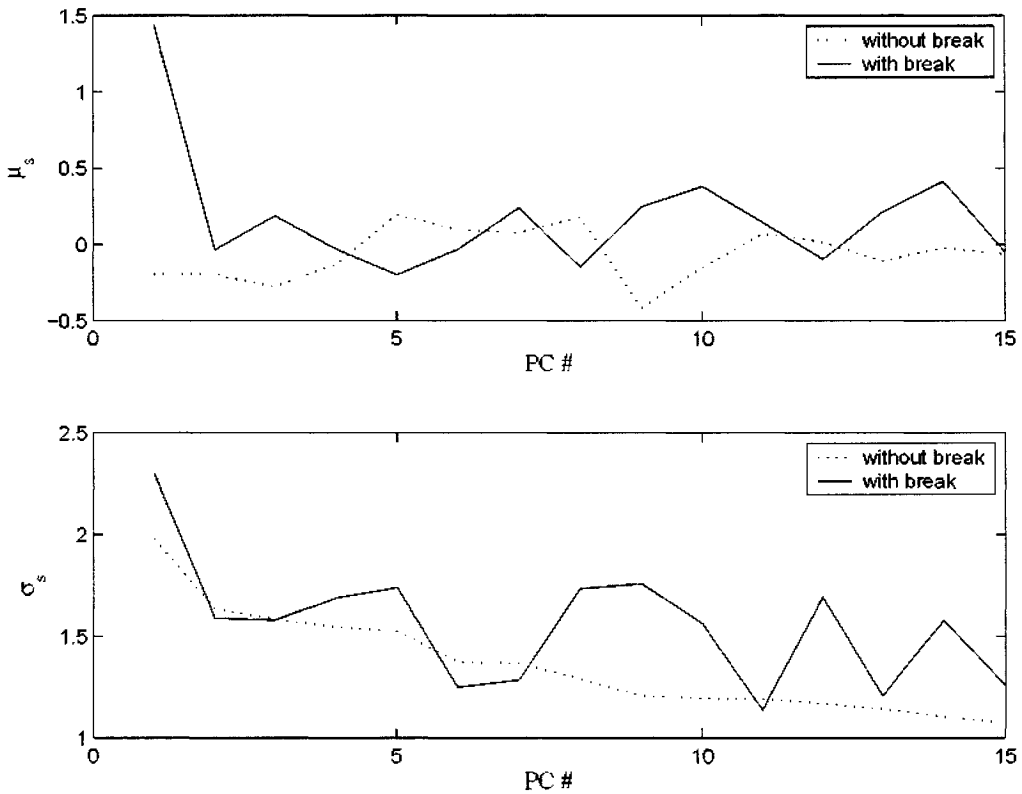


Fig. 8. Up: scores mean for the first 15 PC for filtered training and break datasets. Down: standard deviation for the first 15 PC for filtered training and break datasets (PCA made on absolute values of the changes, with outliers rejection and enhanced break dataset).

9 Choosing a limited amount of variables

Usually, the big advantage of using PCA is that even if the knowledge of the physical processes is very limited, the PCA model could be quite reliable. The usual way of performing PCA is by crunching all the variables together as it has been done, without asking any question about the relevance of those variables. In some cases, this strategy could work. However, if the number of irrelevant variables become to high with respect with the event we try to highlight, the whole PCA strategy could fail, having most of the dataset variability uncorrelated to the events of interest. Until now, the brutal strategy did not work. Therefore, we will try to build new PCA models only on a limited amount of variables and not on all the available data. For the new models, the same data treatment strategies described in the last three sections is applied.

From many sub PCA models grouping different variables in blocks, 10 variables have been identified as the most discriminate in the break diagnosis. These 10 variables are the static values of the broke consistency, the machine speed, the fine percentage, the big shives number, the TMP freeness, the sweetener and the changes in the white water consistency, in the pressure, in the broke proportion, in the DIP proportion.

Figure 9 shows the scores mean and standard deviation for the two sets of data for the different PC of the new model. The PC showing the most difference are PC 1 4 and 5 Figure 10 shows the scores plotted against those PC.

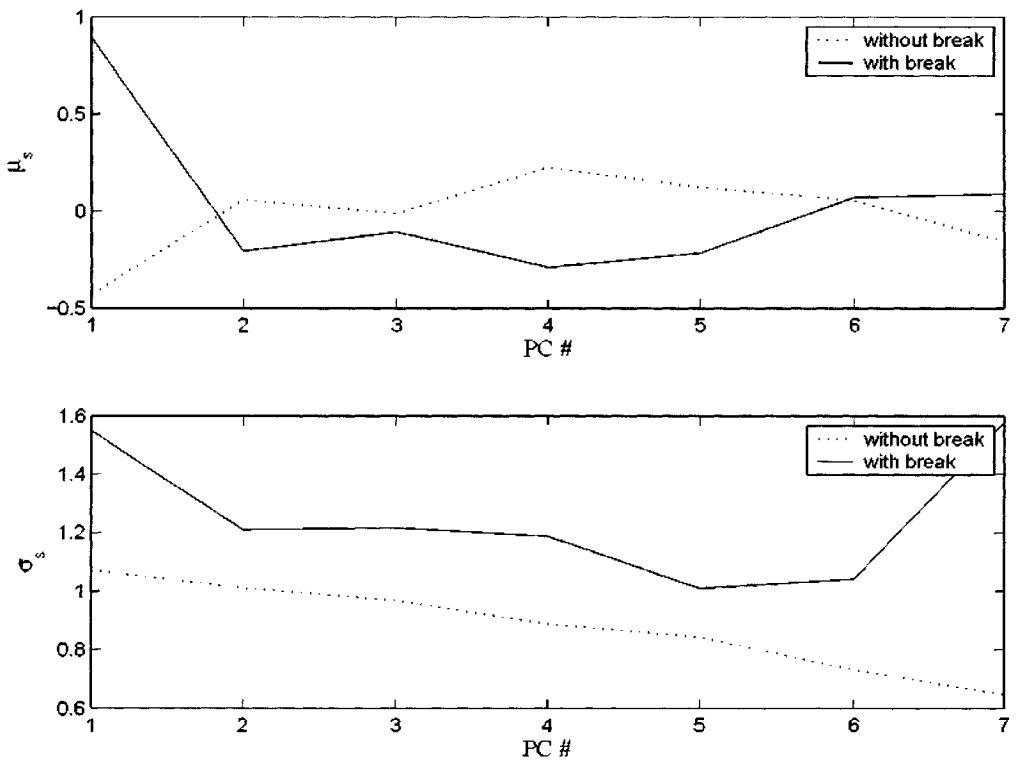


Fig. 9. Up: scores mean for the first 15 PC for filtered training and break datasets. Down: standard deviation for the first 15 PC for filtered training and break datasets. (PCA made on 10 specific variables. with outliers rejection, enhanced break dataset)

For the first time, it seems from the graphs of Figure 10 that some sort of discrimination could probably be achieved through the PCA model as there is a zone on the right that only includes data from the break dataset. However, it is not sure if it will be possible to discriminate a break than other events that cause data to be rejected as outliers in the PCA model. To address this problem, the break dataset must be submitted to the same filtering for outliers' rejection. Figure 11 shows the same two plots as in Figure 10 but the break data set has been submitted to the same outliers rejection. What is indicated in Figure 11 is that the filtering reject the same proportion of data coming from break data than from the normal dataset, making any discrimination impossible. When the scores deviates on the positive side of PC 1, it could show a possible increase in the probability of break, but the level of false alarm for such a diagnosis will be unacceptable.

10 PLS predictor model

Even thought it is probably vain, considering the poor results of the PCA analysis, we can still try a PLS regression. PLS regression intend to predict a variable Y (the binary break variable in our case) using the X (process variables) as regressors. PLS is a least square regression over the latent structures of the X. The latent structures, similar to the PC, have therefore the properties, by the least squares optimization, to maximize the covariance between the X and the Y.

The PLS are performed for the reduced dataset of 10 variables. Figure 12 shows the comparison between the predicted break according to the PLS model and the break binary variable. As the model is absolutely useless, another regression has been tried in order to take in account a larger window for the break occurrence, for the same reasons that we enlarged the break dataset in section 8. Thus, instead of simply giving a 1 or 0, a certain density was attributed for each break, before and after the break occurrence (visible in the second plot of Figure 12. One comment can be done about those graphs: the predictor is everything but efficient!

11 Recommendations

From the studies made in this report, it does not seem feasible to build a robust break detection tool from the process data available. Maybe, a neural nets approach could bring better results in integrating the nonlinearities of the process, but I am quite pessimistic due to the poor results obtained through MVA.

Some other tests need to be done with a new dataset from machine 6 of the Belgo mill. In this production line, two new measurements, a temperature and a pH are available. Maybe this new information could improve the PCA model.

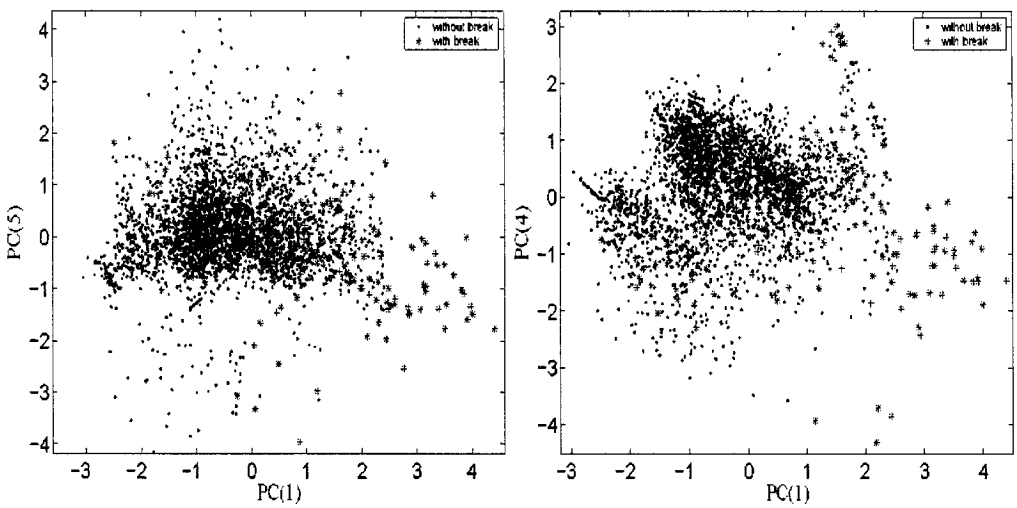


Fig. 10. Projected scores on the PC which show the most differences between break data and normal data. (PCA made on 10 variables)

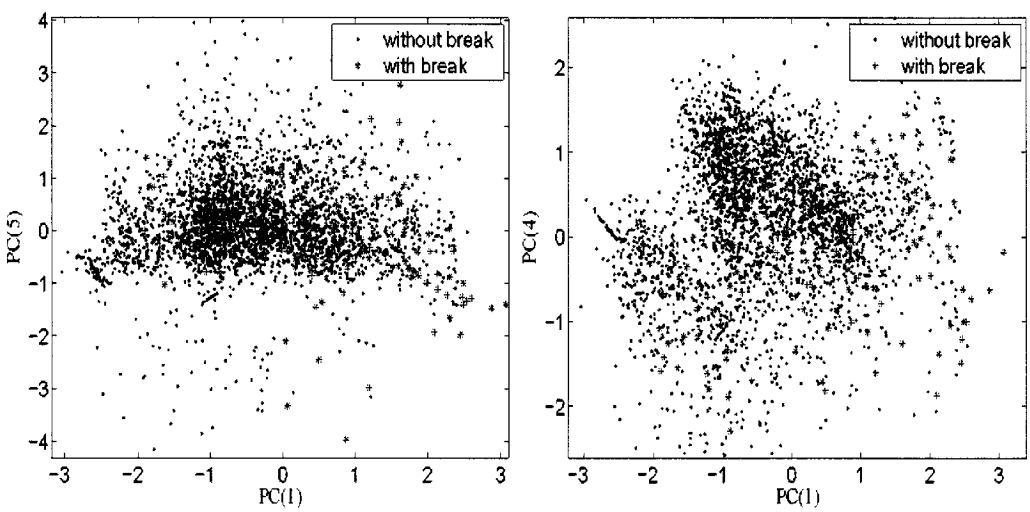


Fig. 11. Projected scores on the PC which show the most differences between break data (filtered) and normal data.

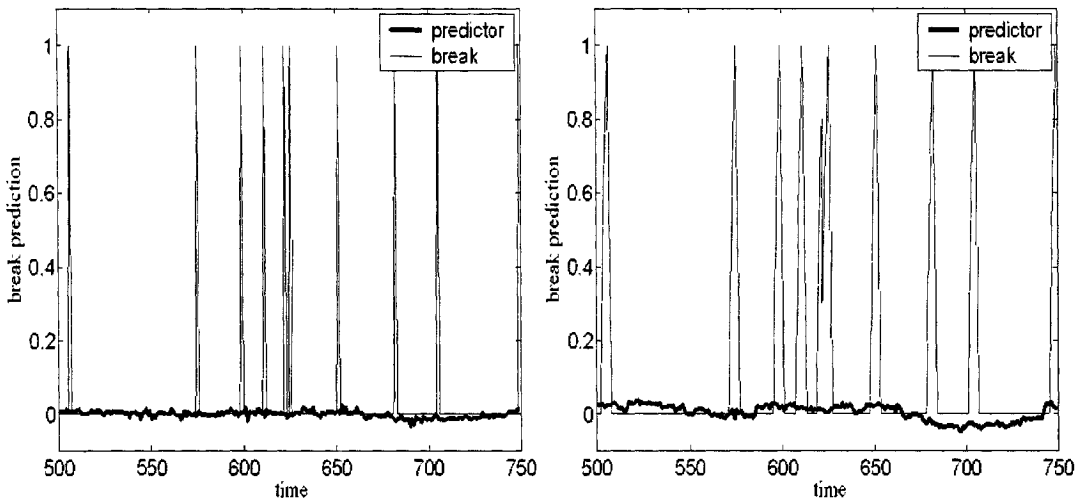


Fig. 12. Comparison of the predicted PLS model and the break binary variable

References

Miyanishi, T. & Shimada, H. (1998). Using neural networks to diagnose web breaks on a newsprint paper machine.

TAPPI JOURNAL, 61(9), 163-170. Nomikos, P. & MacGregor, J. F. (1994). Monitoring Batch Processe Using Multiway Principal Component Analysis.

AIChE Journal, 40(8), 1361-1375. Tong, H. (1995). *Studies in Data Reconciliation Using Principal Component Analysis.* PhD thesis, McMaster University, Hamilton, Canada. Tong, H. & Crowe, C. (1997). Detecting persistent gross errors by sequential analysis of principal components.

AIChE Journal, 43(5), 1242-1249. Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal Component Analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory*

Systems, (2), 37-52. Zhang, Y., Dudzic, M., & Vaculik, V. (2003). Integrated monitoring solution to start-up and run-time operations for continuous casting. *Annual Reviews in Control,* 27(2), 141-149.

Annexe 7

Probabilistic model of web breaks on a paper machine

Probabilistic model of web breaks on a paper machine

Antoine Berton and Fatiha Akrour

Process Integration in the Pulp & Paper Industry
Departement de genie chimique
Ecole Polytechnique, Montreal, Canada
email: antoine.berton@polymtl.ca

Abstract

This report intends in designing a model for the prediction of web breaks on a paper machine. This work is part of the strategic research project: *Innovative Approach to the Optimization and Control of Integrated Newsprint Mill Dynamic Operations.* This works aims in supporting Master student Fatiha Akrour. The main goal of her research consists in characterizing the different types of web breaks and identifying those that are most probably originating from variability in the headbox. Then, using the production data, it is desired to formulate a model allowing the dynamical prediction of web breaks occurrence, before it happens.

The breaks constitute an important source of variability of the paper making process as well as an important source of economic losses. In a previous report, multivariate analysis techniques (MVA) have been unsuccessful in order to create a web break diagnosis tool. Therefore, in the present study, it is aimed to design a probabilistic model of the web breaks instead of a diagnosis tool. This kind of model would provide, for given operating conditions, a probability of web break occurrence. In a fault diagnosis context, this model would be useless. However, using the output of the probabilistic model as a performance index for design of the control and optimization strategies could significantly improve their reliability regarding the web break occurrence.

Key words: fault diagnosis, probabilistic model, multivariate analysis, paper machine, web breaks.

1 Introduction

During summer 2004, Ms. Akrour worked at the Belgo paper mill in Shawinigan (Abitibi-Consolidated) and harvested a tremendous amount of data, spread over almost a year of paper production. The data, archived every 20 or 30 minutes, regroups about 40 variables that, according to Akrour, could most probably have a link with the break occurrence on the paper machine. During those months of production, many breaks occurred on the 4 different paper machines and were listed according to their causes.

In the preliminary MVA work (Berton & Akrour, 2005), only data from paper machine 9 during the months of January through March 2004 were studied. This report concluded that the differences in probability of breaks for different operating conditions were too small in order to design a robust diagnosis tool. However, the tremendous amount of data still contains informative content, even if it is not possible to perform robust on-line diagnosis of the web breaks.

A probabilistic model of the web breaks, even if it could not give a reliable prediction of the occurrence or not of the breaks, could be a very powerful indicator of the general health of the process operations. Putting in context the general objectives of the strategic research project (design of a paper machine simulator, design of a control and optimization procedures, everything in order to improve the broke recycling management), the feed-back of such a performance indicator would be of undeniably relevant.

2 Starting hypotheses

Many web breaks occurred on the paper machine originating from various causes. The goal of the project is not to detect or predict all the breaks but only a portion of them: those not explained by mechanical circumstances in the paper machine (ex: defect of a pump, excess pulp falling on the web, etc.). The portion of unexplained breaks could originate from variability in the chemical compositions of the pulp in the headbox. If this hypothesis is verified, it should be possible to afterward identify a stabilizing control strategy allowing the reduction of break occurrence.

The principal hypothesis that was made in order to explain the breaks is that they are not caused by improper operating levels (steady-state) but rather by abrupt changes in the operating parameters (transitory regimes). These changes are defined as *discrete events*. This report explores the possibilities of linking these discrete events with the web break occurrence.

A similar study related to the prediction of web break occurrence using principal component analysis (PCA) and neural networks was done recently (Miyanishi & Shimada, 1998). With regard to this study, the current work aims more specifically at capturing influence of discrete events. Thus, their study aimed more at linking the occurrence of breaks to a given operating regime rather than to some discrete events. However, the variables used in the two studies are similar, as well as the statistical tools. According to Miyanishi and Shimada, the statistical tools implemented in the plant allowed a significant reduction of web break occurrence and resulted in annual economic benefits for the mill in the order of 1 M$.

3 Data structure

The production data harvested by Akrour regroup around 40 different variables, going from machine speed, consistency in the mixing chest, to the hardwood proportion at the thermomechanical pulp (TMP) plant entrance.

The breaks occur at the end of this relatively long production chain. A pretreatment of the data has therefore been made by Akrour in order to *synchronize* in some way the data and to reestablish the possible cause and effect links between the process variables. Thus, the mean residence time has been estimated for each processing unit in order to artificially introduce a time lag between the process variables. In this manner, a change in the paper machine calendar speed (instantaneously linked to the breaks) is not delayed in the data structure whereas the shives measurements at the TMP-200 are delayed by 2 hours in order to bring back a possible cause and effect link. This synchronization operation is necessary as there is obviously no cause and effect relationship between instantaneous variables at the beginning and at the end of the production chain. However, it is evident that the estimation of the time lag show some uncertainty, this uncertainty becoming more important as getting

far from the end of the production line. Furthermore, abrupt changes at the beginning of the line should not represent more than a light drift of the pulp properties once in the headbox, due to the mixing phenomenon.

A different dataset than the one used in (Berton & Akrour, 2005) is used in the present study. It is operating data from paper machine 6 (PM 6), sampled every 30 minutes from December 2003 through August 2004. This change in the dataset of study was motivated by the weak results obtained with the dataset of paper machine 9, by the fact that more breaks occurred during that period in PM 6 and also due to the presence of three new measurements related to the white water: its temperature, pH and conductivity.

In order to capture not only the operating levels but also the transition amplitude of the process, not only the raw variables are studied but also their variations. Thus, from the 40 process variables, the variation variables were created according to:

$$X(t, i + 40) = X(t, i) - X(t - 1, i)$$

where t refers to the time and i to the variables type. In this way, as much as 80 variables are possibly available for study.

Furthermore, a supplementary variable, so called the break, is created and sometimes used depending on the case. This variable, which is binary, is 0 when no break occurs and is 1 when a break takes place. The whole dataset has been manually filtered in order to take out incoherencies such as breakdown and start-up. Also, it must be noticed that only the breaks due to unknown source are considered in the break variable. It means that the breaks caused by mechanical problems, pump defaults or by pulp falling on the web are not considered in the study.

4 Basic idea: one variable considered

In order to explain what the probabilistic model could look like, it is interesting to build a very simplistic one, based on only one measurement. From prior analysis made by Akrour, the variable that seems to have the most influence on the breaks is the variations in the PTM proportion feeding the mixing chest. Therefore, a basic probabilistic model can be achieved from this unique variable, in order to introduce more complex structures in the next sections.

The proposed model makes use simply of historical data in order to see if it is possible to extract a tendency. The 9 months period is basically separated in 11 subclasses according to the variation of the PTM proportion. Then, for each of the subclasses, the proportion of break that occurred is calculated leading to the corresponding break probability. The first plot of Figure 1 shows the break probability (observed) with respect to the PTM proportion variation (in %) as the second plot shows the same probability but with respect to the absolute value of these variations. Furthermore, in Figure 1, secondary bars indicate the size of the sample in each class (in percentage of the total sample, near to 12000 observations). When the secondary bar goes over the size of the y axis, the sample can be larger than the axis, signifying a sample statistics anyway reliable. From Figure 1, it is obvious that the probability of break occurrence is linked to the changes in the PTM proportion. When there is no

change in the PTM proportion, the probability of break during a 30 minutes lag is around 2 % as it reaches around 10 to 15 % when the variation amplitude is increased.

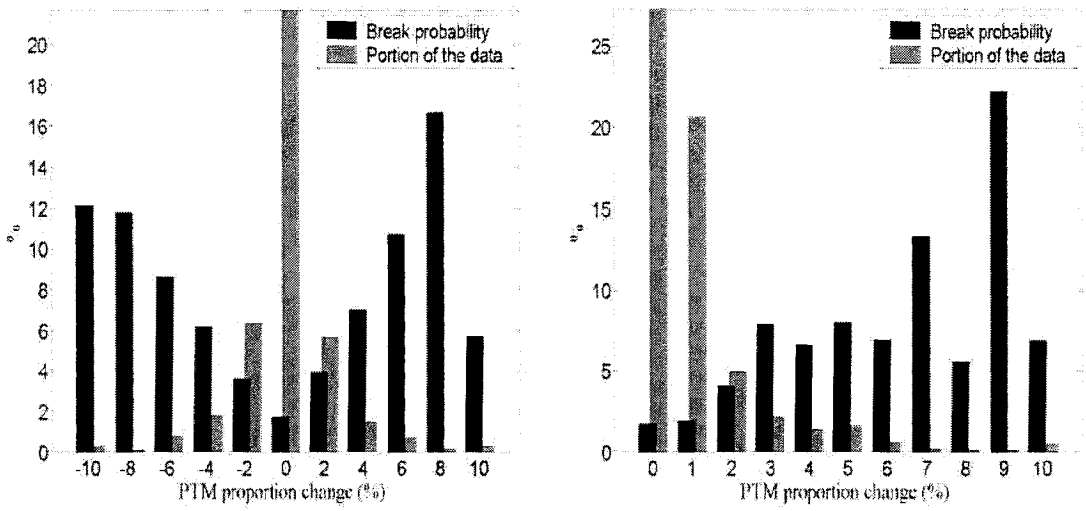


Fig. 1. Observed probability of breaks with respect to the PTM change. On right: absolute values of the changes.

The value over 20 % in the second plot is somewhat imprecise as the size of the sample is very low for this class. Anyway, the tendency shown means that building a probabilistic model for web break occurrence is feasible with the archived data. The model based only on the PTM change is however not sufficient as the breaks might depend on many other variables.

5 Multivariable probabilistic linear model

The web breaks occurring in the paper machine are obviously not only due to one variable. Many of the process variables operating levels or variation amplitude could have an effect on the web break occurrence and the probabilistic model should therefore accounts for all these variables. Instead of using one variable, as in Figures 1, the x-axis variable could be a combination of many variables. In this section, different linear combinations are explored and compared.

5.1 Web breaks correlation model

The simplest linear combination of the process variables consists in computing the correlation between each of the measured variables and the break occurrence variable (the binary variable). The new variable is therefore the scalar product of this vector of coefficients with each of the observations. Figure 2 shows the break probability for data of PM 6 depending on the result of this scalar product. This is shown for the case when the changes in the variables are taken as they are and when the absolute values of the changes are taken. As in the previous graphs, the portion of the total sample in each class is

given by the secondary bar. In the first plot of Figure 2, the tendency shown is not reliable as only 3 breaks occur outside of the 3 main probability bars.

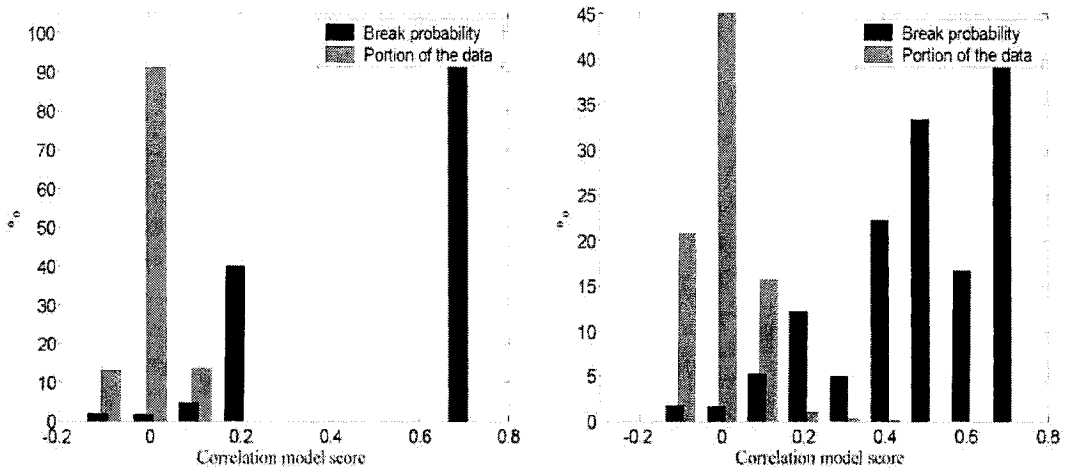


Fig. 2. Observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model. On right: absolute values of the variations.

However, the tendency of the second graph is more interesting. Even if the samples are small in the classes where the probability of break is high, the repeated tendency over numerous classes confirms that the correlation model applied to the raw variables and the absolute values of their changes could be a fair indicator of the overall process performance and safety. As most of the data stand on the first few bars of the graphs, Figure 3 repeats these two plots but with a different scale and smaller discretization between the classes. Figure 3 confirms that using the absolute value of the changes is better as the probability of breaks increases in a more monotonic way.

But as discussed before, it is not aimed in designing a diagnosis tool. Even with this model that could seem fairly instructive, a fault diagnosis having its threshold just after the third bar of the right plot of Figure 2 would results in an approximate level of false alarm of 80% and an approximate level of undetected breaks of 90%, which is unacceptable for any fault detection procedure.

While being useless for diagnosis, the correlation model could be a very good monitoring indicator of the process performances. For instance, if it was possible to operate, with a given control and optimization procedure, only in the range of the two first bars of the right plot of Figure 2, it could be expected to avoid around 40% of the breaks. This would result in significant economic impact for the plant.

In order of importance, here are the principal variables used by the correlation model with the sign of their contribution:

- Δ PTM proportion (+)
- Δ broke proportion (+)
- Δ consistency in the mixing chest (+)
- Δ DIP proportion (redundant with the first two) (+)
- Δ white water consistency (+)
- Δ mixed pulp flowrate (+)

- Δ headbox consistency (+)
- White water temperature (-)

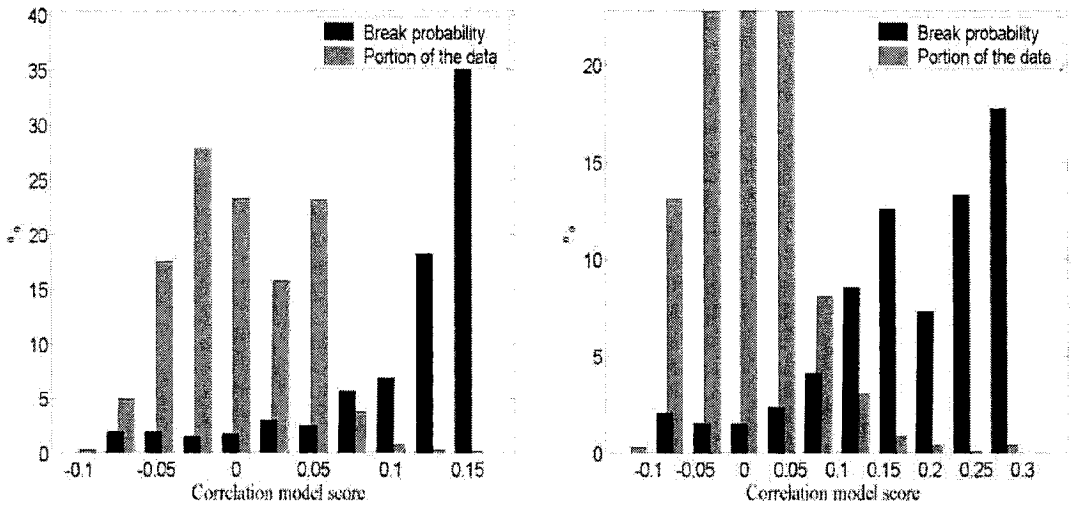


Fig. 3. Observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model. On right: absolute values of the variations (smaller scale).

What can be seen from these variables is that the hypothesis of the discrete events being correlated with the web breaks seems to be right. The seven most important variables in the correlation model are variations.

The correlation model could be refined by doing outliers rejection, insignificant coefficient elimination, etc. However, it is already good enough in order to compare its performances with other break probabilistic models.

5.2 Web breaks PC model

A natural candidate for a linear combination of variables is the principal components (Wold et ah, 1987). Fault diagnosis using principal component analysis (PCA) or the partial least squares (PLS) has been proved to be very efficient tools and literature in this field is vast (Tong & Crowe, 1997; Nomikos & MacGregor, 1994). For instance, in a very similar set of problems as the one of the break of a paper machine, scientist of the Dofasco steel company demonstrated to have significantly reduced the number of caster strand breakouts by using this kind of statistical tools (Zhang et al., 2003). But the principal components in the present case are not to be used as a diagnosis tool, as in the precedent report (Berton & Akrour, 2005), but just as a new variable integrating many process variables. As in the case of a unique variable, it is possible to assign a probability of break according to the scores of a given PC. However, it is not sure that any of the given PC will enable to bring a clear tendency in the model. Also, maybe more than one PC might be good candidates and the PCs could therefore be used jointly, in a multidimensional probability mapping.

5.2.1 Best PC candidates

This approach consists in performing a PCA on the original dataset, including the temporal variations of all the variables except the grade and spectra variables (without the binary break variable) and to separate the data into two groups: those with breaks and the other without. The total amount of data contains close to 12000 observations of the 40 variables on PM 6. From these observations, 276 observations where a break occurred were removed. As the main hypothesis states that the breaks may be due to the changes, no matter on what direction, all the changes were used in absolute values. One can mention that it is a normed PCA that is to say that the data are centered and reduced.

From the principal components (PC), it is possible to calculate the scores of the different observations. Each score represents a projection of an observation on the principal components. The scores can be associated to the PC model residuals as they have a zero mathematical expectancy. The scores are directly computed trough the scalar product of a PC and a given observation. As we aim at identifying a tendency discriminating the break data from the normal data, it is useful to compare the scores of the PCs for the two datasets. For that purpose, Figure 4 shows the mean (μ_s) and the standard deviation (σ_s) of the scores for the data with breaks and for the data without break. For the score plot visualization, the PCs that are the best candidates for enhancing the break tendency are those where the difference in the mean is the highest but also those that have a low standard deviation for the break scores.

From Figure 4, the PC 1 and 6 seem to be among the best candidates for break discrimination. Figure 5 shows the break probability observed on PM 6 with respect to the scores of these two principal components. Compared to the probability function obtained with the correlation model, the principal components models show less discrepancy with regards to the web break probability. However, each of the classes includes more data than the correlation model, bringing a better reliability to the calculated probabilities. With PC 1, the absolute value of the score could be plotted in order to obtain a linear tendency, but the break probabilities are actually too low in that case to build a truly informative break index. The best PC result is obtained with PC 6 for which a tendency is visible, the probability of breaks increasing with the scores of the observations.

The not so good results obtained with the PC linear combinations are not that surprising. In fact, the PC intends to describe the overall process variability and there is no guaranty that the web breaks could be reflected clearly in that variability, and distinguished from other events. In the best of the case, a PC would have reflected a direct relation with the breaks. However, PC 6 shows anyway a satisfying correlation with the breaks.

An interesting fact about PC 6 is that its coefficients are very similar to the ones of the correlation model. In fact, most of the important variables of the correlation model are also important into PC 6. The larger coefficients of PC 6 are in descending order:

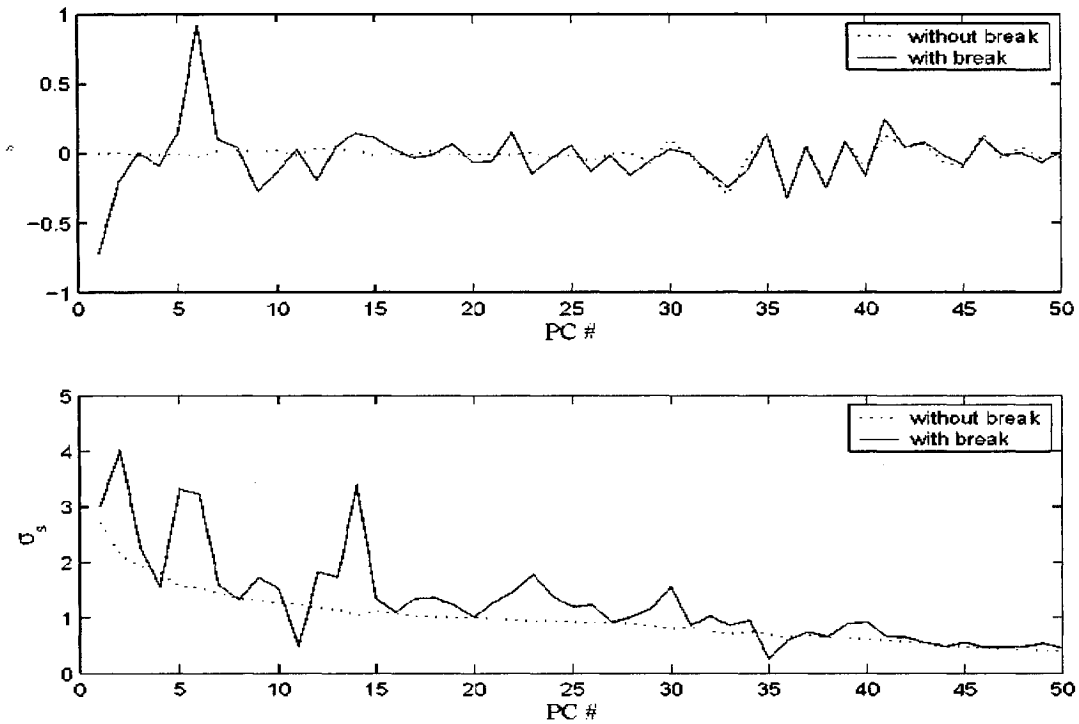


Fig. 4. Up: scores mean for the first 50 PC for training and break datasets. Down: standard deviation for the first 50 PC for training and break datasets.

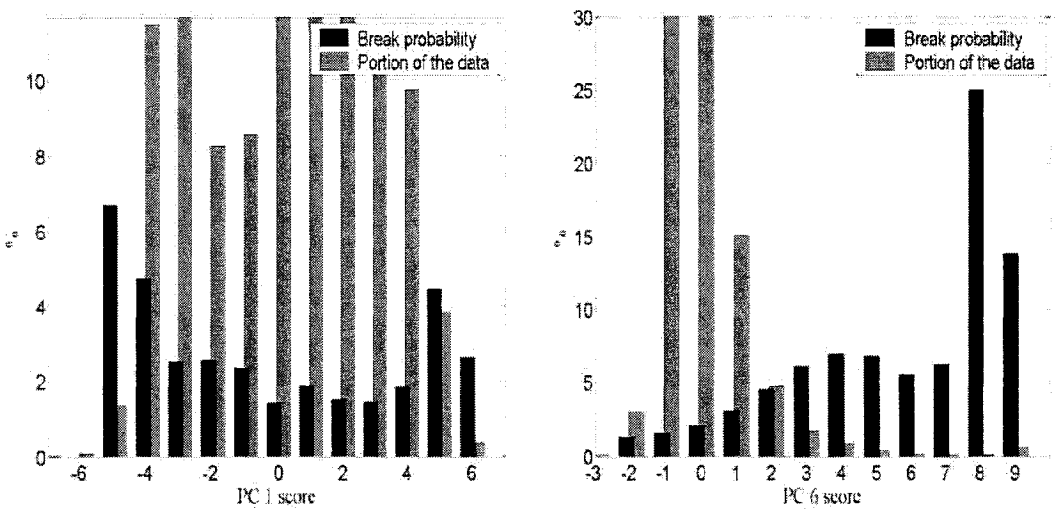


Fig. 5. Observed probability of breaks with respect to the scores of principal components. Left: 1st PC; Right: 6th PC.

- Δ PTM proportion (+)
- Δ broke proportion (+)

- Δ white water conductivity (+)
- Δ white water temperature (+)
- Δ DIP proportion (redundant with the first two) (+)
- Δ blue spectra (+)
- Δ red spectra (+)
- Δ headbox consistency (+)
- Δ PEO (+)
- Δ mixed pulp flowrate (+)
- Δ consistency in the mixing chest (+)

Therefore, The PCA analysis confirms in some way the results of the correlation model concerning the most influencing variables on the web breaks.

6 Multivariable probabilistic non-linear models

Until now, only linear combinations of variables have been considered. In the aim of realizing a web break predictor, non-linear models would surely perform better. Neural networks or logistic regression are tools perfectly suited to end up with a 0 or 1 output (no break or break). However, it is not aimed at predicting the breaks in the present case. It is aimed at evaluating the break probability for a given operating condition. This section explores how the logistic regression can be used to build a probabilistic chart similar as what was performed in the last section using linear combinations of the process variables.

The logistic regression basically performs a non-linear transformation on the regressors x in order to predict an output y (Bernard, 2003; Williams et al., 2005). In our case, the non-linear transformation is given by:

$$\hat{y} = \frac{exp(a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + ... + a_nx_n)}{1 + exp(a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + ... + a_nx_n)}$$

This transformation has the interesting property of keeping the output between 0 and 1. The regression was made using the commercial software Statistica. After a sensibility analysis, only nine coefficients were kept in the regression model, linked to the following variables:

- a constant (a_0) (-)
- Δ white water consistency (+)
- Δ PTM proportion (+)
- Δ headbox consistency (+)
- Δ consistency in the mixing chest (+)
- Δ blue spectra (+)
- Δ bypass screener 50T (+)
- Δ fiber PTM (-)
- Δ medium size fiber PTM (+)

From the results of the regression, a similar plot as in the last section is made in Figure 6. A linear tendency is visible in Figure 6 with regards with the evolution of the break probability, for the two scales displayed. Furthermore, an advantage of the logistic regression is that the output of the model is directly an evaluation of the break probability. In both graphs of Figure 6, the slope is approximately equal to 1 .

Therefore, from this first approach, the logistic regression seems very powerful at predicting the break probability. However, a drawback of this method is, like for the correlation model, the weak amount of data out of the first few bars.

7 Web breaks probabilistic map

The web break index can show a probability of break regarding one variable or a linear combination of variables, like in the last sections. But it can also show a probability of break with respect with two variables, or two linear combinations of variables. This results in a 2 dimensional map of break index. In order to visualize this kind of map, different linear combinations of variables will be used. Among the three combinations of variables, PC 6 is especially interesting because the data is well distributed among the range of the PC scores. The correlation model and the logistic regression show a clearer tendency, but most of the data stand on a very limited range of the x axis.

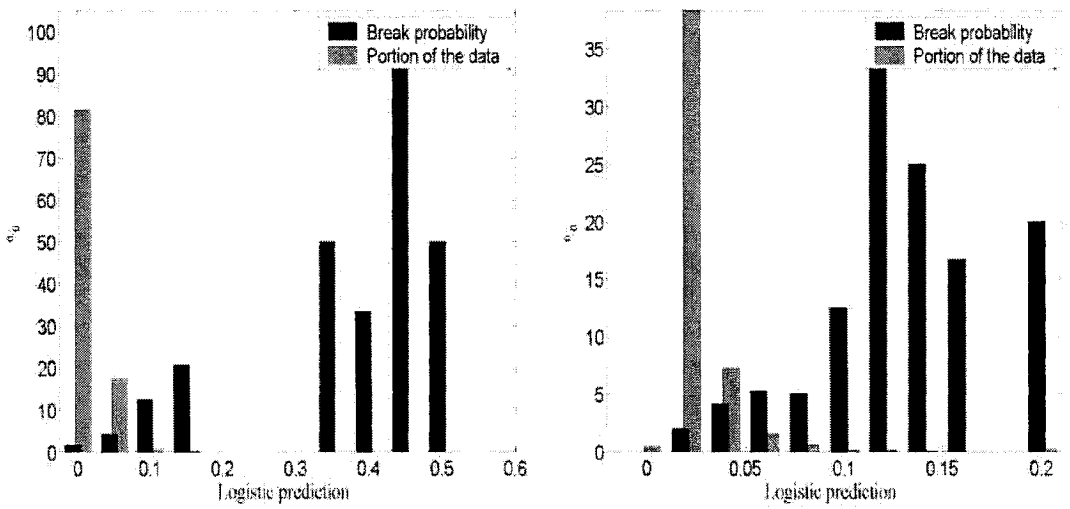


Fig. 6. Observed probability of breaks with respect to output of the logistic regression. Left: large scale; Right: small scale.

7.1 Map of correlation scores vs PC 6 scores

The first probability map is done using PC 6 and the correlation model. In Figure 7, the first plot shows both the break data and the normal data distribution in the dimensions of the correlation model and the PC 6. The second plot shows the corresponding probability of break. In terms of scale, the two plots can be superimposed one over the other. In Figure 7, the range of the two variables is very large in order to capture extreme events. These results in very high and low probabilities in the region far from the main cluster as the sample sizes in these regions are small.

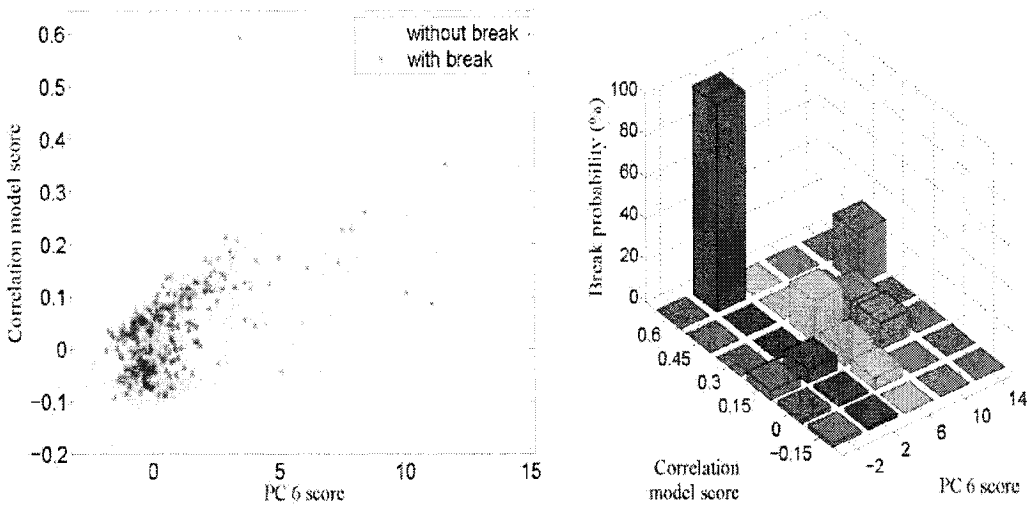


Fig. 7. Left: Distribution of the break data and normal data with regards to the correlation model and the PC 6; Right: Observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model and the PC 6.

For instance, the 100% break occurrence in the probability plot is obtained in a region where only one observation can be found. Therefore, the probabilistic model for such a range is not very accurate, even if it provides valuable information due to the high break probabilities observed.

However, in a context where the web break index is to be used in a control and optimization algorithm, the web break probabilities capturing in details the more general operating conditions (in the main cluster) would be more useful. Figure 8 shows the same plots as Figure 7, but with a different scale and a different discretization of the probabilities. In this more precise probability map, it is possible to identify some operating regions where the web breaks have occurred less often. For the overall dataset, break occurs at a 2.3% of probability. In some regions of the probability map, the break occurrence drops to around 1.5%, with a significant sample size. It means that this tool could represent a good candidate as a web break index, for monitoring purpose, as well as good benchmark in the development of control and optimization procedures.

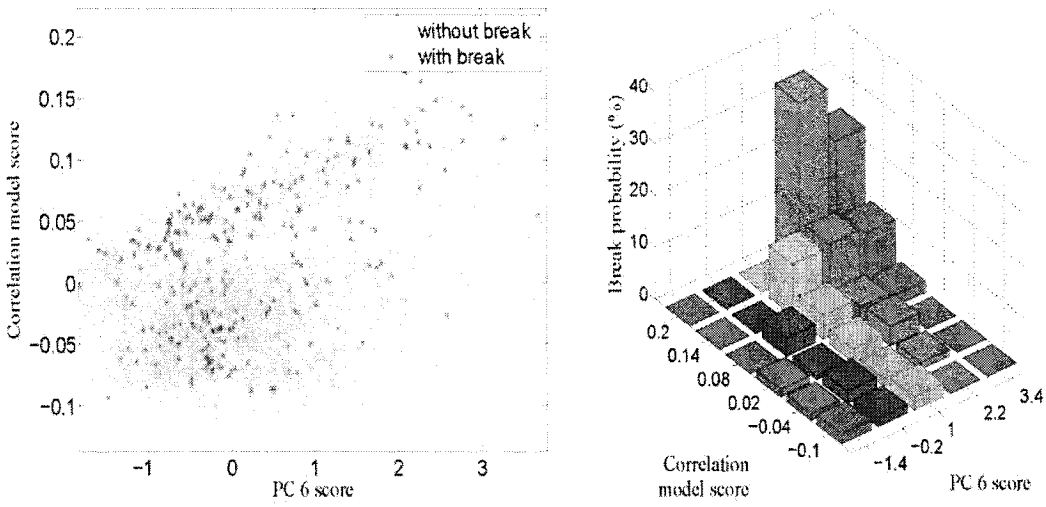


Fig. 8. Left: Distribution of the break data and normal data with regards to the correlation model and the PC 6: Right: Observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model and the PC 6 (small scale).

7.2 Map of logistic regression vs PC 6 scores

A second probability map can be built using again PC 6 but this time with the logistic regression model. Figure 9 shows both the data distribution and the probability map with regards to these new dimensions. Due to the large scale, this plot is not very interesting with regards to the web break index reliability but it shows the data occurrence in a more general perspective.

Figure 10, with a smaller scale, is more instructive. In the probability map, there is a clear region where the web break occurrence is low. In the low end of the probability map, three bars show a zero break probability (for 45 observations), and for the bar intersecting both zeros, the web break probability reaches less than 1.25%, with a sample size of around 2400 observations, which is significant. In the data projection on the first plot of Figure 10, it seems that the two considered variables are correlated. Both the break data and the normal data seem to follow a positive correlation between the logistic prediction and the PC 6 scores. This is normal due to the fact that these two projections, linear and non-linear, are generated independently. If two PC were to be used is a similar plot, no correlation should be observed. Another interesting thing is the floor level with respect to the logistic prediction. It seems to have some sort of minimum level on the logistic prediction around 0.018.

However, the actual shape of the probability map of Figure 10 seems on a first view a valuable tool for characterizing the plant operation with regards to the breaks

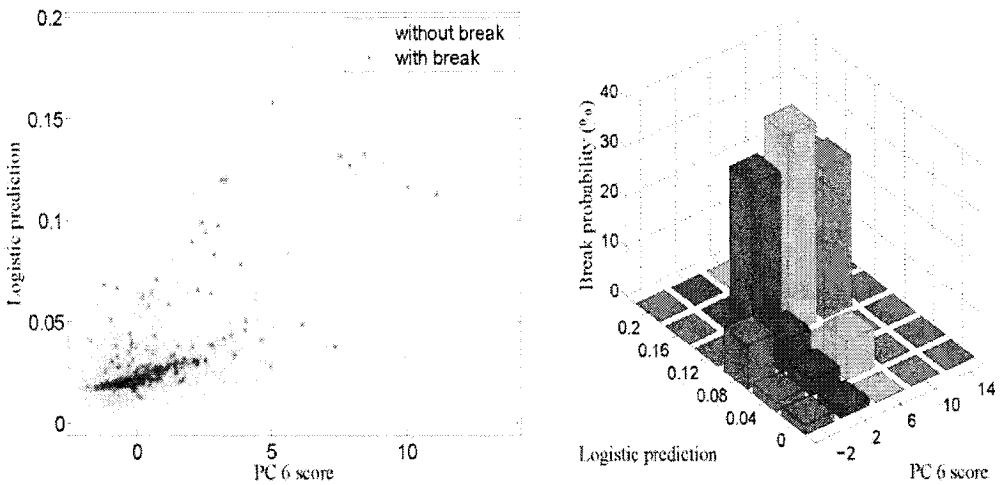


Fig. 9. Left: Distribution of the break data and normal data with regards to the logistic prediction and the PC 6; Right: Observed probability of breaks with respect to the scores of the logistic prediction and the PC 6.

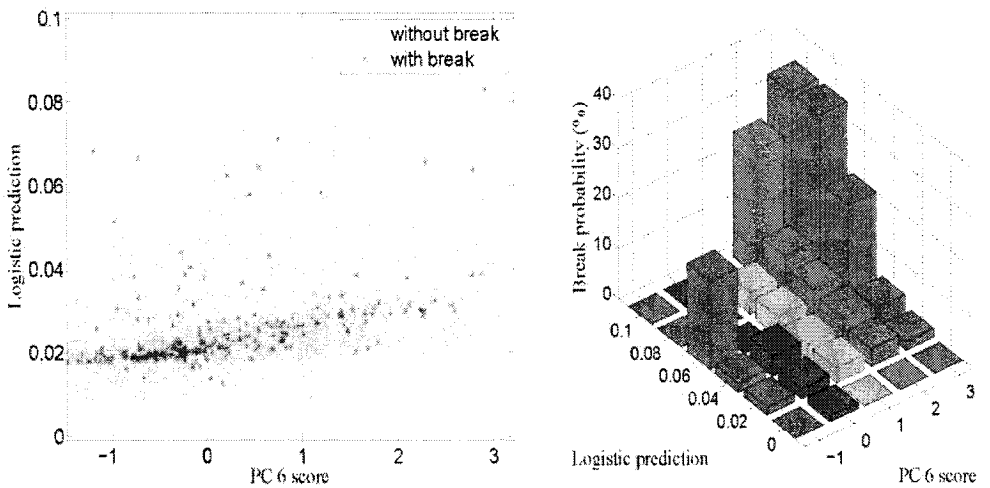


Fig. 10. Left: Distribution of the break data and normal data with regards to the logistic prediction and the PC 6; Right: Observed probability of breaks with respect to the scores of the logistic prediction and the PC 6 (small scale).

8 Validation on a new paper machine

In the last sections, it was shown that some kind of break tendency was visible with respect to the linear combinations of the variables considered. Maybe it is not the best linear combination of variables, but it is one that should work. However, a relevant interrogation is about the repeatability of the break patterns. The web breaks charts and maps were obtained using the whole dataset from paper machine 6 during the 9 months of operation. Ideally, another dataset from the same machine would be available in order to verify if a similar break pattern remains. But

as the total number of breaks is quite low, it was decided not to divide the dataset between a calibration and a validation dataset, in order to have a reliable break statistics.

Therefore, to verify if the tendencies observed in the last sections were valid, a new dataset coming from paper machine 8 (PM 8) is used. The different paper machines of the Belgo plant have different behavior, are operated differently, and imply different measured variables. So, the perfect match is not expected. A few measurements (temperature, pH, conductivity) are not available in PM 8. These measurements are ignored in the score generation procedure. Furthermore, there are additional measurements available in PM 8 that are ignored for the purpose of the validation.

8.1 Validation of the linear models

In Figure 11, the same correlation model and the same PC model as for PM 6 has been used to generate new scores. The two plots show the observed probability of break with respect to the correlation model scores and the PC 6 scores. The agreement between the tendencies of Figure 11 with those of Figure 3 and Figure 5 is clear. Even with different variables considered and different operating conditions, the two linear combinations of variables have a similar ability to characterize the break probability.

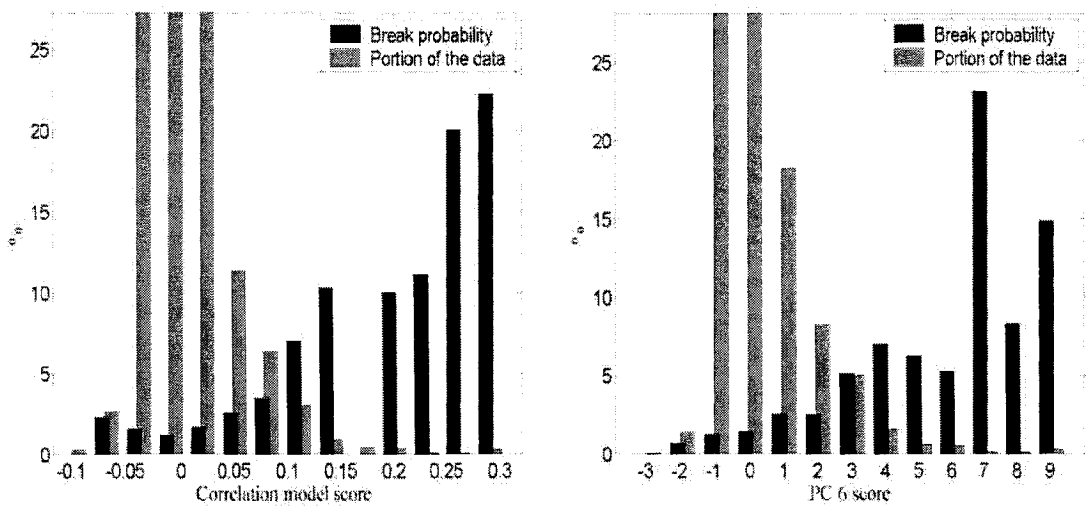


Fig. 11. On left: observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model. On right: observed probability of breaks with respect to the scores of PC 6. (PM 8)

8.2 Validation of the non-linear models

Figure 12 shows the observed probability of break on PM 8 when the logistic regression model of PM 6 is applied. No matter of the scale used in Figure 12, the logistic regression model is not reliable over this new dataset. Non-linear regression is more sensible to noise than linear regression and this is reflected in the poor reliability of the logistic model.

In order to test if the robustness of the logistic prediction would perform better with a dataset originating from the same paper machine, the dataset of PM 6 has been separated in two parts, a

calibration part (5 months) and a validation part (4 months). Figure 13 show the results of the observed break probability with respect to the logistic prediction for both the calibration and the validation datasets.

As less data were used in the calibration of the logistic regression model, the tendency shown by even the calibration set is not well denned. However, the agreement between the calibration and validation dataset remains and indicates that the logistic prediction could still be used, if the range of operation is to be similar to the one used for the model calibration. Nevertheless, linear models should be preferred if robustness is aimed in the control and optimization procedure.

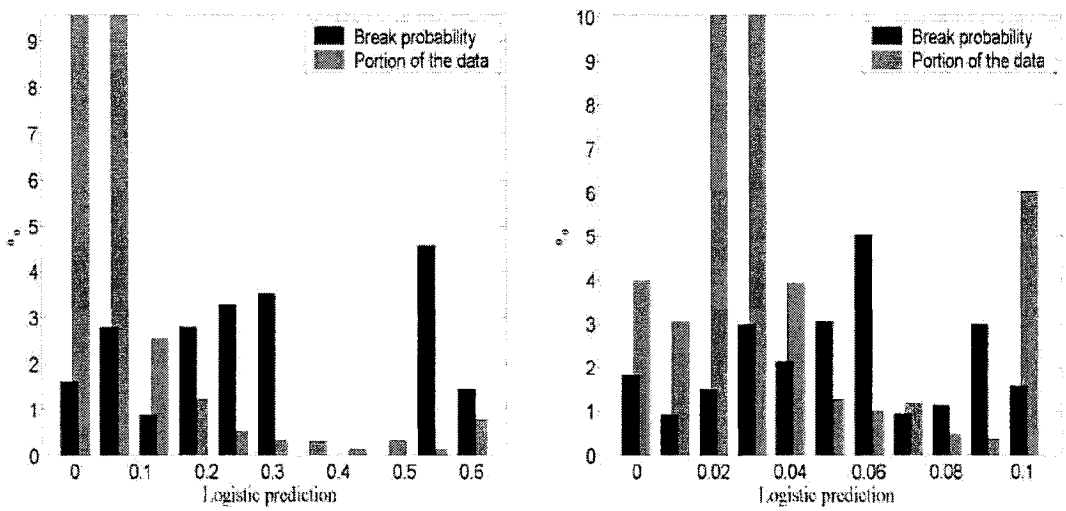


Fig. 12. On left: observed probability of breaks with respect to the logistic prediction model (large scale). On right: observed probability of breaks with respect to the logistic prediction model (small scale). (PM 8)

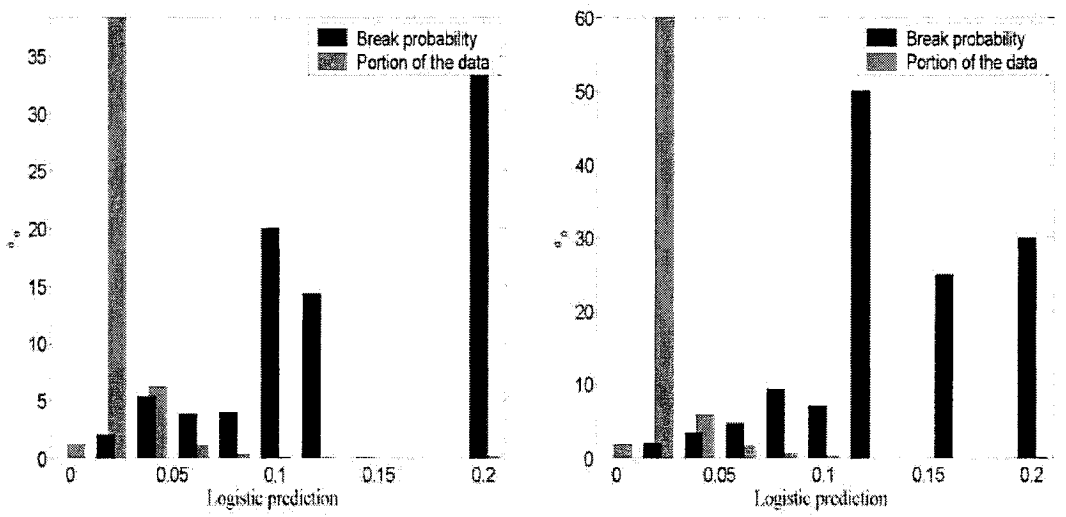


Fig. 13. On left: observed probability of breaks with respect to the logistic prediction model (calibration). On right: observed probability of breaks with respect to the logistic prediction model (validation). (PM 6)

8.3 Validation of the probability map

Only linear models will be used in the validation of the maps, as the non-linear logistic regression has been proved to fail to predict the break probability on PM 8. Figure 14 shows the probability map with respect to the joint combination of PC 6 and the correlation model, still with the data from PM 8. On the left plot, the normal data and break data occurrence is shown for the same domain (it is still possible to overlap the two plots). Even if a perfect match between the break probability patterns is not observed, the similarities are big enough to conclude that this kind of tool seems reliable enough to be used at least as a monitoring and optimizing tool.

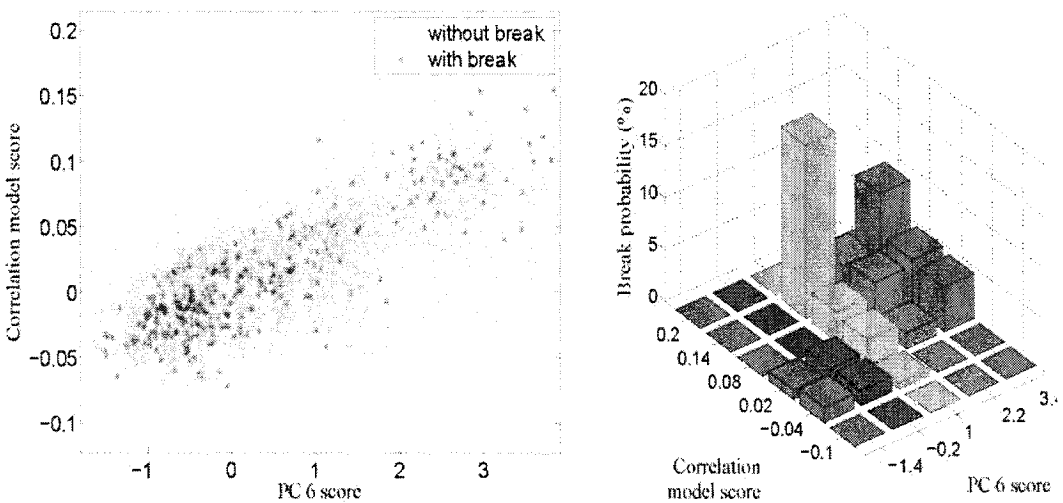


Fig. 14. Left: Distribution of the break data and normal data with regards to the correlation model and the PC 6 on PM 8; Right: Observed probability of breaks with respect to the scores of the correlation model and the PC 6 on PM 8.

The differences between the four paper machines will justify a different correlation model and principal component model for each machines. However, the present validation of the model of PM 6 on the data of PM 8 indicates that the linear models used are reliable enough to be applied on new data and should therefore be a good tool for optimization purposes.

9 Recommendations

The work presented in this report is still in progress and should be refined in order to put in place a robust web break index. For instance, all the variables are used in the two main linear models considered. By removing some of them that are not related to the breaks, noise could probably be reduced. Also, engineering work needs to be done in order to interpret some of the results and improve the break index. Until now, the data have been used without further considerations about their meaning. Along with Akrour, it is planned to add process knowledge into the web break index.

Nevertheless, the preliminary results are encouraging as the developed tools seem to have the ability of capturing the web break probability index with respect to the operating conditions. Another

positive point is the conclusion that the discrete events (variations of process variables) are truly an important factor in the web break occurrence.

Maybe other combinations of variables (linear or non-linear) could be explored keeping the same methodology of building probability charts or probability maps. However, this work would have to be on a trial basis and could be quite time consuming. Considering the results obtained from linear combinations of variables and the advantages on the simplicity point of view for the further steps of the overall strategic project, the linear combination of variables might be satisfying.

9.1 Pursuit of the strategic project

Including the web break index in the control and optimization algorithm would probably be too complicated. However, doing some sort of feed back from it is surely possible.

In control schemes, it is often impossible to manipulate as we want the nominal value of the process variables, due to safety concerns, operator mindsets or simply process physical limits. But manipulating the way we are moving from a nominal level to another is precisely the task of the control scheme. The good news is that from the preliminary results shown in the present study, the breaks are highly correlated to the changes of the process variables. A proper control strategy enabling to restrict the domain of the process variables in a well-defined range of the web index map could reduce the occurrence of breaks. For instance, Figure 15 shows for PM 6 two regions of operation where the break occurrence is low. The two regions are shown with a red and a blue circle. Knowing if operating all the time or most of the time within such a region is a question that has to be answered in the future, but generally, an improvement in the control and optimization procedures have a good chance of success in the task of limiting the break occurrence. This confirms recent work from (Dabros et al., 2003) about the broke recirculation strategy

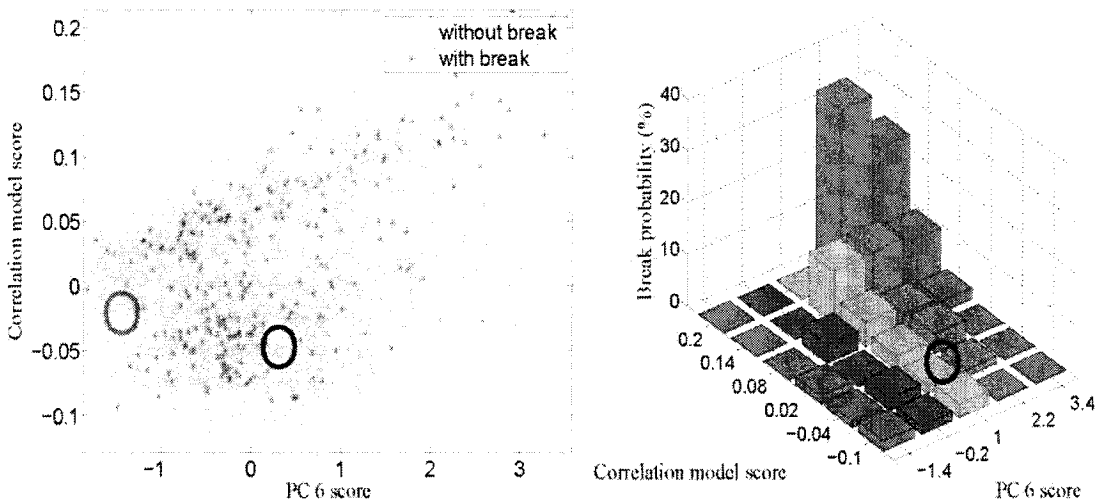


Fig. 15. Left: Distribution of the break data and normal data for PM 6; Right: Observed probability for the same domain of PM 6. (Circle over optimal operating regions)

Once this work is refined, it will have to be fully integrated in the process control and optimization techniques we intend to develop for the Belgo plant simulator and eventually to the real plant. Along with other performance objective functions and process constraints, the web break index will have to be considered in the way the plant is run. Other objective functions will deal with product quality, energy consumption, environmental restrictions and production rate. All those aspects have a direct economical impact on the plant performance and only their common consideration in an integrated control and optimization strategy could lead to optimal process operation insuring long term health of the Canadian pulp and paper mills.

References

Bernard, P.-M. (2003). Regression logistique. Notes de cours EPM-64312, Departement de Medecine Sociale et Preventive, Universite Laval.

Berton, A. & Akrour, F. (2005). *MVA of paper machine breaks.* Technical report, Process Integration in the Pulp & Paper Industry, Ecole Poly technique, Canada.

Dabros, M., Perrier, M., Forbes, F., Fairbank, M., & Stuart, P. (2003). Improving the Broke Recirculation Strategy In a Newsprint Mill. In *PAPTAC 89th Conference, Montreal.*

Miyanishi, T. & Shimada, H. (1998). Using neural networks to diagnose web breaks on a newsprint paper machine. *TAPPI JOURNAL,* 61(9), 163-170.

Nomikos, P. & MacGregor, J. F. (1994). Monitoring Batch Processe Using Multiway Principal Component Analysis.*AIChE Journal,* 40(8), 1361-1375.

Tong, H. & Crowe, C. (1997). Detecting persistent gross errors by sequential analysis of principal components.*AIChE Journal,* 43(5), 1242-1249.

Williams, A. S., Sweeney, D. J., & Williams, T. A. (2005). *Statistics for Business and Economics.*

Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal Component Analysis. *Chemometrics and intelligent Laboratory Systems,* (2), 37-52.

Zhang, Y., Dudzic, M., & Vaculik, V. (2003). Integrated monitoring solution to start-up and run-time operations for continuous casting. *Annual Reviews in Control,* 27(2), 141-149.