

Titre: Optimisation stochastique d'un mélange de cru de ciment
Title:

Auteur: Véronique Bouzaglou
Author:

Date: 2011

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Bouzaglou, V. (2011). Optimisation stochastique d'un mélange de cru de ciment
[Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/637/>

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/637/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Denis Marcotte
Advisors:

Programme: Génie minéral
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

OPTIMISATION STOCHASTIQUE D'UN MÉLANGE DE CRU DE CIMENT

VÉRONIQUE BOUZAGLOU

DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE MINÉRAL)

JUIN 2011

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé:

OPTIMISATION STOCHASTIQUE D'UN MÉLANGE DE CRU DE CIMENT

présenté par: BOUZAGLOU Véronique

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

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

M. GAMACHE Michel, Ph.D., président

M. MARCOTTE Denis, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. BOND James, B.Sc.A., membre

REMERCIEMENTS

Un gros merci au Professeur Denis Marcotte pour son dévouement et sa patience.

Tous mes remerciements à l'équipe de mélange du cru de Lafarge (Marc Deschênes, Michael Moran, Elaine Campbell et tous les autres) pour leur précieuse collaboration.

Merci à toute l'équipe du laboratoire de géostatistiques/géophysique, en particulier :
P-O, Maude, Jacques-Étienne pour la bonne compagnie,
Min et Victor pour tous nos échanges culturels,
Martine, pour toute l'aide et pour ses bons conseils.

Merci à ma famille : ma mère Hélène et mon père Guy pour leur support et mon frère Philippe pour nos séances Skype.

Merci à François de m'avoir supporté tout le long de ma maîtrise.

RÉSUMÉ

Une des étapes critiques du procédé de fabrication du ciment est la production du mélange de cru. Un cru homogène permettra la production d'un ciment de qualité en plus de stabiliser le procédé de cuisson et de réduire la consommation d'énergie au four. Le mélange du cru de ciment est le résultat d'un mélange de différents matériaux (argile, calcaire, fer, matériaux auxiliaires). Le présent mémoire s'intéresse à améliorer l'homogénéité du mélange de cru en contrôlant les proportions des divers matériaux arrivant au mélange.

Le système de contrôle développé dans ce mémoire consiste à estimer la composition des matériaux arrivant au mélange et du mélange à partir d'outils géostatistiques tels que le cokrigage simple et le cokrigage ordinaire. Les matrices de covariance nécessaires pour l'utilisation de telles méthodes sont obtenues à partir des corrélations et corrélations-croisées observées dans les matériaux arrivant au cru ainsi que les proportions passées des matériaux produisant le cru. Différents paramètres ont été ajoutés à l'algorithme de contrôle tel que les facteurs de gain et de contrôle des variations des proportions. Ces paramètres ont été optimisés afin d'obtenir un mélange le plus homogène possible. L'utilisation de moyennes mobiles dans le système de contrôle a aussi été étudiée.

Les algorithmes de contrôle développés à partir de l'estimation par cokrigage simple ou ordinaire ont été comparés à une variante de l'algorithme de contrôle utilisée dans les usines de ciment Lafarge (cet algorithme utilise la dernière donnée connue de la composition du mélange pour estimer sa prochaine composition) dans différentes situations simulées par simulations multivariées. La première situation à l'étude est une variation brusque dans la moyenne de la composition d'un des matériaux. L'algorithme de contrôle a ensuite été appliqué sur des simulations avec des effets de pépite et portées différents. Finalement, la réaction de l'algorithme de contrôle lorsque la portée ou l'effet de pépite du modèle différait de la portée et l'effet de pépite des matériaux simulés a été étudiée.

Les différents cas étudiés ont permis d'établir qu'avec les bons paramètres, QMC permettait de produire un mélange de cru de ciment plus homogène. Par contre, l'algorithme de contrôle avec estimation de la composition du mélange et des matériaux par cokrigage présentait certains avantages dont une diminution des variations des proportions des matériaux.

ABSTRACT

One of the critical steps of the cement process is the production of the raw mix. A homogeneous raw mix will allow the production of a quality cement. It will also have a stabilizing effect on the clinkerisation process and reduce the energy consumption. The cement raw mix is the result of a mixing process of different materials. Some of these materials are found in the quarry adjacent to the cement plant (limestone, clay) while others (iron, for example) are brought to the plant. The present thesis is interested in making the raw mix more homogeneous by controlling the proportions of the different materials composing the mix.

The control system developed in this thesis consists in estimating the materials and the mix using geostatistical estimation methods such as simple and ordinary cokriging. The covariance matrices used in such estimation methods are derived from the correlations and cross-correlations observed in the materials producing the raw mix, as well as the past proportions used to produce the mix. Different parameters were added in the control algorithm, such as gain and proportion variation control factors. These parameters were optimized so as to get the most homogeneous mix. The use of mobile means in the control system was also studied.

The control algorithms developed using simple and ordinary cokriging were compared to a variant of the control algorithm used in Lafarge cement plants (a control algorithm using the last known composition of the mix to estimate its next composition, known as QMC) in various situations simulated using multivariate simulations. In the first situation, a rapid change of the mean on one of the materials was simulated. The control algorithm was then applied to simulations with different nugget effects and range. Finally, the reaction of the control algorithm was studied when the nugget effect and the range of the model given to the algorithm differed from the nugget effect and range of the simulated materials.

The various case studies helped determine that, with the right parameters, QMC allowed to produce the most homogeneous raw mix. However, the control algorithm with an estimation by cokriging presented advantages such as less variations in the material proportions.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES	xi
LISTE DES TABLEAUX	xii
LISTE DES ANNEXES	xvi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Objectif de l'étude	2
1.2 Plan de travail	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Systèmes simples	5
2.2 Contrôle par méthodes stochastiques	7
2.2.1 Estimation de la composition des courroies	7
2.2.2 Contrôle prédictif par modèle MPC	8
2.2.2.1 Modélisation	8
2.2.2.2 Fonction de coût	9
2.3 Contrôle basé sur l'intelligence artificielle	11
2.4 Résumé des méthodes présentées	13
CHAPITRE 3 THÉORIE	14
3.1 Notions de base de l'industrie du ciment	14
3.1.1 Équations de Bogue et modules	14

3.1.2	Modélisation du mélange du cru	15
3.2	Rappels sur la théorie du contrôle	17
3.2.1	Optimisation	17
3.2.1.1	Fonction d'optimisation	17
3.2.1.2	Pénalités rajoutées à l'optimisation	19
3.2.1.3	Proportions minimales des courroies	19
3.2.1.4	Méthode d'optimisation	21
3.3	Rappels géostatistiques	22
3.3.1	Covariance et variogramme	22
3.3.2	Covariance croisée et variogramme croisé	23
3.3.3	Modèle de covariance multivariable admissible	24
3.3.4	Modèle de corégionalisation linéaire	24
3.3.5	Modèles de corégionalisation linéaire des matériaux du cru	25
3.3.6	Calcul des covariances croisées pour un mélange	25
3.3.7	Cokrigage simple	27
3.3.8	Cokrigage ordinaire	29
3.3.9	Moyennes mobiles	31
3.3.10	Simulations	32
3.4	Lafarge Quality Mix Control software - logiciel de contrôle du mélange du cru du ciment de Lafarge	33
CHAPITRE 4 ÉTUDE D'UN CAS SYNTHÉTIQUE		37
4.1	Méthodologie proposée	37
4.1.1	Procédé simulé	37
4.1.2	Caractéristiques des simulations	38
4.1.3	Algorithme de contrôle	38
4.1.4	Cibles utilisées	39
4.1.5	Calcul de l'erreur	40
4.2	Résultats	40
4.2.1	Mélange obtenu en absence de contrôle	40
4.2.2	Nombre de cibles	42

4.2.3	Nombre optimal de données du mélange du passé utilisées pour le CKO	43
4.2.4	Nombre optimal de données du mélange du passé utilisées pour le CKS	45
4.2.5	Comparaison de QMC, CKO et CKS	46
4.2.6	Contrôle des variations	50
4.2.7	Facteur de gain	51
4.2.8	Moyennes mobiles vs moyennes fixes	60
4.2.9	Variation brusque de la moyenne	62
4.2.10	Seuils sur les proportions des courroies	66
4.2.11	Variation de l'effet de pépite des matériaux simulés	68
4.2.12	Variation de la portée des matériaux simulés	70
4.2.13	Variation de l'effet de pépite du modèle	72
4.2.14	Variation de la portée du modèle	75
CHAPITRE 5	DISCUSSION	78
CHAPITRE 6	CONCLUSION	81
RÉFÉRENCES		82
ANNEXES		88

LISTE DES FIGURES

Figure 4.1	Procédé de mélange du cru de ciment simulé	37
Figure 4.2	Schéma de l'algorithme de contrôle	39
Figure 4.3	Composition du mélange en absence de contrôle	41
Figure 4.4	Statistique d'erreur par rapport aux cibles du CKO lorsque l'optimisation se fait sur le mélange estimé et les moyennes des courroies (carrés rouges) ou sur le mélange et les courroies estimées (triangles bleus) en fonction du nombre de données du passé utilisées pour l'estimation du mélange et des matériaux arrivant au mélange	44
Figure 4.5	Statistique d'erreur par rapport aux cibles du CKS lorsque l'optimisation se fait sur le mélange estimé et les moyennes des courroies (carré rouge) , sur le mélange et les courroies estimés (triangle bleu), sur les courroies estimées seulement (rond vert)	46
Figure 4.6	Variogrammes des proportions des différents oxydes dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle	48
Figure 4.7	Somme des moyennes des erreurs carrées par rapport aux cibles en fonction du facteur de contrôle des variations	50
Figure 4.8	Somme des moyennes des erreurs carrées par rapport aux cibles en fonction du facteur de gain	52
Figure 4.9	Variogrammes des proportions des différentes courroies dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle	55
Figure 4.10	Variogrammes des proportions des différents oxydes dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle (QMC avec facteur de gain, estimation par CKO et contrôle des variations, estimation par CKS et contrôle des variations)	58
Figure II.1	Paramètres (et correction apportée) de simulation de l'argile	91
Figure II.2	Variogrammes des différents oxydes dans l'argile	92
Figure II.3	Paramètres (et correction apportée) de simulation du calcaire silicieux	93
Figure II.4	Variogrammes des différents oxydes dans le calcaire silicieux	94
Figure II.5	Paramètres (et correction apportée) de simulation du calcaire	95

LISTE DES NOTATIONS ET DES SYMBOLES

A	Al_2O_3
C	CaO
F	Fe_2O_3
S	SiO_2
a	portée
C_0	Effet de pépite
C	Covariance spatiale
Cov	Covariance
E	Espérance
m	moyenne
Var	Variance
γ	Variogramme
J	Fonction de cout

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Principales phases présentes dans le ciment Portland.	14
Tableau 4.1	Caractéristiques des simulations pour chaque matériau arrivant au cru	38
Tableau 4.2	Composition du mélange ciblée (%)	39
Tableau 4.3	Proportions des courroies (%)	41
Tableau 4.4	Statistiques d'erreur par rapport aux cibles du mélange en absence de contrôle ($\%^2$)	42
Tableau 4.5	Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour trois ou quatre cibles ($\%^2$)	42
Tableau 4.6	Moyennes des compositions pour trois ou quatre cibles (%)	43
Tableau 4.7	Nombre de données du passé utilisées	44
Tableau 4.8	Statistique d'erreur de la composition du mélange par rapport aux cibles pour les trois types de contrôle et en absence de contrôle($\%^2$) .	47
Tableau 4.9	Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour les trois types de contrôle($\%^2$)	47
Tableau 4.10	Moyenne de la composition du mélange pour les trois types de contrôle (%)	47
Tableau 4.11	Paramètres des variogrammes du CaO dans le mélange pour différents types de contrôle	48
Tableau 4.12	Paramètres des variogrammes du SiO_2 dans le mélange pour différents types de contrôle	49
Tableau 4.13	Paramètres des variogrammes du Al_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle	49
Tableau 4.14	Paramètres des variogrammes du Fe_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle	49
Tableau 4.15	Statistiques d'erreur par rapport aux cibles en présence d'un facteur de contrôle des variations($\%^2$)	50
Tableau 4.16	Statistiques d'erreur d'estimation du mélange en présence d'un facteur de contrôle des variations($\%^2$)	51

Tableau 4.17	Moyenne de la composition du mélange en présence d'un facteur de contrôle des variations(%)	51
Tableau 4.18	Statistiques d'erreur par rapport aux cibles avec un facteur de gain très élevé(% ²)	52
Tableau 4.19	Statistiques d'erreur par rapport aux cibles en présence de facteurs de gain et de contrôle des variations(% ²)	53
Tableau 4.20	Moyenne de la composition du mélange en présence de facteurs de gain et de contrôle des variations (%)	54
Tableau 4.21	Paramètres des variogrammes des proportions de calcaire silicieux dans le mélange pour différents types de contrôle	56
Tableau 4.22	Paramètres des variogrammes des proportions de calcaire dans le mélange pour différents types de contrôle	56
Tableau 4.23	Paramètres des variogrammes du CaO dans le mélange pour différents types de contrôle	58
Tableau 4.24	Paramètres des variogrammes du <i>SiO</i> ₂ dans le mélange pour différents types de contrôle	59
Tableau 4.25	Paramètres des variogrammes du <i>Al</i> ₂ <i>O</i> ₃ dans le mélange pour différents types de contrôle	59
Tableau 4.26	Paramètres des variogrammes du <i>Fe</i> ₂ <i>O</i> ₃ dans le mélange pour différents types de contrôle	59
Tableau 4.27	Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour le contrôle avec moyennes mobiles(% ²)	60
Tableau 4.28	Statistique d'erreur d'estimation pour le contrôle avec moyennes mobiles (% ²)	61
Tableau 4.29	Moyennes des oxydes pour le contrôle avec moyennes mobiles (%) . .	61
Tableau 4.30	Moyennes des oxydes dans l'argile avant et après le changement de pile (%)	62
Tableau 4.31	Statistique d'erreur par rapport aux cibles lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile(% ²)	63
Tableau 4.32	Statistique d'erreur d'estimation du mélange lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile (% ²)	63

Tableau 4.33	Moyennes des oxydes lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile (%)	65
Tableau 4.34	Statistique d'erreur par rapport aux cibles lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile pour un contrôle sans facteur de gain ni de contrôle des variations ($\%^2$)	66
Tableau 4.35	Proportions minimales admissibles (%)	67
Tableau 4.36	Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies ($\%^2$)	67
Tableau 4.37	Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies ($\%^2$)	67
Tableau 4.38	Moyennes des oxydes pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies (%)	68
Tableau 4.39	Proportion des effets de pépite initialement simulés et facteurs multiplicateurs	68
Tableau 4.40	Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour différents effets de pépite ($\%^2$)	69
Tableau 4.41	Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour différents effets de pépite ($\%^2$)	69
Tableau 4.42	Moyennes des oxydes pour différents effets de pépite(%)	70
Tableau 4.43	Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour différentes portées ($\%^2$)	71
Tableau 4.44	Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour différentes portées ($\%^2$)	71
Tableau 4.45	Moyennes des oxydes pour différentes portées($\%^2$)	72
Tableau 4.46	Statistique d'erreur par rapport aux cibles lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel ($\%^2$)	73
Tableau 4.47	Statistique d'erreur d'estimation du mélange lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel ($\%^2$)	74
Tableau 4.48	Moyennes des oxydes lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel (%)	75
Tableau 4.49	Statistique d'erreur par rapport aux cibles lorsque la portée du modèle est différente de la portée réelle ($\%^2$)	76

Tableau 4.50	Statistique d'erreur d'estimation du mélange lorsque la portée du modèle est différente de l'effet de pépite réel ($\%^2$)	76
Tableau 4.51	Moyennes des oxydes lorsque la portée du modèle est différent de l'effet de pépite réel(%)	77
Tableau III.1	Effet de pépite des différents oxydes de l'argile	97
Tableau III.2	Effet de pépite des différents oxydes du calcaire	97
Tableau III.3	Effet de pépite des différents oxydes du calcaire silicieux	97

LISTE DES ANNEXES

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Le béton, le matériau de construction le plus utilisé au monde, est composé de 60 à 80% de granulats et de 20 à 40% de liant (ciment Portland et eau). C'est Louis-Joseph Vicat qui a été le premier à fabriquer artificiellement de la chaux (Simonnet, 2005), mais c'est Joseph Aspdin qui a breveté le ciment Portland en faisant chauffer un mélange d'argile et de calcaire (Aspdin, 1824). Au début des années 2000, on comptait, au Canada, 16 cimenteries qui fabriquaient ensemble 12,8 million de tonnes de ciment annuellement (Kosmatka *et al.*, 2004).

Le ciment est composé essentiellement d'oxydes de calcium, de fer, d'aluminium (alumine), de silicium (silice) et de soufre (sulfate). Ces oxydes proviennent de matières premières comme le calcaire (source de chaux), l'argile (source de fer, de silice et d'alumine) et le gypse (source de sulfate). Certains de ces matériaux, dont le calcaire et l'argile, peuvent être extraits d'une carrière à proximité de la cimenterie.

Deux types de procédé existent pour fabriquer le ciment Portland, le procédé par voie humide et le procédé par voie sèche. Aujourd'hui, la grande majorité des cimenteries utilisent le procédé par voie sèche. Dans ce procédé, la pierre provenant de la carrière est d'abord concassée puis envoyée dans un silo de pré-homogénéisation. À la sortie de ce silo, cette pierre est dosée avec les autres matières premières afin de produire un mélange avec la composition désirée. Ces matières premières sont ensuite pulvérisées et mélangées. Le mélange ainsi obtenu est appelé mélange du cru de ciment, est composé essentiellement d'oxydes de calcium, de silicium, de fer et d'aluminium et est homogénéisé dans des silos. Le cru est envoyé à un four rotatif où se produit une calcination qui transforme chimiquement le cru en clinker de ciment. Il reste ensuite à pulvériser le clinker avec du gypse pour obtenir un ciment Portland prêt à l'utilisation. Les lecteurs voulant plus de détails sur ce procédé peuvent se référer à Kosmatka *et al.* (2004) qui inclut un schéma du procédé.

Le but du contrôle du cru de ciment est d'obtenir une entrée au four qui produira un clinker de ciment de qualité tout en minimisant la consommation d'énergie du four. Étant donné que la composition du clinker doit atteindre des cibles strictes, c'est aussi le cas du mélange de cru. Le dosage des différents matériaux à entrer dans le mélange est contrôlé par la vitesse des courroies qui transportent ces matériaux. Un instrument d'analyse de la composition du mélange est placé soit à l'entrée ou à la sortie du broyeur et permet d'obtenir cette composition sur une base régulière. Les nouveaux instruments d'analyse du mélange tels que les instruments aux rayons gamma (prompt gamma neutron activation analysis ou PGNAA) permettent une fréquence d'échantillonage plus élevée (de l'ordre de quelques minutes plutôt que quelques heures). De plus, ces instruments permettent un échantillonage presque en temps réel. Un contrôle automatisé plutôt que manuel devient donc nécessaire (Bond *et al.*, 2002). Le contrôle du mélange du cru du ciment est d'autant plus difficile que seule la composition du mélange est observée, la fréquence d'échantillonnage des compositions des matériaux arrivant au mélange étant beaucoup plus faible. Par contre, les vitesses des courroies sont connues et les propriétés géostatistiques des matériaux (moyennes, covariances et covariances-croisées) peuvent habituellement être déterminées.

1.1 Objectif de l'étude

L'objectif de ce mémoire est de déterminer si un système de contrôle qui prend en compte les corrélations et corrélations-croisées temporelles observées entre les oxydes du cru et les oxydes dans les matériaux améliore l'atteinte des cibles du cru et l'homogénéité du cru. Le système de contrôle développé minimisera la variance de l'erreur des concentrations des oxydes principaux dans le mélange par rapport aux concentrations cibles du cru. Ce nouveau système prédictif de contrôle du cru du ciment sera comparé au système présentement en place dans les cimenteries Lafarge qui utilise exclusivement la composition observée du mélange pour contrôler par rétroaction les vitesses des courroies.

1.2 Plan de travail

Le mémoire comprend 6 chapitres. Le deuxième chapitre est une revue des méthodes de contrôle du mélange du cru de ciment publiées à ce jour. Le troisième chapitre présente les notions théoriques de fabrication du ciment, de contrôle de procédé et de géostatistiques utilisées pour développer une nouvelle méthode de contrôle du cru du ciment basée sur les propriétés géostatistiques des matériaux au cru. Cette méthode est aussi expliquée au troisième chapitre. Le quatrième chapitre présente les résultats obtenus lorsque cette méthode a été appliquée sur des simulations de matériaux. Ces résultats sont discutés au chapitre 5. Le chapitre 6 conclut en synthétisant les résultats et en portant quelques recommandations.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

Trois tendances peuvent être relevées dans les systèmes automatiques de contrôle du cru du mélange de ciment. Premièrement, tous les systèmes qui utilisent des modèles du procédé, tant que ces modèles ne sont pas stochastiques, sont regroupés sous le nom de systèmes simples. Les systèmes stochastiques utilisent un modèle stochastique du procédé pour effectuer le contrôle. Les systèmes d'intelligence artificielle nécessitent un entraînement pour déterminer le contrôle à effectuer. Tous les articles présentés ici ont effectué le contrôle sur les modules du ciment. Ces modules permettent de déterminer certaines propriétés physiques et chimiques du cru, comme l'énergie qui sera nécessaire à la clinkérisation, à partir de la composition en oxydes du cru. Les différents modules sont définis comme suit :

$$\begin{aligned}
 ML \text{ (module de chaux)} &= \frac{100C}{2.8S + 1.1A + 0.8F} \\
 \text{ou parfois défini comme } ML &= \frac{C - 1.65A - 0.35F}{2.8S} \\
 MA \text{ (module d'aluminium)} &= \frac{A}{F} \\
 MS \text{ (module de silice)} &= \frac{S}{A + F} \\
 MH \text{ (module hydraulique)} &= \frac{C}{S + A + F}
 \end{aligned}$$

où A, C, F et S sont respectivement les pourcentage en oxydes Al_2O_3 , CaO , Fe_2O_3 et SiO_2 .

Le module d'aluminium est parfois nommé module de fer comme dans Iino *et al.* (2008). Le contrôle fonctionne habituellement en déterminant, à partir du mélange observé, les variations qui doivent être appliquées aux vitesses des courroies pour atteindre les cibles fixées des modules.

2.1 Systèmes simples

Young (1971) a défini une méthode de contrôle rétroactif pour le mélange du cru du ciment. Cette méthode permet de déterminer la variation qui doit être appliquée aux modules dans le mélange à partir des écarts par rapport aux cibles des modules à la sortie du broyeur et d'un modèle (fonction de transfert) décrivant l'effet de mélange et de retard du broyeur. Un contrôleur a donc été développé à partir de la fonction de transfert et d'une technique à boucle simple. La variation désirée des modules est ensuite convertie en variation des proportions des courroies en minimisant une fonction de coût dont un terme pénalise les variations des proportions des courroies trop élevées et l'autre terme est une pénalité quant aux coûts des matériaux. Comme le contrôle s'effectue sur seulement 3 modules et que le mélange est composé de 6 matériaux provenant de 6 courroies, la variation de la sixième courroie et la somme des variations des quatrième et cinquième courroie sont contraintes à zéro. La composition des matériaux sur les courroies est analysée à intervalles réguliers. Ceci permet d'effectuer des changements dans les proportions des courroies par correction aval (feedforward) grâce à une méthode d'optimisation par escalade de mont contrainte (constrained hill-climbing method). Un test d'acceptation a été effectué et a montré que ce système de contrôle permet une amélioration de la qualité du mélange de cru. Par contre, 90% de l'amélioration de la qualité était due au contrôle par rétroaction ce qui implique qu'une analyse plus fréquente de la composition des matériaux n'est probablement pas nécessaire.

Dans le contrôle implémenté par Swain (1995), la variation des modules désirée est obtenue à partir de la dernière donnée de module mesurée et tient compte du délai entre le moment où la mesure est prise et le moment où le contrôle entre en action. Un système matriciel est ensuite construit à partir des trois équations linéaires des variations des modules désirées en fonction des proportions des courroies et d'une équation qui contraint la somme des variations des courroies à zéro (afin que la somme des proportions des courroies soit de 100%). Ce système matriciel est résolu par décomposition en valeurs singulières (singular value decomposition ou SVD). Les variations des proportions des courroies ont des limites supérieures et inférieures. Si la solution obtenue par SVD implique qu'une de ces limites est dépassée, la courroie est simplement ajustée à la limite qui a été dépassée et le nouveau système matriciel qui est

maintenant surdéterminé est de nouveau résolu par SVD qui est une bonne méthode dans cette situation (Klema et Laub, 2002). De plus, étant donné cet avantage de la méthode SVD, l'algorithme présenté par Swain (1995) fonctionne peu importe le nombre de courroies et peut prendre en considération des limites sur les variations des courroies. Cet algorithme a l'avantage de prendre en compte les retards de temps mort (dead time delay) en plus d'assurer une réponse rapide à des changements dans la composition du mélange. Un autre avantage de cette méthode est qu'elle ne nécessite pas de connaître les compositions des matériaux arrivant au mélange puisqu'elle nécessite seulement de connaître la matrice qui contient les facteurs différentiels des modules par rapport aux proportions des courroies qui peuvent être déterminés empiriquement.

Lundan et Mattila (1974) ont développé un algorithme de contrôle par rétroaction. Dans ce système, le module désiré est fonction de la différence entre le module à la sortie du silo d'homogénéisation et sa cible. Ensuite, les vitesses des courroies sont déterminées par l'optimisation d'une fonction qui tient compte des coûts des matériaux et de la variation dans les vitesses des courroies afin que la dureté à l'entrée du broyeur soit la plus constante possible. Il est à noter que l'optimisation n'est pas possible lorsque la composition des matériaux s'éloigne de la normale (moyenne). Ceci était le cas 10% du temps. Cette méthode de contrôle nécessite une estimation des compositions des matériaux entrant au cru. Cette composition est estimée en supposant que tous les matériaux sauf le matériau principal sont constants ce qui permet d'estimer la composition du matériau principal, qui compose 80% du mélange, à partir de la composition du mélange à la sortie broyeur. Les cinq matériaux formant le mélange de cru ne sont pas identifiés dans l'article, mais le matériau principal d'un tel mélange étant habituellement du calcaire, il est possible de penser que c'est aussi le cas ici. à moins que les quatre autres matériaux soient tous purs, supposer qu'ils sont constants est peu réaliste. Les mélanges de cru de ciment ont souvent au moins un autre matériau provenant de la carrière tel que l'argile, il est donc peu probable que les quatre matériaux soient tous purs et donc la méthode d'estimation des compositions des matériaux de Lundan et Mattila (1974) semble mal représenter la réalité.

D'autres méthodes d'estimation des compositions des matériaux entrant au mélange ont

été développées. Banyasz *et al.* (2003) utilisent un algorithme d'identification pour prédire la composition des courroies au prochain pas de temps. L'algorithme d'identification est fonction des compositions des courroies estimées, des proportions des courroies et de la composition du mélange au dernier pas de temps, en plus d'être fonction d'une matrice de pondération. Cette matrice est choisie afin que les valeurs de la diagonale de la matrice varient de façon inversement proportionnelle aux variations attendues des concentrations des oxydes dans les matériaux. Cette méthode a été reconnue assez robuste tout en montrant une adaptation assez rapide à des changements brusques. Par contre, elle nécessite des variations significatives dans le signal ce qui n'est habituellement pas le cas lorsqu'un contrôle efficace est effectué (Banyasz *et al.*, 2003). Lin *et al.* (1991) utilisent un algorithme d'estimation des moindres carrés récursif avec un facteur d'oubli (forgetting factor), à partir d'une équation liant la composition du mélange aux proportions des courroies et aux compositions des courroies.

2.2 Contrôle par méthodes stochastiques

2.2.1 Estimation de la composition des courroies

La principale difficulté dans le contrôle du cru du mélange de ciment est due aux compositions des courroies qui ne sont pas constantes et qui ne sont généralement pas connues. Certains auteurs comme Lundan et Mattila (1974) ont proposé des méthodes pour estimer ces compositions qui semblent trop simplistes. D'autres méthodes, comme celle proposée par Banyasz *et al.* (2003), nécessitent des variations importantes dans le mélange ce qui est peu probable si le contrôle est bien effectué. Des outils stochastiques peuvent donc être utiles dans ce genre d'estimation. Ainsi, certains algorithmes de contrôle dont ceux proposés par Iino *et al.* (2008) et Hubbard et DaSilva (1982) utilisent des filtres de Kalman afin d'estimer la composition des matériaux crus. Cet estimateur est expliqué dans Hubbard et DaSilva (1982). Lorsque les variations dans la composition du mélange ne sont pas assez grandes, on note toutefois que les compositions des matériaux entrant au cru ne peuvent pas être bien estimées (Hubbard et DaSilva, 1982). Certaines similitudes ont été notées entre le filtre de Kalman et les méthodes géostatistiques telles que le krigage simple (Wackernagel et Bertino,

2005). Par contre, le filtre de Kalman est un système dynamique (les matrices de covariance varient en fonction du temps) tandis que le krigeage simple est un système stationnaire.

2.2.2 Contrôle prédictif par modèle MPC

2.2.2.1 Modélisation

La méthode de contrôle prédictif par modèle (Model Predictive Control ou MPC) nécessite la définition d'un modèle du procédé, dont les paramètres seront ajustés à partir des données du cru du mélange. Le procédé modélisé représente habituellement le broyeur, par contre, Westerlund *et al.* (1979), Lin *et al.* (1991) ainsi que Keviczky *et al.* (1978) modélisent un procédé qui représente non seulement le broyeur mais aussi le silo d'homogénéisation qui suit le broyeur. Par exemple, Kizilaslan *et al.* (2003), Ozsoy *et al.* (2001), Ozsoy *et al.* (2002) et Kural et Ozsoy (2004) modélisent le broyeur grâce à un modèle auto-régressif à entrées exogènes (ARX) dont les paramètres sont déterminés grâce à un estimé aux moindres carrés qui minimise l'erreur entre la valeur prédite par le modèle auto-régressif et les valeurs réelles de la composition du mélange à la sortie du broyeur. Ces paramètres peuvent être déterminés a priori lors d'un essai d'apprentissage sur des échantillons (Kizilaslan *et al.*, 2003) ou peuvent s'adapter à partir des données de sortie obtenues lors de la mise en marche du système contrôle (Ozsoy *et al.*, 2002). Selon Ozsoy *et al.* (2002) et Ozsoy *et al.* (1997), ce modèle auto-régressif à paramètres adaptables permettrait de mieux prédire la composition du mélange que le filtre de Kalman.

Keviczky *et al.* (1978) et Westerlund *et al.* (1979) utilisent plutôt un modèle auto-régressif à entrée exogène et à moyenne mobile. Ainsi, la valeur de sortie n'est plus seulement fonction des données de sortie et d'entrée précédentes et d'une erreur aléatoire, mais aussi des erreurs précédentes.

2.2.2.2 Fonction de coût

Le modèle du procédé permet de prédire la composition du mélange à la sortie du broyeur et à la sortie du silo d'homogénéisation, le cas échéant. Ces valeurs prédictives permettent le contrôle grâce à la minimisation d'une fonction de coût. Par exemple, chez Kural et Ozsoy (2004), la fonction de coût est définie comme suit

$$J = (\mathbf{y}_{pr} - \mathbf{y}_r)^T (\mathbf{y}_{pr} - \mathbf{y}_r) \quad (2.1)$$

où \mathbf{y}_{pr} est un vecteur représentant la composition du cru prédict et \mathbf{y}_r est le vecteur représentant les cibles

Tandis que dans Ozsoy *et al.* (2002), la fonction de coût permet de prendre aussi en compte les coûts (ou la consommation d'énergie) des matériaux utilisés dans le mélange. Pour Lin *et al.* (1991) la fonction de coût à minimiser est très similaire, mais ce sont les coûts des matériaux utilisés qui sont en jeu plutôt que la consommation d'énergie. De plus, un tableau heuristique qui permet à l'opérateur de modifier la pondération dans la fonction de coût a été développé à partir de résultats de simulations qui ont montré que, lors de certaines perturbations, il est préférable de faire varier l'importance des différentes variables dans la fonction de coût. L'ajout de ce système auxiliaire a augmenté la robustesse du système (Lin *et al.*, 1991).

La fonction de coût inclut exclusivement les coûts reliés aux matériaux dans le système développé par Iino *et al.* (2008) Par contre, trois groupes de contraintes sont appliquées sur le mélange afin que celui-ci atteigne les cibles qui sont exprimées en modules de fer, de silice et module hydraulique. Le premier groupe de contraintes lie les modules aux quatre oxydes qui composent le mélange, le deuxième groupe contraint les proportions des quatre courroies de sommer à 100% et le dernier groupe contient l'équation qui lie la composition du mélange aux proportions des courroies

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{X}^T \mathbf{u}^* \quad (2.2)$$

\mathbf{y} est le vecteur de la composition en oxydes du mélange, \mathbf{X}^T est la matrice contenant les

compositions des matériaux estimées par filtre de Kalman et \mathbf{u}^* est le vecteur contenant la proportion des courroies à optimiser

De façon similaire à Kural et Ozsoy (2004), la fonction de coût chez Westerlund *et al.* (1979) est simplement la variance de la composition du mélange à la sortie du silo d'homogénéisation, tandis que Keviczky *et al.* (1978) qui modélise aussi le silo dans le procédé, tente de garder la moyenne pondérée de la composition à la sortie du silo d'homogénéisation sur un intervalle de temps fini N aussi près de la cible que possible.

Afin de respecter cette condition, une nouvelle stratégie d'auto-ajustement a été développée qui définit une cible pour le cru à la sortie du broyeur qui est fonction du temps. C'est donc la variance de l'erreur de la composition du cru à la sortie du broyeur par rapport à cette cible qui est minimisée pour trouver les valeurs de proportions des courroies optimales. De plus, aucune contrainte n'est appliquée sur les courroies si ce n'est que l'optimisation se fait sur le nombre de courroies moins une. La dernière courroie permet donc de faire sommer les proportions des courroies à 100%. La stratégie ainsi développée a été nommée MIMO-ST-MV-RAFT puisque le processus a plusieurs entrées et plusieurs sorties (MIMO), que le contrôle s'auto-ajuste (ST), que la variance minimale est recherchée (MV) et qu'une moyenne est requise sur un temps fini (RAFT).

Iino *et al.* (2008) ajoutent une boucle de régulation rétroactive dans laquelle une fonction de coût incluant des pénalités pour les différences entre les modules du mélange observé et les modules cibles ainsi que pour une variation des proportions des courroies par rapport aux proportions cibles et par rapport aux proportions précédentes. Cette minimisation est contrainte par les modules observés à la sortie du mélange, ce qui permet de relâcher les contraintes sur les oxydes quand les cibles sont inatteignables, et par la variation des proportions des courroies, ce qui évite des changements brusques de vitesse des courroies.

Les méthodes à contrôle prédictif par modèles présentent un désavantage important : elles nécessitent une bonne connaissance du modèle et des perturbations. Ainsi, si le modèle ne correspond pas au procédé ou si certaines perturbations n'ont pas été mesurées, la performance du système de contrôle risque de ne pas être à la hauteur Xu *et al.* (2010). Ainsi,

Ozsoy *et al.* (2001) effectuent un test afin de s'assurer que l'erreur de prédiction est bien un bruit blanc (whiteness test) et donc, non-corrélée. Ils en concluent que leur modèle est fiable.

2.3 Contrôle basé sur l'intelligence artificielle

Kizilaslan *et al.* (2003) ont noté que le procédé de mélange du cru du ciment ne pouvait être parfaitement modélisé par un processus linéaire tel que les modèles ARX ou ARMAX, étant donné la structure non linéaire du broyeur. Ils ont donc proposé des techniques de modélisation non linéaire telle que les réseaux neuronaux ou les systèmes d'inférence neuro-flou adaptifs (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System ou ANFIS). Les réseaux neuronaux utilisés par Kizilaslan *et al.* (2003) sont une structure multi-couche de correction en aval basée sur un algorithme d'apprentissage par rétro-propagation. Ainsi, les poids assignés aux neurones sont déterminés en minimisant une fonction de coût quadratique où le coût est la différence entre les données en sortie du réseau neuronal et les données à la sortie du procédé de mélange du ciment. Ceci permet d'obtenir une formule itérative pour mettre à jour les poids du réseau qui est fonction du taux d'apprentissage et d'une fonction d'activation. Les entrées au réseau neuronal sont les proportions des courroies au temps précédent ainsi que toutes les valeurs de composition du mélange jusqu'au temps étudié. La méthode d'apprentissage du réseau de neurones, nommée méthode de l'arbre en croissance (Tree growing method), commence avec un nombre restreint de neurones ; ce nombre augmentant au fur à mesure de l'apprentissage.

L'autre méthode étudiée par Kizilaslan *et al.* (2003) est la méthode ANFIS. Cette méthode se base sur le système flou Sugeno-Takagi présenté dans Takagi et Sugeno (1985).

Ces deux méthodes ont montré des meilleurs résultats quant à la somme des erreurs absolues par rapport aux données de mélange réel qu'un modèle ARX lors de l'apprentissage du modèle et lors de la validation. Le réseau neuronal a mieux performé que l'ANFIS lors de la validation tandis que l'ANFIS a mieux performé que le réseau neuronal lors de l'apprentissage.

Bavdaž et Kocjan (2007) ont développé un nouveau type de contrôleur flou Takagi-Sugeno

pour les mélanges de cru de ciment. Le système de contrôle flou du mélange de cru de ciment a été construit en fonction de trois exigences :

1. l'erreur en régime permanent \leq la fluctuation acceptée des modules
2. suivi satisfaisant lors de changement de cibles
3. modification rapide lors d'un changement dans la composition chimique

Ce système de contrôle ne nécessite pas la connaissance des compositions des matériaux, mais seulement de savoir quels oxydes prédominent dans quel matériau. Par exemple, si l'on veut augmenter la quantité d'un oxyde spécifique dans le mélange et que l'on sait dans quel matériau cet oxyde est prédominant, il faudra augmenter la quantité de ce matériau tout en modifiant les quantités des autres matériaux en conséquence. Ce type de contrôle présente donc l'avantage important de ne pas avoir à estimer les paramètres du système.

Un système de contrôle par apprentissage de la machine basé sur l'évolution de l'esprit (Mind-Evolution-Based Machine Learning ou MEBML) a été développé par Fangqing et Yunxia (2004). Ce type de contrôle a d'abord été développé pour palier certains problèmes de la programmation évolutive (Evolutionary computation ou EC) par Sun *et al.* (2002) et simule le progrès dû à l'interaction entre la taxie analogue (modèles de pensées des scientifiques à l'intérieur d'un paradigme) et la dissimilation (modèles de pensée des scientifiques qui tentent de révolutionner un paradigme). Dans le cas d'un mélange de cru de ciment, les groupes d'individus représentent les proportions des matériaux au cru qui somment à 100. Ces individus sont initialisés puis mis en compétition entre eux à l'intérieur d'un groupe. Les différents groupes sont ensuite comparés à partir d'une fonction de coût non linéaire, basée sur les modules de silice, d'aluminium et de chaux.

Les auteurs de l'étude ont noté une amélioration dans la qualité du mélange de cru dans l'usine de ciment de Yanzhou Mining Group. Le pourcentage de mélange de cru accepté est passé d'entre 20 et 40% à 80-90%. Jingwen et Xiaohu (2002) ont trouvé que la méthode MEBML appliquée au contrôle d'un mélange de cru de ciment permettait d'obtenir des résultats satisfaisants et Xie *et al.* (2002) ont trouvé que son taux de convergence était rapide et que sa précision de calcul était élevée.

Les méthodes d'intelligence artificielle présentent l'avantage de ne pas être dépendant d'un modèle ni de ses paramètres. Par contre, elles nécessitent une période d'apprentissage et pourraient donc répondre trop lentement à un changement brusque dans la composition des matériaux.

2.4 Résumé des méthodes présentées

Il existe donc trois grandes catégories de contrôle du cru de mélange. La première catégorie présentée regroupe des méthodes où seulement les connaissances *a priori* du système et les données observées du mélange sont utilisées pour contrôler le mélange et a donc été regroupé sous le nom de méthodes simples. Les méthodes stochastiques quant à elles utilisent des modèles tels que l'ARX, l'ARMAX ou le filtre de Kalman pour modéliser le système de mélange. Ces méthodes nécessitent une bonne paramétrisation des modèles afin d'être efficaces. C'est dans cette catégorie que se classent les méthodes géostatistiques telles que le cokrigeage simple ou le cokrigeage ordinaire qui seront présentées dans ce mémoire. Des outils géostatistiques pour déterminer les covariances et covariances-croisées ont déjà été utilisées par Marcotte *et al.* (2005) pour simuler les matériaux à l'entrée du cru. Les méthodes utilisant l'intelligence artificielle ont l'avantage de ne pas nécessiter de paramétrisation d'un modèle. Par contre, elles nécessitent une période d'apprentissage ce qui pourrait être désavantageux dans le cas d'un changement brusque dans la composition des matériaux. Enfin, toutes ces catégories de méthode permettent de contrôler les variations à partir d'une pénalité ajoutée à la fonction objectif, c'est d'ailleurs le cas dans plusieurs études. Ce type de contrôle des variations sera utilisé dans la présente étude.

CHAPITRE 3

THÉORIE

Cette section présente les différentes notions théoriques nécessaires à la réalisation d'un système de contrôle de mélange de cru de ciment. D'abord, les notions théoriques importantes du domaine du ciment sont présentées. Puis, les notions de géostatistiques pertinentes au contrôle du mélange de cru sont détaillées.

3.1 Notions de base de l'industrie du ciment

3.1.1 Équations de Bogue et modules

Le clinker est composé essentiellement de quatre minéraux. La composition du clinker, et donc du cru de ciment, est souvent exprimée en fonction de ces quatre phases. Ces quatre phases sont présentées dans le tableau suivant 3.1.

Tableau 3.1 Principales phases présentes dans le ciment Portland.

minéral	abréviation
silicate tricalcique (alite)	C ₃ S
silicate dicalcique (bélite)	C ₂ S
aluminate dicalcique	C ₃ A
aluminoferrite tétracalcique	C ₄ AF

Les équations de Bogue permettent de calculer le pourcentage en poids de chacun des minéraux qui sera présent dans le clinker à partir de la composition en oxydes de calcium (CaO ou C), de silicium (SiO₂ ou S), d'aluminium (Al₂O₃ ou A) et de fer (Fe₂O₃ ou F) et sont résumées dans la matrice de l'équation 3.1. Ces équations ont été déterminées en présumant que tout l'oxyde de fer se combinera avec les autres oxydes pour former l'aluminoferrite té-

tracalcique, que toute l'alumine restante se combinera avec la chaux pour former l'aluminate dicalcique, que toute la silice se combinera avec la chaux pour former la bélite et qu'enfin le surplus de chaux se combinera avec la bélite pour former l'alite.

$$\begin{bmatrix} C_3S \\ C_2S \\ C_3A \\ C_4AF \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4,07 & -7,60 & -1,43 & -6,72 \\ -3,07 & 8,60 & 1,08 & 5,07 \\ 0,00 & 0,00 & -1,69 & 2,65 \\ 0,00 & 0,00 & 3,04 & 0,00 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ S \\ F \\ A \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Bogue (1955)

3.1.2 Modélisation du mélange du cru

Il est nécessaire de définir les vecteurs suivants :

le vecteur contenant les compositions du mélange, \mathbf{x}_m

$$\mathbf{x}_m = \begin{bmatrix} x_m^C \\ x_m^S \\ x_m^A \\ x_m^F \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

et les vecteurs contenant les compositions des différentes courroies, \mathbf{x}_i , où i représente le numéro de la courroie.

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} x_i^C \\ x_i^S \\ x_i^A \\ x_i^F \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

pour $i = 1 \dots nc$ et nc est le nombre de courroies.

Dans cette étude, l'analyse du cru se fait avant le broyeur. D'ailleurs, Berg (1999) a noté qu'en faisant l'analyse avant le broyeur, les délais entre le point de contrôle et le point d'analyse étaient plus faibles que si l'analyse était faite après le broyeur, ce qui permet d'améliorer le contrôle. Weiss et Gartner (1986) ont aussi noté une amélioration du contrôle lorsque l'analyse était effectuée avant le broyeur sur des simulations. Afin de simplifier l'étude, ces délais ont été complètement négligés. Le mélange simplifié est donc modélisé comme suit :

$$\mathbf{x}_m = \mathbf{X}\mathbf{F} \quad (3.4)$$

où

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_i \\ \vdots \\ f_{nc} \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

avec f_i représente la proportion de la i ème courroie et

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \dots & \mathbf{x}_i & \dots & \mathbf{x}_{nc} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

\mathbf{x}_i est la composition de la i ème courroie telle que présentée à l'équation 3.3.

Afin d'assurer que la somme des proportions des courroies donne 100%

$$\mathbf{F}'\mathbf{1} = 1 \quad (3.7)$$

avec le vecteur $\mathbf{1}$ de taille $nc \times 1$

3.2 Rappels sur la théorie du contrôle

Le système de contrôle du cru du mélange de ciment est un circuit fermé à signal discret puisque les compositions du mélange et des courroies ne sont pas connues en continu. Par ailleurs, le système est en circuit fermé, puisque la composition du mélange sert à déterminer les vitesses des courroies. Le contrôle se fait donc par rétroaction. Enfin, un filtre est utilisé pour estimer, à partir de la composition du mélange au temps t , les compositions des courroies et du mélange au temps $t+1$.

3.2.1 Optimisation

3.2.1.1 Fonction d'optimisation

L'objectif du contrôle du mélange de ciment au cru étant d'avoir un matériau le plus homogène possible, le contrôle se fera en minimisant l'erreur au carré par rapport aux cibles posées pour les composantes du mélange. L'optimisation doit nous permettre d'obtenir les proportions des courroies donnant un mélange dont les composantes principales se rapprochent le plus des cibles. Étant donné que les proportions de quatre courroies sont recherchées par l'optimisation, nous pouvons chercher à minimiser l'erreur au carré par rapport à 3 ou 4 cibles tout en contraignant la somme des proportions des courroies à être égale à 1.

Si l'optimisation se fait sur 4 cibles, la fonction d'optimisation s'écrit

$$J(\mathbf{x}_m(t)) = (\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)^T \quad (3.8)$$

Si l'optimisation se fait sur 3 cibles, la fonction d'optimisation est semblable, mais \mathbf{x}_m et \mathbf{x}_0 ne comportent plus que trois des quatre oxydes initiaux. De plus, les oxydes initiaux peuvent être remplacés par 3 ou 4 des constituants du ciment définis en 3.1. Les valeurs du mélange optimal, $\mathbf{x}_m^*(t)$, sont fonction des proportions optimales, \mathbf{F}^* des différents matériaux arrivant au mélange. Lorsque les compositions des courroies au temps t sont connues, la relation entre

le mélange optimal et les proportions optimales est donnée par l'équation 3.9.

$$\mathbf{x}_m^*(t) = \mathbf{X}^{est}(t)\mathbf{F}^*(t) \quad (3.9)$$

où $\mathbf{X}^{est}(t)$ est la matrice des compositions des courroies qui peut être estimée par un filtre. Par contre, lorsque les compositions des matériaux au temps t ne sont pas connues, la relation entre le mélange optimal et les proportions optimales est donnée par l'équation 3.10.

$$\mathbf{x}_m^*(t) = \mathbf{x}_m^{est}(t) - \hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{F}} + \hat{\mathbf{X}}\mathbf{F}^*(t) \quad (3.10)$$

où $\mathbf{x}_m^{est}(t)$ représente la composition estimée du mélange au temps t , $\hat{\mathbf{X}}$ représente la matrice des compositions des courroies moyennes et $\hat{\mathbf{F}}$ représente la moyenne des proportions des courroies utilisées dans l'estimation du mélange au prochain pas de temps.

Les compositions des courroies et la composition du mélange au temps t peuvent être estimées à partir des données du mélange connues (du temps 1 au temps $t-1$) grâce à un filtre (estimateur) développé dans le domaine de la géostatistique et nommé cokrigage. Cet estimateur est présenté aux sections 3.3.7 et 3.3.8.

Lorsque l'équation 3.10 est utilisée pour dans le calcul des proportions optimales, un gain, G , peut être appliqué sur l'optimisation. L'équation 3.10 devient alors

$$\mathbf{x}_m^*(t) = \mathbf{x}_m^{est}(t) - G(\hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{F}} + \hat{\mathbf{X}}\mathbf{F}^*(t)) \quad (3.11)$$

où G est une constante à déterminer (voir section 4.2.7). Ce gain permet d'appliquer seulement une portion de la correction.

Enfin, la somme des proportions des courroies doit être égale à 1. Donc, pour nc courroies

$$\sum_{i=1}^{nc} f_i = 1 \quad (3.12)$$

Pour des questions de simplicité, ceci se fait en posant que la proportion de la dernière courroie est égale à la différence entre 1 et la somme des proportions des autres courroies.

3.2.1.2 Pénalités rajoutées à l'optimisation

Comme la méthode du simplexe de Nelder-Mead est utilisée pour l'optimisation, l'optimisation se fait sans contrainte. Par contre il est possible de rajouter des pénalités à la fonction d'optimisation qui sont liées à la variation des proportions des courroies et pour empêcher d'avoir des proportions des courroies négatives. La fonction d'optimisation devient donc

$$\begin{aligned}
 J(\mathbf{x}_m(t)) &= (\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)^T + \alpha_1 f_{neg} + \alpha_2 f_{var} \\
 f_{neg} &= \sum_{i=1}^{nc} I_i(t) f_i(t)^2 \text{ où } I_i(t) = 1 \text{ si } f_i(t) < 0 \text{ et } 0 \text{ sinon} \\
 f_{var} &= \sum_{i=1}^{nc} (f_i(t) - f_i(t-1))^2
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

où α_1 et α_2 sont des facteurs de pondération et habituellement $\alpha_1 \approx 1 * 10^9$ pour empêcher toute valeur négative, tandis que α_2 est une valeur à déterminer (voir section 4.2.6).

3.2.1.3 Proportions minimales des courroies

Dans les usines de ciment, un seuil minimum est souvent établi pour les proportions des courroies. Ainsi, si les proportions optimales sont plus faibles que les minima, la proportion de la courroie pourra soit être fixée au minimum soit être arrêtée (fixée à zéro). Dès que l'optimisation retourne la proportion d'une courroie plus faible que le seuil établi pour cette courroie, plusieurs scénarios doivent être pris en compte. Le premier scénario à l'étude consiste à fixer la valeur de la courroie qui était plus faible que le seuil à ce seuil. Ensuite le programme

mathématique 3.14 est minimisé sur les trois autres courroies. Le deuxième scénario consiste à fixer la valeur de la courroie qui était plus faible que le seuil à zéro et à minimiser le programme mathématique 3.14 pour les trois autres courroies.

$$J(\mathbf{x}_m(t)) = (\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)^T + \alpha_1 f_{neg} + \alpha_2 f_{var}$$

où α_1 et α_2 sont des facteurs de pondération comme définis en 3.13

$$f_{neg} = \sum_{i=1}^{nc} I_i(t)(f_i(t) - F_{min}(i))^2 \text{ où } I_i(t) = 1 \text{ si } f_i(t) < 0 \text{ et } 0 \text{ sinon}$$

$$f_{var} = \sum_{i=1}^{nc} (f_i(t) - f_i(t-1))^2$$

(3.14)

où \mathbf{F}_{min} , de taille $nc \times 1$, représente les seuils sur chaque courroie.

Les deux valeurs ainsi obtenues sont ensuite comparées afin de choisir le scénario qui permet d'obtenir la valeur de $J(\mathbf{x}_m(t))$ minimale.

Cette méthode qui consiste à travailler sur une seule courroie est une heuristique puisque de meilleurs résultats pourraient être obtenus en fixant une, ou plusieurs, autres courroies à leur seuil minimal ou à zéro. Elle a été choisie pour des raisons de rapidité de calcul. En effet, afin d'obtenir le minimum réel, il faudrait comparer les valeurs de

$$nb = \sum_{i=0}^{nc} \binom{nc}{i} 2^i \quad (3.15)$$

possibilités lorsque l'on a nc courroies (et $\binom{nc}{i}$ représente le nombre de combinaisons possibles de i dans nc). Cette somme représente toutes les possibilités qu'une jusqu'à $nc - 1$ courroies soient fixées au seuil minimum ou à zéro, puis que la minimisation soit effectuée sur les autres courroies.

3.2.1.4 Méthode d'optimisation

Afin d'optimiser le programme mathématique 3.13, le problème suivant doit être résolu.

$$\min_{\mathbf{F}(t)} (J(\mathbf{x}_m(t))) \quad (3.16)$$

La méthode utilisée pour résoudre ce problème est le simplexe de Nelder-Mead. Cette méthode d'optimisation est une méthode de recherche directe. Elle est robuste puisqu'elle est tolérante au bruit dans la fonction à optimiser (Dennis et Woods, 1987). De plus, comme toute méthode de recherche directe, elle ne nécessite pas de connaître les dérivées. L'algorithme de cette méthode est présenté à l'annexe I (Lagarias *et al.*, 1999; Matlab, 2010).

Dans l'algorithme de contrôle du ciment présenté ici, les conditions d'arrêt suivantes sont utilisées (lorsqu'une de ces conditions est respectée, l'algorithme d'optimisation s'arrête sur le simplexe de la dernière fonction évaluée) :

- tolérance sur la fonction à minimiser de 10^{-4}
- tolérance sur les variables de 10^{-4}
- nombre maximal d'itérations de 200 fois le nombre de variables. Et comme ici, la fonction a soit 3 ou 4 variables, le nombre maximal d'itérations est soit de 600 ou de 800.
- nombre maximal d'évaluations de la fonction de 200 fois le nombre de variables.

Même si la méthode du simplexe de Nelder-Mead est une des méthodes de recherche directe les plus utilisées, il n'existe pas de résultat quant à la convergence globale de la méthode (Lewis *et al.*, 2000). Par contre, cette méthode est disponible sur Matlab et permet d'incorporer facilement des contraintes de positivité des proportions dans la fonction objectif sous forme de pénalités.

3.3 Rappels géostatistiques

Le système de contrôle de cru de ciment nécessite l'estimation des oxydes de calcium (C), de silicium (S), d'aluminium (A) et de fer (F) dans le mélange et les courroies. Ces estimations se font par cokrigage.

3.3.1 Covariance et variogramme

Dans un contexte géostatistique, la covariance est une mesure de continuité spatiale d'une variable donnée. Ainsi, la covariance est fonction de la distance entre deux points auxquels la variable pourrait être mesurée. Nous avons donc que la covariance entre une variable (Z) en un point (x) et la même variable au point (x+h) :

$$Cov(h) = Cov(Z(x), Z(x+h)) = E[(Z(x) - E[Z(x)])(Z(x+h) - E(Z(x+h)))] \quad (3.17)$$

Le variogramme est un outil qui permet aussi de mesurer la continuité spatiale d'une variable.

Le variogramme est défini comme suit :

$$\gamma(h) = 1/2Var[Z(x) - Z(x+h)] = 1/2E[(Z(x) - Z(x+h))^2] \quad (3.18)$$

La dernière égalité est valide sous l'hypothèse de stationarité, c'est-à-dire, $E[Z(x)] = m \forall x$.

Plusieurs modèles théoriques de variogrammes existent. Les plus communs sont l'effet de pépite qui équivaut à un bruit blanc, les modèles sphérique, gaussien et exponentiel.

En général, deux paramètres définissent les modèles de variogramme : la portée et le palier. La portée représente la distance à partir de laquelle deux observations ne sont plus corrélées, tandis que le palier est la variance des observations. Certains modèles de variogramme, dont les modèles gaussiens et exponentiels, ont un palier atteint asymptotiquement.

Par ailleurs, il est facile de démontrer que, lorsque $Var(Z)$ existe (i.e. le variogramme atteint

un palier) :

$$C(h) = \text{Var}(Z) - \gamma(h) \quad (3.19)$$

Les définitions du variogramme et de la covariance reposent sur l'hypothèse de stationarité de second ordre, c'est-à-dire, que les moments de premier ordre (moyenne) et second ordre (variance) sont indépendants du point où la variable est mesurée. De plus, la covariance entre deux points ne dépend que de la distance entre ces points, et non des points pris séparément, i.e.

$$\begin{aligned} \text{Cov}(Z(x_1), Z(x_2)) &= C(h_{12}) \\ &= C(h_{12}) = C(h_{21}) \end{aligned} \quad (3.20)$$

où $h_{12} = |x_1 - x_2|$

3.3.2 Covariance croisée et variogramme croisé

La covariance et le variogrammes croisés sont aussi des mesures de continuité spatiale, mais entre deux variables différentes.

La covariance croisée pour deux variables, Z et Y, séparées d'une distance, h, est donnée par :

$$C_{ZY}(h) = \text{Cov}(Z(x), Y(x+h)) = E[(Z(x) - E[Z(x)])(Y(x+h) - E[Y(x+h)])] \quad (3.21)$$

Le variogramme croisé est défini comme suit :

$$\gamma_{ZY}(h) = 1/2E[(Z(x) - Z(x+h))(Y(x) - Y(x+h))] \quad (3.22)$$

De par sa définition, le variogramme croisé est toujours symétrique, c'est-à-dire $\gamma_{ZY}(h) = \gamma_{ZY}(-h)$, ce qui n'est pas le cas de la covariance croisée en général. Cette dernière fonction est donc

plus générale que le variogramme croisé. Toutefois, seul le modèle de covariance symétrique sera utilisé dans ce travail.

3.3.3 Modèle de covariance multivariable admissible

Le modèle de covariance multivariable est défini par les modèles de covariance et covariance croisée des variables à l'étude. La vérification d'admissibilité de ces modèles est ardue et nécessite une transformation dans le domaine de Fourier de chaque fonction de covariance et de covariance croisée afin de s'assurer que toute combinaison linéaire des variables donne une variance théorique positive. Par contre, les cas de figure suivants permettent une vérification plus aisée (Marcotte, 2009) :

- Il existe une relation physique ou mathématique entre les variables.
- Les fonctions de covariance et covariance croisée sont proportionnelles entre elles.
- Les fonctions de covariance et covariance croisées peuvent s'écrire comme une combinaison linéaire de covariances élémentaires (modèle de corégionalisation linéaire).

3.3.4 Modèle de corégionalisation linéaire

Comme les fonctions de covariance et covariance-croisée sont ici définies comme un modèle de corégionalisation linéaire, seul celui-ci est présenté en détail. Comme énoncé plus haut, le modèle de corégionalisation linéaire est une combinaison linéaire de covariances élémentaires.

$$\begin{bmatrix} C_{ZZ}(h) & C_{ZY}(h) \\ C_{YZ}(h) & C_{YY}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{1,ZZ} & B_{1,ZY} \\ B_{1,YZ} & B_{1,YY} \end{bmatrix} C_1(h) + \begin{bmatrix} B_{2,ZZ} & B_{2,ZY} \\ B_{2,YZ} & B_{2,YY} \end{bmatrix} C_2(h) + \dots + \begin{bmatrix} B_{n,ZZ} & B_{n,ZY} \\ B_{n,YZ} & B_{n,YY} \end{bmatrix} C_n(h) = \mathbf{B}_1 C_1(h) + \mathbf{B}_2 C_2(h) + \dots + \mathbf{B}_n C_n(h) \quad (3.23)$$

On suppose les covariances symétriques ($C_{yz}(h) = C_{xy}(h)$), ce qui entraîne $B_{i,yz} = B_{i,zy} \quad \forall i$.

Les matrices de coefficient, \mathbf{B}_i , contiennent les covariances entre les différentes variables à $h=0$ qui multiplient les structures de base $C_i(h)$. Si toutes les matrices \mathbf{B}_i sont définies positives, alors le modèle est admissible (Chilès et Delfiner, 1999; Wackernagel, 2003). Cette condition est suffisante, mais non nécessaire.

3.3.5 Modèles de corégionalisation linéaire des matériaux du cru

Les covariances des éléments composant les matériaux du cru peuvent être modélisées par combinaison linéaire d'une fonction de covariance sphérique et d'un effet de pépite.

$$\mathbf{C}_{ii}(h) = \mathbf{P}_{ii}\delta(h) + \mathbf{B}_{ii}Sph(h, a_i) \quad (3.24)$$

où \mathbf{P}_{ii} est la matrice de coefficients de l'effet de pépite, \mathbf{B}_{ii} est la matrice de coefficients de la fonction de covariance sphérique. Ces deux matrices doivent être semi-définies positives.

$$\delta(h) = \begin{cases} 1 & \text{si } h = 0 \\ 0 & \text{si } |h| > 0 \end{cases}$$

$$Sph(h, a_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } h = 0 \\ 1 - (1.5(h/a_i - 0.5(h/a_i)^3) & \text{si } 0 < h < a_i \\ 1 & \text{si } h \geq a_i \end{cases}$$

3.3.6 Calcul des covariances croisées pour un mélange

Dans le cas, où les covariances et covariances croisées des éléments contenus dans les différents matériaux qui composent le mélange sont connues, il est possible de calculer les covariances et covariances croisées des éléments du mélange ainsi qu'entre les éléments qui composent le mélange et les éléments des matériaux utilisés pour faire le mélange. Dans le cas à l'étude, 4 matériaux composés chacun de 4 oxydes principaux sont mélangés pour donner une nouvelle

composition de ces 4 oxydes.

Nous cherchons donc à connaître, la covariance entre les oxydes du mélange et de la i ème courroie :

$$\mathbf{C}_{\mathbf{m}i}(h) = Cov(\mathbf{x}_m(t-h), \mathbf{x}_i(t)) \quad (3.25)$$

et la covariance des oxydes dans le mélange,

$$\mathbf{C}_{\mathbf{m}m}(h) = Cov(\mathbf{x}_m(t-h), \mathbf{x}_m(t)) \quad (3.26)$$

Puisque,

$$\mathbf{x}_m(t-h) = \sum_{j=1}^{nc} f_j(t-h) \mathbf{x}_j(t-h) \quad (3.27)$$

alors

$$\mathbf{C}_{\mathbf{m}i}(h) = \sum_{j=1}^{nc} f_j(t-h) \mathbf{C}_{ji}(h) \quad (3.28)$$

Or, comme on suppose que les matériaux provenant de deux courroies différentes ne sont pas corrélés, $\mathbf{C}_{ji}(h) = 0 \quad \forall \quad j \neq i$,

$$\mathbf{C}_{\mathbf{m}i}(h) = f_i(t-h) \mathbf{C}_{ii}(h) \quad (3.29)$$

De même,

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{\mathbf{m}m}(h) &= \sum_{i=1}^{nc} \sum_{j=1}^{nc} f_i(t-h) f_j(t) \mathbf{C}_{ij}(h) \\ &= \sum_{i=1}^{nc} f_i(t-h) f_i(t) \mathbf{C}_{ii}(h) \end{aligned} \quad (3.30)$$

Comme les fonctions de covariances des matériaux au cru sont des modèles de corégionalisation linéaire, il est possible d'écrire $\mathbf{C}_{\mathbf{mi}}(h)$ et $\mathbf{C}_{\mathbf{mm}}(h)$ aussi comme des modèles de corégionalisation linéaire.

$$\mathbf{C}_{\mathbf{mi}}(h) = f_i(t-h)(\mathbf{P}_{\mathbf{ii}}\delta(h) + \mathbf{B}_{\mathbf{ii}}Sph(h, a_i)) \quad (3.31)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{\mathbf{mm}}(h) &= \sum_{i=1}^{nc} f_i(t-h)f_i(t)(\mathbf{P}_{\mathbf{ii}}\delta(h) + \mathbf{B}_{\mathbf{ii}}Sph(h, a_i)) \\ &= \mathbf{P}_{\mathbf{mm}}\delta(h) + \sum_{i=1}^{nc} f_i(t-h)f_i(t)\mathbf{B}_{\mathbf{ii}}Sph(h, a_i) \end{aligned} \quad (3.32)$$

Le fait que $\mathbf{B}_{\mathbf{ii}}$ et $\mathbf{P}_{\mathbf{ii}}$ soient semi-définies positives assure que $\mathbf{C}_{mm}(h)$ et $\mathbf{C}_{mi}(h)$ sont aussi admissibles comme modèles de corégionalisation linéaire.

3.3.7 Cokrigeage simple

Le cokrigeage est un estimateur linéaire sans biais qui permet d'interpoler une variable principale en un point à partir des valeurs de la variable principale, mais aussi d'une ou plusieurs variables secondaires. Le système de cokrigeage est développé en minimisant la variance d'estimation. Diverses formes de cokrigeage existent, dont le cokrigeage simple (CKS), le cokrigeage ordinaire (CKO) et le cokrigeage universel (avec dérive). Le cokrigeage simple et le cokrigeage ordinaire ont été utilisés pour le contrôle du cru du mélange de ciment. Ces deux formes de cokrigeage sont donc présentées ici.

Le cokrigeage simple, tout comme le cokrigeage ordinaire, permet d'estimer une variable principale en un point à partir de données des variables principale et secondaires. Par contre, le cokrigeage simple peut être utilisé seulement lorsque les moyennes des variables principale et secondaires sont connues. Grâce à cette connaissance des moyennes, il est possible d'estimer la variable principale même lorsque seules des données des variables secondaires sont connues.

Pour simplifier la notation, seul le cas avec une variable principale et une variable secondaire sera présenté. Toutefois, l'extension au cas avec plusieurs variables secondaires est directe.

La variable principale est estimée.

$$Z_0^* = m_z + \sum_{i=1}^{nz} \lambda_i (Z_i - m_z) + \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i (Y_i - m_y) \quad (3.33)$$

Les poids, λ_i et α_j sont obtenus en minimisant la variance de cokrigage suivante

$$\sigma_{ck}^2 = E[(Z_0 - Z_0^*)^2] \quad (3.34)$$

Le résultat de cette minimisation est le système de cokrigage

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{nz} \lambda_j \text{Cov}(Z_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j \text{Cov}(Z_i, Y_j) &= \text{Cov}(Z_0, Z_i) \quad \forall i = 1 \dots nz \\ \sum_{j=1}^{nz} \lambda_j \text{Cov}(Y_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j \text{Cov}(Y_i, Y_j) &= \text{Cov}(Z_0, Y_i) \quad \forall i = 1 \dots ny \end{aligned} \quad (3.35)$$

Ce qui s'écrit sous forme matricielle

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}_{zz} & \mathbf{K}_{zy} \\ \mathbf{K}_{yz} & \mathbf{K}_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{k}_{zz} \\ \mathbf{k}_{zy} \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

La variance de cokrigage peut ensuite être calculée.

$$\sigma_{ck}^2 = \text{Var}(Z_0) - \sum_{i=1}^{nz} \lambda_i \text{Cov}(Z_0, Z_i) - \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i \text{Cov}(Z_0, Y_i) \quad (3.37)$$

Le cokrigeage simple est un estimateur sans biais. En effet,

$$E[Z_0^*] = E[m_z + \sum_{i=1}^{nz} \lambda_i (Z_i - m_z) + \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i (Y_i - m_y)] = m_z \quad (3.38)$$

Le programme utilisé pour le CKS est présenté dans Marcotte (1991).

3.3.8 Cokrigeage ordinaire

Le cokrigeage ordinaire est un système de cokrigeage qui, contrairement au cokrigeage simple, permet l'estimation de la variable principale sans connaître les moyennes des variables principales et secondaires. L'estimation de la variable Z_0 est donc donnée par

$$Z_0^* = \sum_{i=1}^{nz} \lambda_i Z_i + \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i Y_i \quad (3.39)$$

Deux conditions de non-biais, c'est-à-dire, la somme des poids des données de la variable principale donne 1 et la somme des poids de la variable secondaire est nulle, doivent être respectées afin de conserver un estimateur sans biais.

$$\sum_{j=1}^{nz} \lambda_j = 1 \quad (3.40)$$

$$\sum_{j=1}^{ny} \alpha_j = 0 \quad (3.41)$$

La variance de cokrigeage présentée en 3.34 est minimisée sous contraintes afin d'obtenir le système de cokrigeage. Cette minimisation génère des multiplicateurs de Lagrange (μ_i)

$$\begin{aligned}
\sum_{j=1}^{nz} \lambda_j Cov(Z_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j Cov(Z_i, Y_j) + \mu_z &= Cov(Z_0, Z_i) \forall i = 1 \dots nz \\
\sum_{j=1}^{nz} \lambda_j Cov(Y_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j Cov(Y_i, Y_j) + \mu_y &= Cov(Z_0, Y_i) \forall i = 1 \dots ny \\
\sum_{i=1}^{nz} \lambda_i &= 1 \\
\sum_{i=1}^{ny} \alpha_i &= 0
\end{aligned} \tag{3.42}$$

Ce système peut être réécrit sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}_{zz} & \mathbf{K}_{zy} & 1 & 0 \\ \mathbf{K}_{yz} & \mathbf{K}_{yy} & 0 & 1 \\ 1' & 0' & 0 & 0 \\ 0' & 1' & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ \alpha \\ \mu_z \\ \mu_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{k}_{zz} \\ \mathbf{k}_{zy} \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{3.43}$$

Le cokrigeage ordinaire nécessite de connaître au moins une donnée de la variable principale (Journel et Huijbregts, 1978). En effet, si aucune donnée de la variable principale n'existe, la condition 3.40 ne pourra pas être respectée. Par contre, si la moyenne de la variable principale est connue, il est alors possible d'effectuer un cokrigeage ordinaire même si aucune donnée de cette variable n'est disponible (Chilès et Delfiner, 1999). Dans le cas à l'étude, lorsque les compositions des matériaux arrivant au mélange doivent être estimées, aucune valeur n'est connue pour ces matériaux, mais les moyennes des compositions des matériaux le sont. Pour la composition de ces matériaux, l'estimation se fait donc en additionnant la moyenne aux valeurs obtenues par cokrigeage.

$$Z_0^* = m_z + \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i Y_i \tag{3.44}$$

Dans le cas du cokrigeage ordinaire sans données de la variable principale, le système de

cokrigeage prend la forme suivante :

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j Cov(Y_i, Y_j) + \mu_y &= Cov(Z_0, Y_i) \forall i = 1 \dots ny \\ \sum_{j=1}^{ny} \alpha_j &= 0 \end{aligned} \quad (3.45)$$

ou, sous forme matricielle,

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}_{yy} & 1 \\ 1' & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \mu_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{k}_{zy} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.46)$$

Comme la condition $\sum_{j=1}^{ny} \alpha_j = 0$ est respectée, le cokrigeage est toujours sans biais, puisque

$$E[Z_0^*] = E[m_z + \sum_{i=1}^{ny} \alpha_i Y_i] = m_z \quad (3.47)$$

Le programme utilisé pour le CKO est présenté dans Marcotte (1991).

3.3.9 Moyennes mobiles

Des moyennes mobiles peuvent être utilisées pour estimer les compositions des matériaux arrivant au cru. Les moyennes mobiles utilisées sont des moyennes mobiles arithmétiques définies comme suit :

$$\bar{\mathbf{x}}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=t-n}^{t-1} \mathbf{x}_i(j) \quad (3.48)$$

où i représente la i ème courroie, et n est le nombre de pas de temps qui entrent dans le calcul de la moyenne mobile.

3.3.10 Simulations

Les simulations des séries temporelles des compositions chimiques des matériaux utilisés dans le mélange de ciment sont effectuées par simulation géostatistique multivariable utilisant la méthode LU pour la décomposition de la matrice de covariance telle que décrit dans (Marcotte *et al.*, 2005). Quelques modifications sont apportées à la méthode LU afin d'assurer la fermeture de la matrice de covariance et que cette matrice est semi-définie positive. En effet, toute matrice de covariance doit être définie ou semi-définie positive. La fermeture implique que la matrice n'est que semi-définie positive.

En effet, les matrices de covariance utilisées dans les simulations des compositions des matériaux indiquent les covariances entre chaque composant chimique du matériau simulé. Ainsi, la matrice de covariance doit assurer que les proportions des composants simulés somment à, ou près de, 100%. Et donc, la somme de chaque ligne et de chaque colonne de la matrice de covariance à $h=0$ devra être égal à 0. Cette condition peut s'écrire :

$$\Sigma_0 \mathbf{1} = \mathbf{0} \quad (3.49)$$

où Σ_0 est la matrice de covariances à $h=0$, $\mathbf{1}$ est un vecteur de uns et $\mathbf{0}$ est un vecteur de zéros.

Cette condition est nécessaire et suffisante à la fermeture des compositions chimiques simulées. Elle implique aussi que la matrice sera seulement semi-définie positive.

Habituellement, la matrice de covariance calculée à partir de données réelles ne respectera pas la condition 3.49. Certains modifications doivent donc être apportées. L'approche en trois étapes décrites dans (Marcotte *et al.*, 2005) est utilisée. D'abord, une très grande constante est ajoutée à la matrice. Ensuite, la matrice est décomposée en vecteurs propres. Le premier vecteur propre est colinéaire au vecteur $\mathbf{1}$ suite à l'addition de la constante. La reconstruction de la matrice à partir des autres vecteurs propres permet donc d'avoir une matrice orthogonale au premier vecteur propre et donc au vecteur $\mathbf{1}$. La matrice reconstruite respecte ainsi la

condition énoncée en 3.49. Cette nouvelle matrice de covariance est donc semi-définie positive et pleinement compatible avec des compositions chimiques qui somment à 100%.

Les simulations géostatistiques multivariables, tel que la simulation par décomposition LU modifiée décrite précédemment, permettent de reproduire les premier (moyenne) et second (covariance et covariance-croisée) moments des variables simulées (Vann *et al.*, 2002).

3.4 Lafarge Quality Mix Control software - logiciel de contrôle du mélange du cru du ciment de Lafarge

Le Lafarge Quality Mix Control software (QMC) est le logiciel de contrôle du mélange du cru de ciment utilisé dans plusieurs cimenteries de Lafarge et auquel l'algorithme de contrôle du cru présenté dans ce mémoire sera comparé. Le fonctionnement de ce logiciel est présenté dans un document d'aide qmc (2004-2008). Ce logiciel sert à optimiser une fonction semblable à celle présentée en 3.8.

$$f(\mathbf{x}_m(t)) = \mathbf{K}(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)^T \quad (3.50)$$

$\mathbf{x}_m(t)$ est un vecteur 3×1 de 3 des oxydes, modules ou phases du mélange et \mathbf{x}_0 est aussi un vecteur 3×1 des valeurs cibles de ces oxydes, modules ou phases et \mathbf{K} est une matrice diagonale contenant un coefficient, k_i pour chaque matériau.

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 & 0 & 0 \\ 0 & k_2 & 0 \\ 0 & 0 & k_3 \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

Dans le logiciel QMC, une pénalité est aussi ajoutée à la fonction à minimiser, ce qui donne :

$$f(\mathbf{x}_m(t)) = \mathbf{K}(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}_0)^T + k_4 \mathbf{C}^T \mathbf{F}^{\text{opt}} \quad (3.52)$$

où \mathbf{F}^{opt} est tel que défini pour l'équation 3.9 et \mathbf{C} est un vecteur 4x1 contenant les coûts des quatre matériaux dans le vecteur \mathbf{F}^{opt} et k_4 est un coefficient associé à la pénalité apportée par le coût des matériaux. Lorsque \mathbf{K} est une matrice identité 3x3 et que k_4 est nul, l'équation 3.50 équivaut à l'équation 3.8. Dans ce cas, la minimisation utilisée pour obtenir les proportions des courroies optimales est définie comme en 3.16. Par contre, l'optimisation dans QMC se fait sous contraintes, tandis que l'optimisation dans l'algorithme développé pour ce mémoire se fait sans contraintes. En effet, l'algorithme d'optimisation de Nelder-Mead a été développé pour de l'optimisation sans contraintes. Les contraintes définies pour l'optimisation dans QMC sont des contraintes d'inégalité sur les éléments chimiques mineurs du mélange :

$$\begin{aligned}
 Na_2O_{eq,min} &< Na_2O_{eq} < Na_2O_{eq,max} \\
 SO_{3,min} &< SO_3 < SO_{3,max} \\
 MgO_{min} &< MgO < MgO_{max} \\
 K_2O_{eq,min} &< K_2O_{eq} < K_2O_{eq,max}
 \end{aligned} \tag{3.53}$$

des contraintes d'inégalité sur les proportions des courroies

$$\begin{aligned}
 f_{1,min} &< f_1^* < f_{1,max} \\
 f_{2,min} &< f_2^* < f_{2,max} \dots \\
 f_{n,min} &< f_n^* < f_{n,max}
 \end{aligned} \tag{3.54}$$

où n représente le nombre de courroies et dans le cas qui nous intéresse, $n = 4$.

Dans QMC, la minimisation se fait aussi sous une contrainte d'égalité :

$$\sum_{i=1}^n f_i^* = 100 \tag{3.55}$$

ou, en d'autres termes, la somme des proportions optimales des courroies doit être égale à 100%.

Les contraintes d'inégalité sur les éléments mineurs peuvent être établies à 0% pour la contrainte minimale et 100% pour la contrainte maximale. Dans quel cas, elles peuvent être négligées, puisque des proportions d'éléments chimiques ne seront jamais négatives ou plus élevées que 100%.

L'optimisation dans QMC se fait soit grâce aux algorithmes d'optimisation de Harwell ou IMSL ou à un algorithme qui a été développé chez Lafarge nommé algorithme MA. L'opérateur peut choisir d'activer un ou plusieurs des algorithmes d'optimisation. Puis, le logiciel choisira l'optimisation en fonction de l'algorithme qui a retourné le meilleur résultat.

La principale différence entre QMC et l'algorithme programmé dans le cadre de ce mémoire est la façon de calculer la composition du mélange au prochain pas de temps et la composition des courroies.

Dans QMC, la composition du mélange au prochain pas de temps est estimé à partir des dernières données obtenues sur la composition du mélange et de la composition moyenne des courroies. Donc, la composition du mélange est obtenue à partir de l'équation 3.10, mais cette fois, $\mathbf{x}_m^{\text{est}}$ est simplement égale à la dernière donnée de composition du mélange. Ceci équivaut à un cokrigeage ordinaire avec une seule donnée dans le passé pour estimer la prochaine donnée.

Enfin, un gain existe dans le logiciel de contrôle QMC afin d'atténuer les corrections apportées par le programme. Ce gain est à la discrédition de l'utilisateur. Dans QMC, le gain se définit comme suit :

$$f'_i = f_i(t-1) + G(f_i^* - f_i(t-1)) \quad (3.56)$$

où G représente le gain et f'_i est la nouvelle proportion envoyée à la courroie. En d'autres mots,

nouvelle proportion = ancienne proportion + gain (proportion optimale - ancienne propor-

tion).

Contrairement au gain présenté à l'équation 3.11, le gain utilisé dans QMC est à l'extérieur de l'optimisation. Ainsi, plus le gain est élevé, plus la correction sera élevée et plus le risque de corriger plus que nécessaire augmente tandis que plus le gain est faible, moins le risque de sur-corriger sera grand, mais la correction aura peu d'effet.

Afin de comparer l'algorithme de contrôle développé dans le cadre de ce mémoire à QMC, un algorithme comparable à QMC a été programmé. Cet algorithme n'est que l'algorithme de contrôle présenté en 3.2, mais dont quelques paramètres ont été choisis afin de ressembler le plus possible à QMC. Donc l'optimisation se fait sur 3 cibles et le mélange est estimé à partir de l'équation 3.10 où $\mathbf{x}_m^{\text{est}}$ est estimé à partir d'un cokrigeage ordinaire dont les données se résument à la dernière donnée de composition du mélange obtenue. Le gain présenté à l'équation 3.11 est de 1 puisque ce type de gain n'est pas présent dans QMC. Enfin, étant donné que l'optimisation dans QMC se fait sous contraintes et que l'algorithme d'optimisation de Nelder-Mead ne permet pas de contraintes, les contraintes sont remplacées par des pénalités telles que présentées à l'équation 3.13. La pénalité sur la variation des proportions des courroies a un coefficient, α_2 nul puisque ce genre de pénalité n'est pas nécessairement présent dans QMC. Par contre, la pénalité sur les valeurs négatives des proportions des courroies a un coefficient de, α_1 d'environ 10^9 afin de respecter les contraintes sur les proportions des courroies présentes dans QMC. L'algorithme de contrôle avec les paramètres tels que définis ci-haut équivaut approximativement au logiciel QMC lorsque, la matrice des coefficients, \mathbf{K} de l'équation 3.50 est une matrice identité ; que le coefficient k_4 de l'équation 3.52 est nul ; que les valeurs minimales pour les oxydes mineurs et les proportions des courroies dans les équations 3.53 et 3.54 sont fixées à 0 tandis que les valeurs maximales sont fixées à 100 et que le gain, G , de l'équation 3.56 est fixé à 1.

CHAPITRE 4

ÉTUDE D'UN CAS SYNTHÉTIQUE

4.1 Méthodologie proposée

Les différents cas de contrôle utilisant l'estimation du mélange et des courroies par cokrigage ordinaire (CKO) et cokrigage simple (CKS) seront comparés sur un procédé de mélange du cru de ciment simulé, tel que présenté à la figure 4.1 de la section 4.1.1 à partir de matériaux simulés comme décrit à la section 4.1.2.

4.1.1 Procédé simulé

Le procédé simulé est simplifié comme mentionné en 3.1.2. Ce procédé consiste en un optimiseur qui permet d'obtenir les proportions optimales des différents matériaux composant le mélange qui permettront de minimiser l'écart entre la composition du mélange et les cibles posées pour ces compositions. Ces proportions sont ensuite envoyées aux courroies contenant les différents matériaux afin de produire le mélange désiré. La composition du mélange est ensuite envoyée à l'optimiseur pour le calcul de ces proportions. Le procédé est résumé à la figure 4.1.

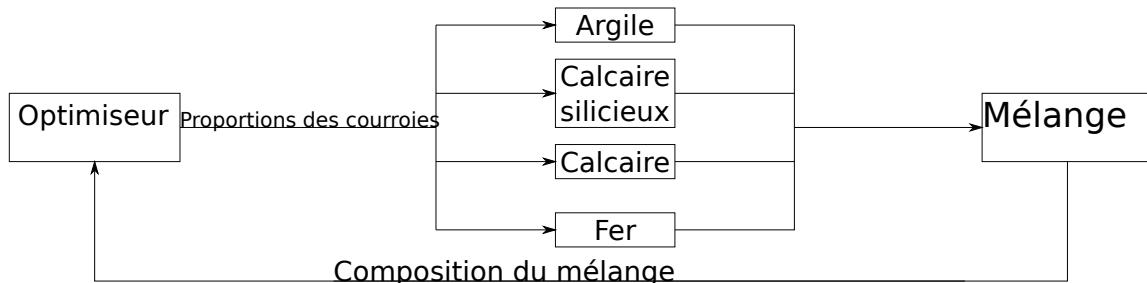


Figure 4.1 Procédé de mélange du cru de ciment simulé

4.1.2 Caractéristiques des simulations

Comme mentionné en 3.3.10, les simulations multivariables permettent de reproduire les premier et second moments statistiques. Il est donc nécessaire de définir ces moments pour chacun des matériaux simulés. Les variogrammes et variogrammes-croisés sont définis à partir des corrélations simples entre les oxydes d'un même matériau, ainsi que la variance et l'effet de pépite de chaque oxyde du matériau. La corrélation entre les oxydes de différentes courroies est considérée nulle. Les variogrammes sont tous sphériques, étant donné que ce type de variogramme représente bien les teneurs. Par ailleurs, les variogrammes des différents oxydes d'un même matériau ont une portée commune. Les caractéristiques des simulations se retrouvent à l'annexe II. Le tableau 4.1 présente les portées utilisées pour les diverses simulations. La portée représente l'écart de temps requis pour considérer deux observations comme non corrélées. Dans chaque cas à l'étude, 5000 pas de temps ont été simulés.

Tableau 4.1 Caractéristiques des simulations pour chaque matériau arrivant au cru

Matériau	Oxydes principaux	Portée commune aux oxydes (en unités de temps)
Argile	SiO_2 et Al_2O_3	250
Calcaire silicieux	CaO et SiO_2	250
Calcaire	CaO	100
Fer	Fe_2O_3	0,001

4.1.3 Algorithme de contrôle

Comme mentionné précédemment, le procédé consiste en un mélange composé à partir des proportions des différents matériaux. Ces proportions ont été optimisées afin d'obtenir un mélange le plus proche des cibles possibles à partir de l'optimiseur. Cet optimiseur reçoit la composition du mélange en entrée. L'optimiseur permet d'optimiser les proportions des courroies à partir d'un algorithme de contrôle. Cet algorithme de contrôle comprend une étape d'estimation des compositions des courroies et du mélange au prochain pas de temps et une étape de minimisation de l'écart entre le mélange estimé et les cibles afin d'obtenir les

proportions des courroies optimales comme résumé à la figure 4.2.

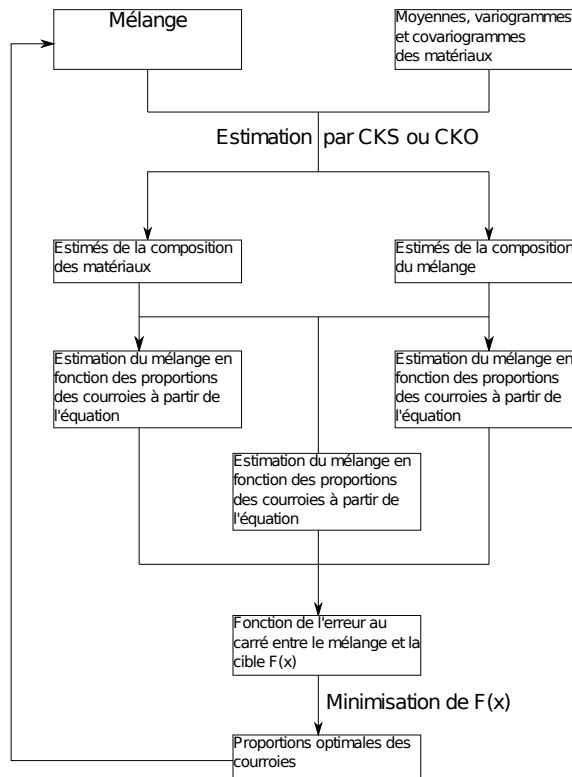


Figure 4.2 Schéma de l'algorithme de contrôle

4.1.4 Cibles utilisées

Les cibles pour la composition du mélange au cru sont présentées au tableau 4.2. Elles sont représentatives des cibles utilisées dans certaines usines du groupe Lafarge.

Tableau 4.2 Composition du mélange ciblée (%)

CaO	43,0
SiO₂	13,0
Al₂O₃	3,5
Fe₂O₃	1,3

4.1.5 Calcul de l'erreur

Les statistiques suivantes sont calculées afin d'évaluer l'efficacité des méthodes utilisées. L'erreur d'estimation est calculée en faisant la moyenne des erreurs carrées entre la valeur estimée de la proportion d'oxyde dans la courroie ou le mélange et la vraie valeur de la proportion d'oxyde dans la courroie ou le mélange.

$$MP2_i = \frac{1}{nox} \sum_{ox=1}^{nox} (x_{i,ox}^{est} - x_{i,ox})^2 \quad (4.1)$$

et

$$MP2_m = \frac{1}{nox} \sum_{ox=1}^{nox} (x_{m,ox}^{est} - x_{m,ox})^2 \quad (4.2)$$

où i représente le numéro de la courroie, m le mélange ox , l'oxyde contrôlé et nox le nombre d'oxydes contrôlés.

Et afin d'évaluer l'erreur par rapport à la cible, la moyenne des erreurs carrés entre l'oxyde dans le mélange et la cible pour cet oxyde est calculée :

$$MC2_m = \frac{1}{nox} \sum_{ox=1}^{nox} (x_{m,ox}^{est} - x_{0,ox})^2 \quad (4.3)$$

où $x_{m,ox}$ représente la proportion de l'oxyde ox dans le mélange m et $x_{0,ox}$ représente la composition ciblée de l'oxyde ox dans le mélange et nox est le nombre d'oxydes contrôlés.

4.2 Résultats

4.2.1 Mélange obtenu en absence de contrôle

Une stratégie pouvant être utilisée est de garder les proportions des courroies fixes. Cette stratégie peut être qualifiée d'absence de contrôle. Dans ce cas, les proportions des courroies qui restent fixes durant toute la simulation sont calculées en minimisant l'équation 3.8 à partir de l'équation 3.9 et des moyennes des compositions des courroies qui sont connues. Les

proportions suivantes sont obtenues :

Tableau 4.3 Proportions des courroies (%)

Argile	0,0603
Calcaire silicieux	0,1889
Calcaire	0,7461
Fer	0,0048

En absence de contrôle, le signal du mélange à la sortie est présenté à la figure 4.3.

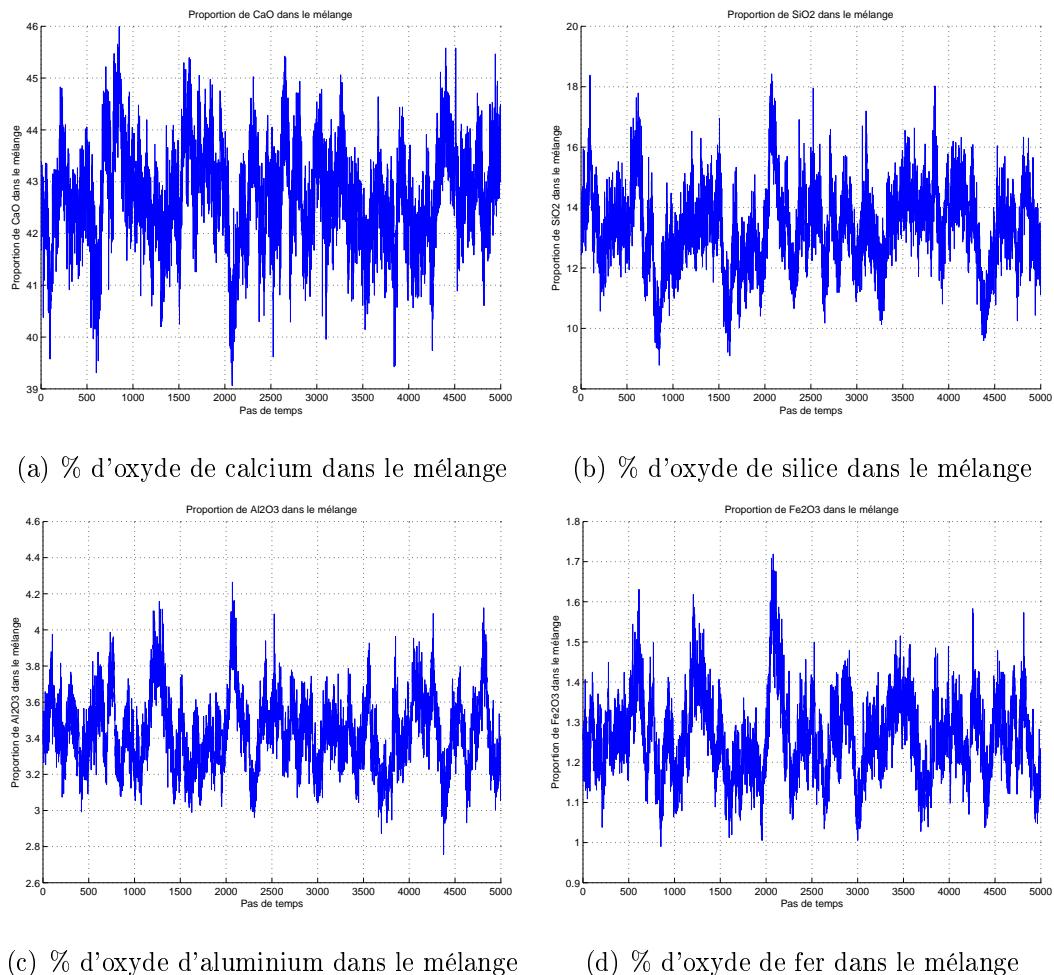


Figure 4.3 Composition du mélange en absence de contrôle

Les statistiques d'erreur par rapport aux cibles en absence de contrôle sont présentées ci-dessous.

Tableau 4.4 Statistiques d'erreur par rapport aux cibles du mélange en absence de contrôle (%²)

CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
1,0559	1,9733	0,0455	0,0121	3,0868

4.2.2 Nombre de cibles

Le logiciel présentement utilisé chez Lafarge optimise seulement sur 3 cibles lorsque 4 matériaux arrivent au mélange. L'algorithme développé dans le cadre de ce mémoire optimise plutôt sur autant de cibles que de matériaux utilisés dans le mélange. Ainsi, dans le cas où 4 matériaux (calcaire, calcaire silicieux, argile et fer) sont utilisés pour produire le mélange de cru de ciment, l'optimisation se fait sur les cibles pour 4 oxydes (CaO , SiO_2 , Al_2O_3 et Fe_2O_3). Les résultats du contrôle avec 3 cibles sont comparés au contrôle avec 4 cibles dans le cas où l'estimation se fait par CKO avec une seule donnée du passé, noté QMC dans le tableau, par CKS avec 3 données du passé et par CKO avec 4 données du passé.

Tableau 4.5 Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour trois ou quatre cibles (%²)

Type de contrôle	Nombre de cibles	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC	4	0,5742	1,0375	0,0417	0,01949	1,6727
	3	0,6975	1,0191	0,0171	0,6131	2,3468
CKO	4	0,4308	0,6939	0,0277	0,0123	1,1646
	3	0,4991	0,6805	0,0128	0,2462	1,4385
CKS	4	0,4244	0,6720	0,0264	0,0112	1,1340
	3	0,5042	0,6610	0,0122	0,2499	1,4274

Tableau 4.6 Moyennes des compositions pour trois ou quatre cibles (%)

Type de contrôle	Nombre de cibles	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC	4	42,9187	12,9545	3,4413	1,2552
	3	42,5804	12,8943	3,4950	1,8571
CKO	4	42,9187	12,9547	3,4411	1,2551
	3	42,7184	12,9325	3,4974	1,5649
CKS	4	42,9005	12,9878	3,4399	1,2560
	3	42,7043	12,9659	3,4980	1,5558

Globalement, les cibles sont mieux atteintes lorsque 4 cibles sont utilisées plutôt que 3. Ceci est entre autres dû à la cible sur l'oxyde de fer qui n'est pas prise en considération lorsque l'optimisation se fait seulement sur 3 cibles. Il est donc avantageux d'optimiser sur 4 cibles plutôt que seulement 3. Les comparaisons subséquentes se feront, dans tous les cas, sur l'optimisation avec 4 cibles.

4.2.3 Nombre optimal de données du mélange du passé utilisées pour le CKO

Afin de diminuer les écarts entre la composition réelle du cru et les cibles, il est nécessaire de contrôler les proportions des courroies. Ceci peut se faire de différentes façons, comme vu à la section 3.2.1.1. En effet, lorsque l'optimisation se fait sur 4 cibles, le calcul du mélange à optimiser peut se faire grâce à l'équation 3.9, dans quel cas, il est seulement nécessaire de connaître les compositions des courroies. Par contre, si le mélange à optimiser est calculé à partir de l'équation 3.10, il est aussi nécessaire d'estimer la composition du mélange au prochain pas de temps. Cette section s'intéresse au contrôle des proportions lorsque l'estimation du mélange ou de la composition des courroies se fait par CKO. Il est alors nécessaire de déterminer combien de données du passé seront utilisées pour estimer les compositions du mélange et des courroies (voir la figure 4.4). Les données du passé utilisées sont présentées dans le tableau 4.7.

Tableau 4.7 Nombre de données du passé utilisées

Nombre de données du passé	Pas de temps entre les données du passé et la prédiction
1	1
2	1,3
3	1,3,5
4	1,3,5,10
5	1,3,5,10,15
6	1,3,5,10,15,20
7	1,3,5,10,15,20,25
8	1,3,5,10,15,20,25,30
9	1,3,5,10,15,20,25,30,35
10	1,3,5,10,15,20,25,30,35,40

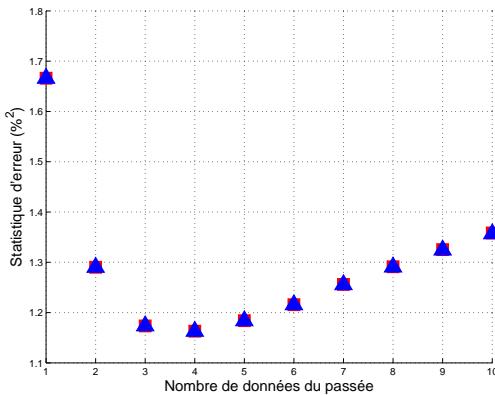


Figure 4.4 Statistique d'erreur par rapport aux cibles du CKO lorsque l'optimisation se fait sur le mélange estimé et les moyennes des courroies (carrés rouges) ou sur le mélange et les courroies estimées (triangles bleus) en fonction du nombre de données du passé utilisées pour l'estimation du mélange et des matériaux arrivant au mélange

Comme il n'y a aucune observation pour les compositions des courroies, les valeurs estimées par CKO se rapprochent beaucoup de la valeur moyenne de ces compositions qui est connue. D'ailleurs, lorsqu'une seule donnée dans le passé est utilisée pour estimer les compositions

des courroies, ces compositions estimées sont égales à la moyenne, tandis que l'estimation du mélange est égale à la dernière donnée observée. En effet, le poids associé aux variables secondaires est alors 0 en raison des contraintes de non-biais. L'estimation des courroies s'améliore en augmentant le voisinage. Estimer les courroies ainsi que le mélange afin d'effectuer le contrôle apporte donc une faible amélioration au contrôle plutôt que d'estimer exclusivement le mélange (et d'utiliser les moyennes des courroies). Même si cette amélioration est faible, elle augmente en augmentant le nombre de données du passé utilisé dans l'estimation. De plus, il est possible de croire qu'estimer les matériaux sur les courroies plutôt que d'utiliser la moyenne pourrait avoir un impact plus important si, par exemple, les moyennes des compositions des matériaux variait. Les meilleurs résultats sont donc obtenus lorsque les compositions du mélange et des courroies sont estimées à partir de quatre données du mélange dans le passé.

Par ailleurs, une augmentation du nombre de données du passé n'améliore pas nécessairement le contrôle (après 4 données du passé). Il faut noter que les effets de pépite et covariances utilisées dans la prédiction et la fonction d'optimisation dépendent de la moyenne des proportions des courroies. Ceci implique que de grosses variations dans les proportions des courroies peuvent diminuer la précision de l'estimation et de l'atteinte des cibles si l'équation 3.10 est utilisée dans la fonction à optimiser. D'autres facteurs sont aussi à tenir en compte. Par exemple, le minimum de la fonction d'optimisation peut être plus difficile à atteindre même si l'estimation du mélange et des courroies est meilleure.

4.2.4 Nombre optimal de données du mélange du passé utilisées pour le CKS

L'estimation des matériaux et du mélange peut aussi se faire par CKS. D'ailleurs comme aucune donnée sur les compositions des courroies n'est connue, l'estimation de ces courroies est meilleure par CKS que par CKO, puisque les conditions de non-biais du CKS ne sont pas aussi restrictives que pour le CKO. Par contre, optimiser l'équation 3.8 à partir de l'équation 3.9 lorsque seules les courroies ont été estimées ou à partir de l'équation 3.10 lorsque les courroies et le mélange ont été estimées donnent les mêmes résultats. En effet, dans le cas du CKS, le mélange estimé, \mathbf{x}_m^{est} au temps t est égal aux compositions des courroies

estimées \mathbf{X}^{est} au temps t fois la moyenne des proportions des courroies aux temps utilisés pour l'estimation, $\hat{\mathbf{F}}$.

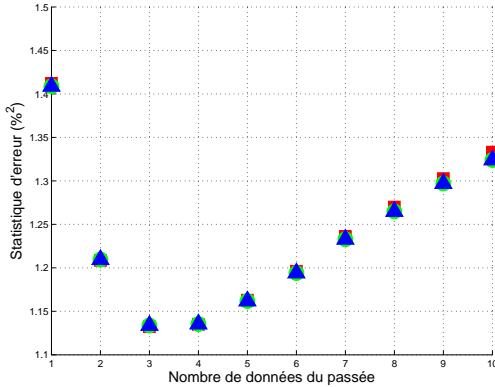


Figure 4.5 Statistique d'erreur par rapport aux cibles du CKS lorsque l'optimisation se fait sur le mélange estimé et les moyennes des courroies (carré rouge) , sur le mélange et les courroies estimés (triangle bleu), sur les courroies estimées seulement (rond vert)

Le CKS avec estimation des courroies (ou des courroies et du mélange) et avec estimation du mélange donnent des résultats très similaires. Par contre, le CKS avec estimation des courroies est légèrement moins affecté par le voisinage. Dans le cas du CKS, le contrôle est optimal lorsque 3 données du mélange du passé sont utilisées pour l'estimation du mélange et des courroies au prochain pas de temps.

4.2.5 Comparaison de QMC, CKO et CKS

Comme expliqué à la section 3.4, le logiciel QMC équivaut à une optimisation du mélange à partir de l'équation 3.10. Les moyennes des courroies sont utilisées dans cette équation et le mélange est prédit à partir de la dernière donnée du mélange observée, ce qui équivaut à un CKO avec une seule donnée dans le passé. Il s'agit donc ici de comparer un algorithme de contrôle similaire à celui utilisé chez Lafarge aux deux algorithmes présentés précédemment.

Tableau 4.8 Statistique d'erreur de la composition du mélange par rapport aux cibles pour les trois types de contrôle et en absence de contrôle(%)²)

	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	somme
Absence de contrôle	1,0555	1,9721	0,0454	0,0121	3,0852
QMC	0,5742	1,0375	0,0417	0,0194	1,6727
CKO	0,4308	0,6939	0,0277	0,0123	1,1646
CKS	0,4244	0,6720	0,0264	0,0112	1,1340

Tableau 4.9 Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour les trois types de contrôle(%)²)

	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	somme
QMC	1,6324	3,1294	0,0750	0,0299	4,8667
CKO	0,6640	1,1713	0,0261	0,0093	1,8706
CKS	0,6584	1,1726	0,0260	0,0095	1,8665

Tableau 4.10 Moyenne de la composition du mélange pour les trois types de contrôle (%)

	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>
Absence de contrôle	42,7135	13,3159	3,4330	1,2650
QMC	42,9187	12,9545	3,4413	1,2552
CKO	42,9187	12,9547	3,4411	1,2551
CKS	42,9005	12,9878	3,4399	1,2560

Il est d'abord à noter que la statistique d'erreur par rapport aux cibles diminue de moitié dès qu'on utilise un type de contrôle (par rapport à l'absence de contrôle). Par ailleurs, le contrôle le plus efficace (par rapport à l'atteinte des cibles) se fait grâce à l'estimation du mélange et des matériaux au prochain pas de temps par CKS. Dans ce cas, la statistique d'erreur diminue d'environ 30% par rapport au contrôle effectué par QMC. De plus, c'est effectivement par CKS que la prédiction du mélange au prochain pas de temps est la meilleure.

Des variogrammes des proportions des oxydes principaux du mélange ont été effectués afin de comparer l'effet des différents types de contrôle.

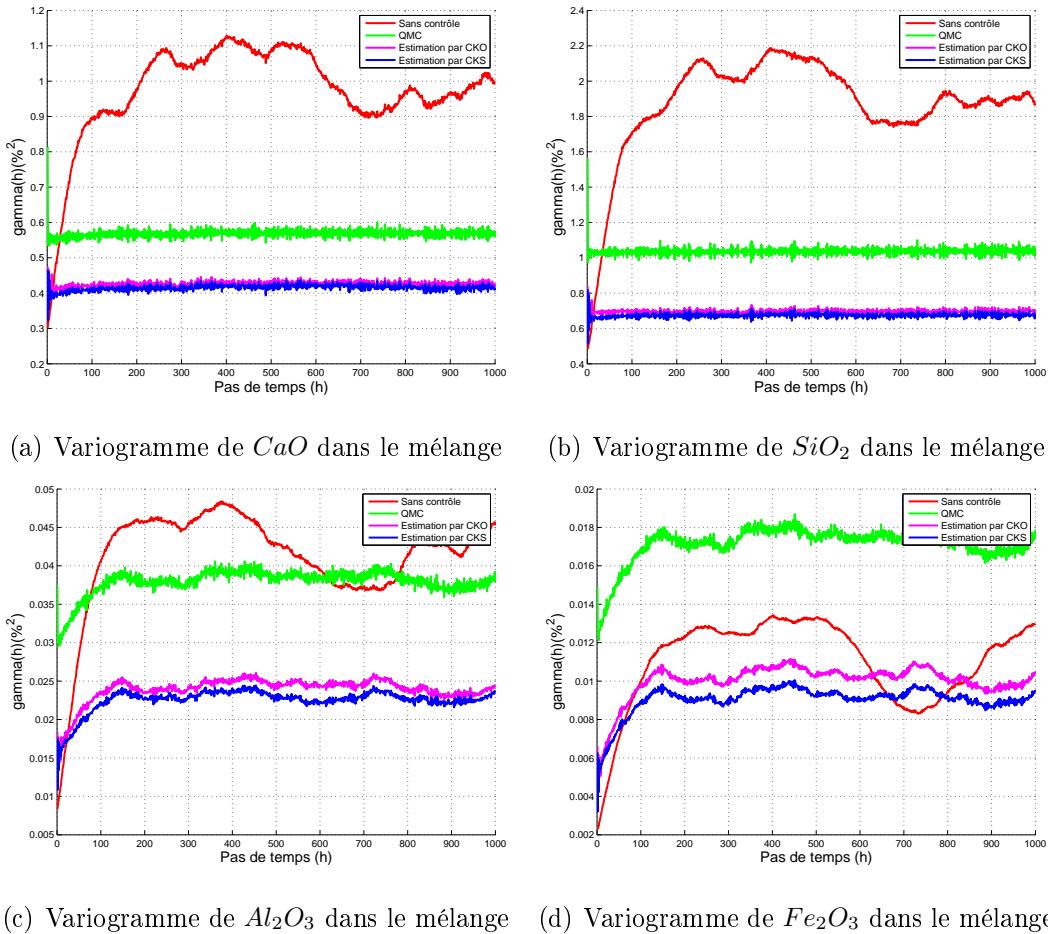


Figure 4.6 Variogrammes des proportions des différents oxydes dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle

Les paramètres (portée notée a dans le tableau, effet de pépite noté C_0 et covariance notée C) des variogrammes précédents ont été estimés et sont présentés aux tableaux 4.11 à 4.14.

Tableau 4.11 Paramètres des variogrammes du CaO dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	Type de variogramme	a	C_0	C	Variance
Absence de contrôle	sphérique+effet de pépite	125	0,2040	0,7671	0,9750
QMC	effet de pépite	n/a	0,5670	n/a	0,5670
CKO	effet de pépite	n/a	0,4242	n/a	0,4242
CKS	effet de pépite	n/a	0,4149	n/a	0,4149

Tableau 4.12 Paramètres des variogrammes du SiO_2 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	type de variogramme	a	C_0	C	Variance
Absence de contrôle	sphérique+effet de pépite	143	0,2846	1,6338	1,8743
QMC	effet de pépite	n/a	1,0348	n/a	1,0348
CKO	effet de pépite	n/a	0,6920	n/a	0,6920
CKS	effet de pépite	n/a	0,6726	n/a	0,6726

Tableau 4.13 Paramètres des variogrammes du Al_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	type de variogramme	a	C_0	C	Variance
Absence de contrôle	sphérique+effet de pépite	141	0,0036	0,0408	0,0409
QMC	spérique+effet de pépite	189	0,0304	0,0081	0,0383
CKO	sphérique+effet de pépite	129	0,0141	0,0101	0,0242
CKS	sphérique+effet de pépite	149	0,0142	0,0089	0,0228

Tableau 4.14 Paramètres des variogrammes du Fe_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	type de variogramme	a	C_0	C	Variance
Absence de contrôle	sphérique+effet de pépite	166	0,0012	0,0108	0,0108
QMC	spérique+effet de pépite	164	0,0123	0,0052	0,0174
CKO	sphérique+effet de pépite	131	0,0044	0,0058	0,0102
CKS	sphérique+effet de pépite	132	0,0045	0,0047	0,0092

Les variogrammes permettent d'observer que les 3 différents types de contrôle ont essentiellement le même effet : éliminer la structure temporelle présente dans le mélange en absence de contrôle. Ceci est surtout vrai dans le cas des deux oxydes les plus importants du mélange, le CaO et le SiO_2 . La différence entre un type de contrôle ou un autre réside dans l'effet de pépite des oxydes du mélange. Un meilleur contrôle permet de diminuer l'effet de pépite. Ceci indique que le CKS permet le meilleur contrôle.

4.2.6 Contrôle des variations

Le contrôle des variations tel que présenté en 3.2.1.2 est ajouté au CKO avec 4 données dans le passé, au CKS avec 3 données dans le passé et à QMC. Il faut déterminer quel facteur de variation (α_2 de l'équation 3.13) utiliser dans le contrôle. La figure 4.7 permet de déterminer qu'un facteur multiplicateur du contrôle de variations de 500 est optimal pour le cokrigeage simple et de 300 pour le cokrigeage ordinaire. De la même façon, il est possible de déterminer que le facteur de contrôle optimal pour QMC est de 3500.

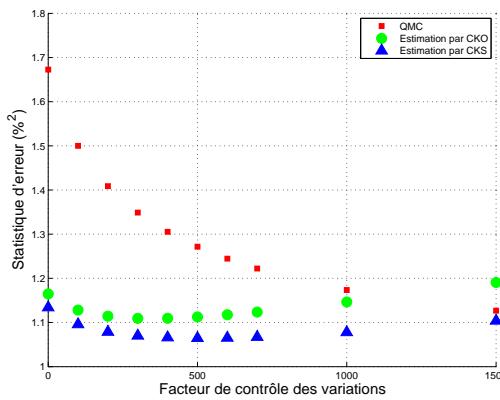


Figure 4.7 Somme des moyennes des erreurs carrées par rapport aux cibles en fonction du facteur de contrôle des variations

Les statistiques d'erreur et de moyenne des mélanges sont détaillées dans les tableaux suivants.

Tableau 4.15 Statistiques d'erreur par rapport aux cibles en présence d'un facteur de contrôle des variations(%²)

Type de contrôle	Facteur de contrôle des variations	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC	3500	0,3957	0,6064	0,0624	0,0149	1,0794
CKO	300	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
CKS	500	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647

Tableau 4.16 Statistiques d'erreur d'estimation du mélange en présence d'un facteur de contrôle des variations(%)²)

Type de contrôle	Facteur de contrôle des variations	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC	3500	0,8415	1,1895	0,0583	0,0128	2,1021
CKO	300	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
CKS	500	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590

Tableau 4.17 Moyenne de la composition du mélange en présence d'un facteur de contrôle des variations(%)

Type de contrôle	Facteur de contrôle des variations	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC	3500	42,9182	12,9534	3,4408	1,2547
CKO	300	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
CKS	500	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557

L'ajout d'un contrôle sur les variations est donc bénéfique surtout lorsque le contrôle est effectué à partir de la dernière donnée du mélange (QMC).

4.2.7 Facteur de gain

De la même manière que les facteurs optimaux de contrôle des variations des courroies ont été trouvés, il est possible de trouver les gains à appliquer afin de trouver le mélange se rapprochant le plus des cibles, en absence et en présence de pénalités sur les variations.

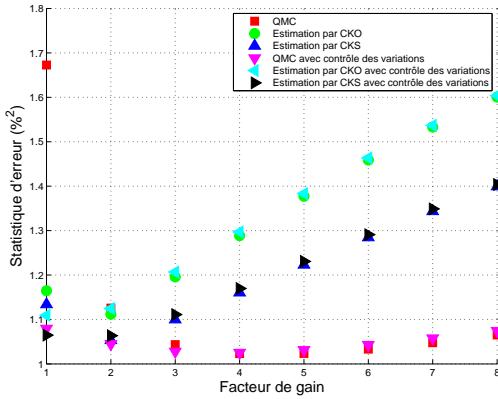


Figure 4.8 Somme des moyennes des erreurs carrées par rapport aux cibles en fonction du facteur de gain

D'une part, un facteur de gain infini, équivaut à ne pas appliquer de correction, en d'autres termes, en l'absence de contrôle. D'autre part, lorsque le gain est plus petit que un, il y a surcontrôle. Un gain plus élevé que 2 améliore le contrôle lorsque celui-ci est effectué grâce à QMC. Par contre, un gain aussi élevé détériore le contrôle lorsque celui-ci est effectué à partir d'estimation des compositions des courroies et du mélange par cokrigeage (simple ou ordinaire).

D'abord, il est possible d'observer (tableau 4.18), lorsque le gain est très élevé, que l'erreur par rapport aux cibles se rapproche de l'erreur par rapport aux cibles en absence de contrôle.

Tableau 4.18 Statistiques d'erreur par rapport aux cibles avec un facteur de gain très élevé(%²)

Type de contrôle	Facteur de gain	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC	10000	1,0248	1,9092	0,0456	0,0123	2,9919
CKO	10000	1,0490	1,9585	0,0455	0,0122	3,0652
CKS	10000	1,0474	1,9547	0,0454	0,0122	3,0597

Les trois scénarios (contrôle des variations, facteur de gain, contrôle des variations et facteur de gain) pour chaque type de contrôle sont présentés dans les tableaux de statistiques qui suivent.

Tableau 4.19 Statistiques d'erreur par rapport aux cibles en présence de facteurs de gain et de contrôle des variations(%²)

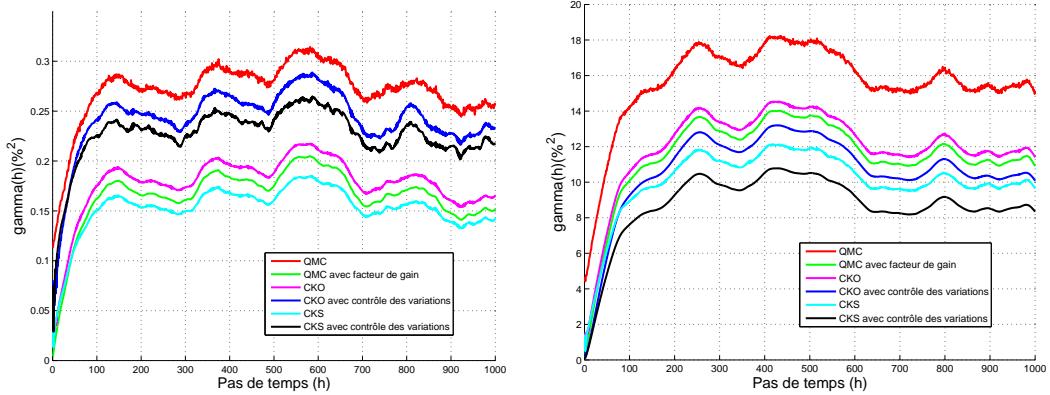
Type de contrôle	Facteur de contrôle des variations	Facteur de gain	CaO	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	Somme
QMC	0	0	0,5742	1,0375	0,0417	0,01949	1,6727
	3500	0	0,3957	0,6064	0,0624	0,0149	1,0794
	0	4	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	3500	4	0,3870	0,6011	0,0263	0,0109	1,0253
CKO	0	0	0,4308	0,6939	0,0277	0,0123	1,1646
	300	0	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
	0	2	0,4211	0,6555	0,0249	0,0104	1,1119
	300	2	0,4229	0,6666	0,0246	0,0105	1,1246
CKS	0	0	0,4244	0,6720	0,0264	0,0112	1,1340
	500	0	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647
	0	2	0,4047	0,6157	0,0235	0,0094	1,0533
	500	2	0,4058	0,6248	0,0234	0,0095	1,0635

Dans le cas du contrôle avec estimation par cokrigeage (simple ou ordinaire), l'ajout d'un gain apporte peu d'amélioration par rapport au contrôle effectué avec des pénalités sur les variations exclusivement. De plus, un gain trop élevé peut avoir un effet particulièrement néfaste sur le contrôle lorsque le mélange et les courroies sont estimées par cokrigeage. Il semble donc que l'idéal est de ne conserver que les pénalités sur les variations dans le cas du contrôle avec estimation par cokrigeage (simple ou ordinaire). Par contre, dans le cas de QMC, l'utilisation du gain améliore le contrôle de façon plus importante que le contrôle des variations. De plus, comme il est possible de noter à la figure 4.8, un gain trop élevé n'a pas un effet négatif sur l'atteinte des cibles comme c'est le cas pour les deux autres types de contrôle.

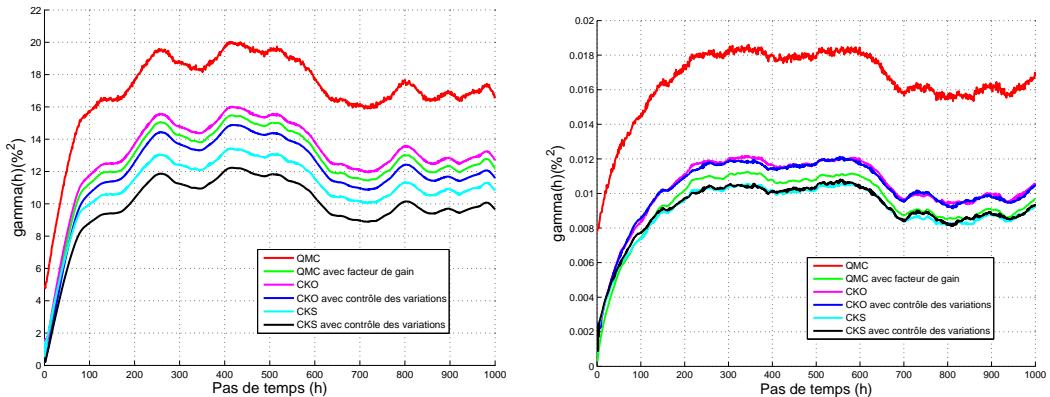
Tableau 4.20 Moyenne de la composition du mélange en présence de facteurs de gain et de contrôle des variations (%)

Type de contrôle	Facteur de contrôle des variations	Facteur de gain	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC	0	0	42,9187	12,9545	3,4413	1,2552
	3500	0	42,9182	12,9534	3,4408	1,2547
	0	4	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	3500	4	42,9191	12,9534	3,4411	1,2548
CKO	0	0	42,9187	12,9547	3,4411	1,2551
	300	0	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
	0	2	42,9190	12,9540	3,4406	1,2549
	300	2	42,9188	12,9539	3,4406	1,2548
CKS	0	0	42,9005	12,9878	3,4399	1,2560
	500	0	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557
	0	2	42,9004	12,9877	3,4398	1,2559
	500	2	42,9010	12,9840	3,4413	1,2557

Les moyennes des compositions du mélange ne semblent pas affectées par l'ajout d'un gain ou de contrôle des variations. L'effet de l'ajout de paramètres tels que le gain ou le contrôle des variations sur les proportions des courroies a aussi été étudié. Les variogrammes des proportions des courroies avant et après l'ajout de ces paramètres sont présentés à la figure 4.9.



(a) Variogramme de la proportion d'argile dans le mélange (b) Variogramme de la proportions de calcaire silicieux dans le mélange



(c) Variogramme de la proportion de calcaire dans le mélange (d) Variogramme de la propotriion de fer dans le mélange

Figure 4.9 Variogrammes des proportions des différentes courroies dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle

Les paramètres des variogrammes des deux matériaux les plus importants dans le mélange sont présentés aux tableaux 4.21 et 4.22.

Tableau 4.21 Paramètres des variogrammes des proportions de calcaire silicieux dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC sans facteur de gain	spérique+ effet de pépite	138	4,2426	11,8520	15,7333
QMC avec facteur de gain	sphérique	131	0,00	11,9072	11.5771
CKO sans contrôle des variations	sphérique	164	0,00	12,7442	12.1113
CKO avec contrôle des variations	sphérique	167	0	12.4532	10.7965
CKS sans contrôle des variations	sphérique+ effet de pépite	136	0.3249	10.0496	10,1300
CKS avec contrôle des variations	sphérique	149	0,0000	9.7176	8.7998

Tableau 4.22 Paramètres des variogrammes des proportions de calcaire dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC sans facteur de gain	spérique+ effet de pépite	26	4,5073	12,9069	17,1125
QMC avec facteur de gain	sphérique	122	n/a	12,9460	12,6159
CKO sans contrôle des variations	sphérique	154	n/a	13,8720	13,1698
CKO avec contrôle des variations	sphérique	155	n/a	13,6385	12,0663
CKS sans contrôle des variations	sphérique+ effet de pépite	127	0,2828	11,0248	11,0860
CKS avec contrôle des variations	sphérique	137	n/a	10,7084	9,9111

Dans tous les cas de contrôle présentés, les variogrammes des proportions des différentes courroies présentent des structures, mais pas (ou peu) d'effet de pépite. L'ajout de paramètres tels que le contrôle de variation ou le gain permet de diminuer la variance (et l'effet de pépite le cas échéant) des proportions des deux courroies principales : les courroies de calcaire et de calcaire silicieux. De plus, les proportions des courroies semblent moins varier lorsque le contrôle se fait à l'aide de l'estimation des compositions des matériaux et du mélange par

cokrigage simple ou ordinaire que par QMC. Ceci est vrai en l'absence des paramètres tels que le facteur de gain ou de contrôle des variations, mais aussi lorsqu'un facteur de gain est ajouté à QMC et qu'un facteur de contrôle des variations est ajouté au contrôle par estimation par cokrigage. Dans les deux cas, le contrôle grâce à l'estimation par cokrigage simple montre la plus faible variance des proportions des courroies.

Dans le reste de l'étude, les trois types de contrôle comparés seront donc :

1. QMC avec facteur de gain de 4
2. Prédiction du mélange et des matériaux par CKO avec 4 données du passé et facteur de contrôle des variations de 300
3. Prédiction du mélange et des matériaux par CKS avec 3 données du passé et facteur de contrôle des variations de 500

Les variogrammes de ces trois types de contrôle sont présentés à la figure 4.10 où il est possible d'observer que les trois types de contrôle présentent des structures spatiales similaires (les portées élevées des variogrammes des proportions de CaO et de SiO_2 peuvent être expliquées par un mauvais ajustement). En effet, pour tous les cas de contrôle, dans les variogrammes des proportions d'oxyde de calcium et de silicium dans le mélange (les deux oxydes les plus importants du mélange), l'effet de pépite est très important, tandis que la structure spatiale est plus importante dans les variogrammes des proportions d'oxyde de fer et d'aluminium. Par contre, pour les proportions des quatre oxydes du mélange, le contrôle par QMC permet d'obtenir les variances les plus faibles suivis du contrôle par estimation par CKS.

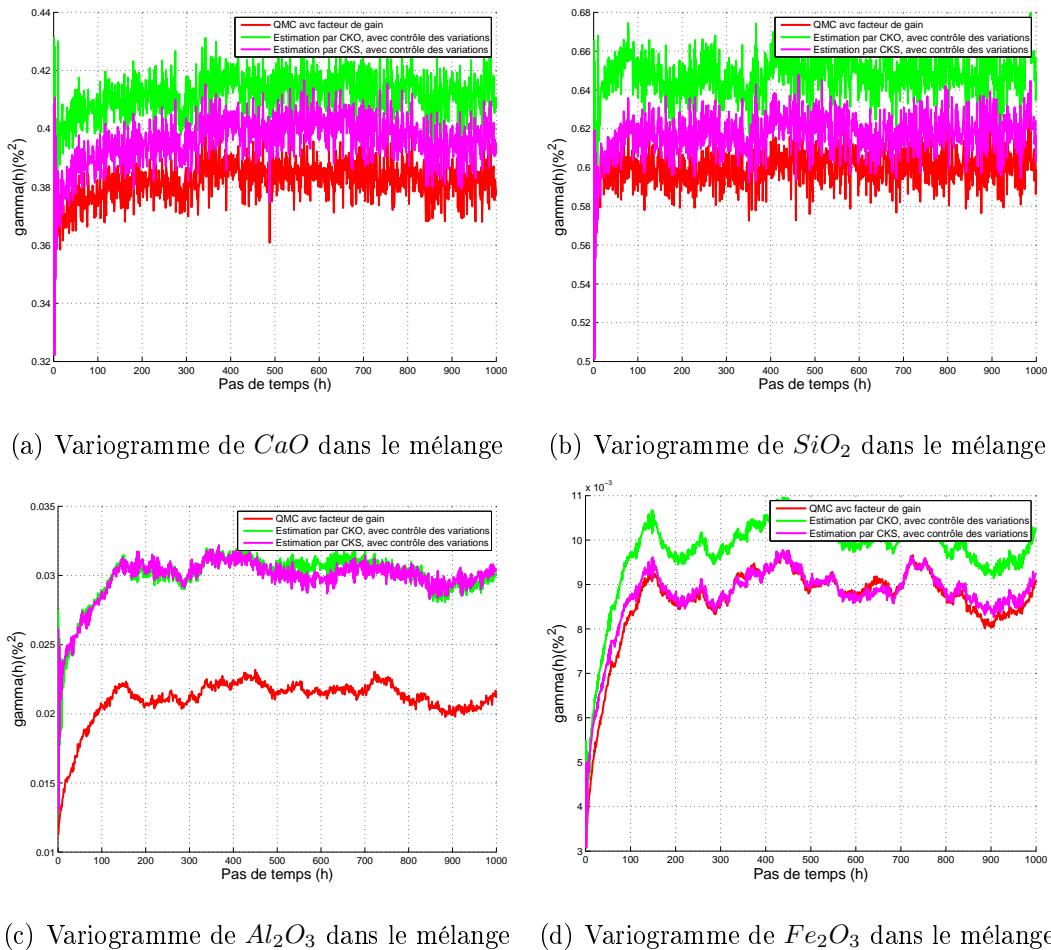


Figure 4.10 Variogrammes des proportions des différents oxydes dans le mélange selon la méthode utilisée pour le contrôle (QMC avec facteur de gain, estimation par CKO et contrôle des variations, estimation par CKS et contrôle des variations)

Tableau 4.23 Paramètres des variogrammes du CaO dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	Type de variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC avec facteur de gain	sphérique+effet de pépite	224	0,3665	0,0162	0,3807
CKO avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	4	0,3011	0,0936	0,4102
CKS avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	5	0,2797	0,1001	0,3957

Tableau 4.24 Paramètres des variogrammes du SiO_2 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	Type de variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC avec facteur de gain	sphérique+effet de pépite	181	0,5957	0,0004	0,5984
CKO avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	8	0,6916	0,00306	0,6450
CKS avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	7	0,5843	0,0098	0,6159

Tableau 4.25 Paramètres des variogrammes du Al_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	Type de variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC avec facteur de gain	sphérique+effet de pépite	116	0,0107	0,0105	0,0213
CKO avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	139	0,0200	0,0102	0,0302
CKS avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	137	0,0205	0,0096	0,0301

Tableau 4.26 Paramètres des variogrammes du Fe_2O_3 dans le mélange pour différents types de contrôle

Type de contrôle	Type de variogramme	a	C_0	C	Variance
QMC avec facteur de gain	sphérique+effet de pépite	117	0,0027	0,0060	0,0088
CKO avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	114	0,0037	0,0063	0,0100
CKS avec contrôle des variations	sphérique+effet de pépite	109	0,0036	0,0052	0,0089

4.2.8 Moyennes mobiles vs moyennes fixes

Les moyennes des compositions des courroies sont utilisées pour calculer les moyennes des compositions du mélange (à partir de l'équation 3.4). Ces moyennes sont ensuite utilisées dans la prédiction par CKS ou CKO. Dans le cas de QMC, les moyennes des courroies sont aussi utilisées dans la définition de la fonction d'optimisation (équation 3.10). Il est possible soit d'utiliser les moyennes globales (moyennes fixes) si elles sont connues ou d'utiliser des moyennes mobiles telles que présentées en 3.3.9. Les deux scénarios sont donc comparés. Dans le cas des moyennes mobiles, elles sont calculées à partir des 50 ou 200 dernières données disponibles.

Tableau 4.27 Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour le contrôle avec moyennes mobiles(%)²)

Type de contrôle	Moyenne (unité de temps)	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	globale	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	50	0,3861	0,5986	0,0252	0,0108	1,0207
	200	0,3866	0,5992	0,0250	0,0108	1,0216
CKO avec contrôle des variations	globale	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
	50	0,4151	0,6454	0,0336	0,0119	1,1060
	200	0,4152	0,6458	0,0329	0,0120	1,1058
CKS avec contrôle des variations	globale	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647
	50	0,4021	0,6242	0,0334	0,0116	1,0714
	200	0,4026	0,6215	0,0324	0,0112	1,0676

Peu importe le type de prédiction utilisé, l'utilisation de moyennes mobiles plutôt que de moyennes globales dans la prédiction (et la fonction d'optimisation dans le cas de QMC) ne semble pas avoir un effet important sur l'atteinte des cibles (moins de 1% de variation dans la somme des moyennes des erreurs par rapport aux cibles).

Tableau 4.28 Statistique d'erreur d'estimation pour le contrôle avec moyennes mobiles (%)²

Type de contrôle	Moyenne	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	globale	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	50	0,7355	1,2172	0,0226	0,0065	1,9816
	200	0,7346	1,2156	0,0225	0,0064	1,9792
CKO avec contrôle des variations	globale	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
	50	0,5921	0,9054	0,0372	0,0077	1,5423
	200	0,5903	0,9050	0,0365	0,0077	1,5395
CKS avec contrôle des variations	globale	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590
	50	0,5596	0,8393	0,0378	0,0075	1,4441
	200	0,5588	0,8422	0,0374	0,0075	1,4458

Dans tous les cas, l'utilisation de moyennes mobiles plutôt que de moyennes globales semble apporter une faible amélioration à la prédiction du mélange.

Tableau 4.29 Moyennes des oxydes pour le contrôle avec moyennes mobiles (%)

Type de contrôle	Moyenne	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>
QMC avec facteur de gain	globale	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	50	42,9209	12,9515	3,4402	1,2554
	200	42,9200	12,9526	3,4408	1,2551
CKO avec contrôle des variations	globale	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
	50	42,9202	12,9533	3,4390	1,2553
	200	42,9193	12,9538	3,4400	1,2551
CKS avec contrôle des variations	globale	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557
	50	42,9174	12,9505	3,4445	1,2556
	200	42,9176	12,9503	3,4439	1,2550

Comme l'utilisation de moyennes mobiles dans l'algorithme de contrôle semble avoir un effet peu important sur l'atteinte des cibles et sur les moyennes des oxydes du mélange tout en améliorant faiblement la prédiction du mélange, il sera intéressant d'étudier l'effet de

l'utilisation de moyennes mobiles dans le cas d'une variation brusque de la moyenne. Il sera question de ce cas dans la prochaine section.

4.2.9 Variation brusque de la moyenne

Dans une usine de ciment, il peut y avoir des variations brusques dans les moyennes des compositions des courroies. Ces variations peuvent être dues soit à un changement de matière première dans la composition du cru soit, lorsque les matières premières sont stockées dans des piles de pré-homogénéisation, à un changement de la pile de provenance de cette matière première. Il est donc question de simuler un changement dans la composition de l'argile en faisant varier les moyennes des compositions en oxyde de ce matériau tel que présenté dans le tableau 4.30. Cette variation survient à la moitié de la simulation, c'est-à-dire, après 2500 pas de temps.

Tableau 4.30 Moyennes des oxydes dans l'argile avant et après le changement de pile (%)

	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
Avant	0,6600	35,6100	40,7400	6,2100
Après	0,7260	32,0490	34,6290	6,8310

Les moyennes mobiles telles que présentées en 3.3.9 ont été utilisées dans l'espoir d'améliorer le contrôle. Les tableaux 4.31, 4.32 et 4.33 montrent donc les statistiques liées aux erreurs lorsqu'il y a une variation brusque dans la moyenne de la composition de la courroie de calcaire et que les moyennes mobiles ou globales sont utilisées dans l'estimation.

Tableau 4.31 Statistique d'erreur par rapport aux cibles lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile(%)²)

Type de contrôle	Moyenne (unité de temps)	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	globale	0,4157	0,6059	0,0414	0,0205	1,0835
	50	0,4094	0,6033	0,0518	0,0180	1,0825
	200	0,4102	0,6039	0,0511	0,0183	1,0835
CKO avec contrôle des variations	globale	0,4447	0,6513	0,0488	0,0217	1,1666
	50	0,4384	0,6494	0,0594	0,0192	1,1664
	200	0,4387	0,6497	0,0582	0,0194	1,1661
CKS avec contrôle des variations	globale	0,4285	0,6195	0,0568	0,0176	1,1223
	50	0,4260	0,6290	0,0580	0,0190	1,1320
	200	0,4260	0,6266	0,0572	0,0187	1,1285

Tableau 4.32 Statistique d'erreur d'estimation du mélange lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile (%)²)

Type de contrôle	Moyenne (unité de temps)	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	globale	0,7340	1,2206	0,0229	0,0067	1,9842
	50	0,7336	1,2112	0,0232	0,0065	1,9745
	200	0,7325	1,2095	0,0232	0,0065	1,9716
CKO avec contrôle des variations	globale	0,5919	0,8990	0,0353	0,0080	1,5342
	50	0,5920	0,8976	0,0358	0,0075	1,5329
	200	0,5899	0,8971	0,0351	0,0075	1,5297
CKS avec contrôle des variations	globale	0,5610	0,8349	0,0376	0,0076	1,4410
	50	0,5596	0,8327	0,0358	0,0074	1,4354
	200	0,5585	0,8354	0,0355	0,0074	1,4368

Il faut d'abord noter que la variation de la moyenne dans le matériau d'argile simulé a un impact négatif sur l'atteinte des cibles, et ceci dans tous les cas de contrôle. Dans le cas de

la prédiction par CKO avec une seule donnée du passé la somme des statistiques d'erreur par rapport aux cibles passe de 1,0233 à 1,0835. Tandis que lorsque la prédiction se fait par CKO avec plusieurs données dans le passé cette somme passe de 1,1094 à 1,1666 et de 1,0647 à 1,1233 lorsque la prédiction se fait par CKS avec plusieurs données dans le passé. Ainsi, toutes ces sommes augmentent d'environ 5% et le contrôle par prédiction avec une seule donnée dans le passé semble être la plus affectée même si elle continue à donner la meilleure atteinte des cibles, tandis que la prédiction par CKO avec plusieurs données du passé est la moins affectée.

Il n'y a pas de tendance qui se démarque quant à l'atteinte des cibles selon l'utilisation de moyennes globales ou mobiles. En effet, dans le cas du contrôle à partir des prédictions par cokrigage simple avec plusieurs données du mélange dans le passé, l'utilisation de moyennes mobiles détériore faiblement l'atteinte des cibles, tandis que dans les deux autres cas de contrôle (QMC et CKO), l'utilisation de moyennes mobiles a très peu d'influence sur l'atteinte des cibles. Lorsque les moyennes des oxydes de la courroie de calcaire varient plutôt que de la courroie d'argile, des conclusions similaires peuvent être tirées. Par contre, le mélange a encore plus de difficulté à atteindre les cibles.

Dans tous les cas de contrôle étudiés, l'utilisation de moyennes mobiles améliore légèrement l'estimation du mélange par rapport à l'utilisation de moyennes globales.

Tableau 4.33 Moyennes des oxydes lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile (%)

Type de contrôle	Moyenne	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC avec facteur de gain	globale	42,8212	12,8992	3,3700	1,2013
	50	42,8329	12,9050	3,3512	1,2077
	200	42,8317	12,9053	3,3523	1,2072
CKO avec contrôle des variations	globale	42,8200	12,8998	3,3698	1,2012
	50	42,8321	12,9067	3,3497	1,2076
	200	43,0964	13,0528	3,5689	1,3526
CKS avec contrôle des variations	globale	42,8202	12,9161	3,3539	1,2126
	50	42,8293	12,9038	3,3549	1,2079
	200	42,8298	12,9030	3,3543	1,2074

Encore une fois, les moyennes des proportions du mélange en oxydes sont peu influencées par l'utilisation de moyennes mobiles dans l'algorithme de contrôle. Les moyennes mobiles ne sont donc pas utiles pour réagir aux changements de pile. Ceci peut s'expliquer par l'utilisation d'un facteur de contrôle des variations ou un facteur de gain. En effet, en absence de ces facteurs, l'utilisation de moyennes mobiles améliore le contrôle lorsqu'il y a un changement brusque dans les moyennes. Le tableau suivant présente les statistiques d'erreur par rapport aux cibles lorsque le contrôle se fait sans gain, ni contrôle des variations.

Tableau 4.34 Statistique d'erreur par rapport aux cibles lors d'un changement de moyenne de la courroie d'argile pour un contrôle sans facteur de gain ni de contrôle des variations (%)²

Type de contrôle	Moyenne (unité de temps)	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC	globale	0,6012	1,0370	0,0560	0,0287	1,7229
	50	0,5777	0,9781	0,0696	0,0254	1,6508
	200	0,5791	0,9787	0,0687	0,0256	1,6522
CKO	globale	0,4587	0,6980	0,0439	0,0219	1,2226
	50	0,4482	0,6828	0,0549	0,0193	1,2052
	200	0,4487	0,6825	0,0541	0,0195	1,2048
CKS	globale	0,4465	0,6704	0,0518	0,0176	1,1864
	50	0,4405	0,6653	0,0541	0,0189	1,1788
	200	0,4413	0,6656	0,0534	0,0187	1,1790

L'amélioration de l'atteinte des cibles est surtout prononcée dans le cas de l'estimation du mélange à partir de la dernière donnée (QMC). Dans les deux autres cas (estimation du mélange et des courroies par CKO ou CKS), l'amélioration n'est pas aussi prononcée puisque les courroies sont estimées par cokrigage plutôt que grâce à leurs moyennes.

Ainsi, lorsqu'un facteur de contrôle des variations ou un facteur de gain est appliqué sur le contrôle, même si l'utilisation de moyennes mobiles permet de mieux prédire le mélange lorsqu'il y a un changement de pile, ceci ne se traduit pas nécessairement dans une amélioration de l'atteinte des cibles.

4.2.10 Seuils sur les proportions des courroies

Comme mentionné à la section 3.2.1.3, il existe habituellement des minima sur les proportions des courroies. En deçà de ces minima, les courroies peuvent seulement être arrêtées (proportion de 0%). Il faut donc déterminer l'influence qu'aura l'ajout de ces conditions sur l'algorithme de contrôle.

Les minima suivants, qui sont parfois utilisés dans des usines de ciment (Bond, 2011), sont mis à l'étude :

Tableau 4.35 Proportions minimales admissibles (%)

Argile	1
Calcaire	1
Calcaire silicieux	1
Fer	0,25

Le seuil de la courroie de fer est plus faible que les autres courroies, puisqu'en général, la proportion de cette courroie est très faible (inférieure à 1%).

Tableau 4.36 Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies (%)²)

Type de contrôle	Présence d'un seuil	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	avec minima	0,3871	0,6004	0,0248	0,0108	1,0231
	sans minima	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
CKO avec contrôle des variations	avec minima	0,4168	0,6472	0,0339	0,0119	1,1098
	sans minima	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
CKS avec contrôle des variations	avec minima	0,4047	0,6152	0,0336	0,0108	1,0643
	sans minima	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647

Tableau 4.37 Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies (%)²)

Type de contrôle	Présence d'un seuil	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	avec minima	0,7399	1,2288	0,0228	0,0065	1,9979
	sans minima	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2.0008
CKO avec contrôle des variations	avec minima	0,5985	0,9108	0,0391	0,0077	1,5562
	sans minima	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
CKS avec contrôle des variations	avec minima	0,5648	0,8449	0,0400	0,0074	1,4570
	sans minima	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590

Tableau 4.38 Moyennes des oxydes pour un contrôle avec des seuils sur les proportions des courroies (%)

Type de contrôle	Présence d'un seuil	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC avec facteur de gain	avec minima	42,9193	12,9511	3,4429	1,2552
	sans minima	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
CKO avec contrôle des variations	avec minima	42,9181	12,9530	3,4420	1,2552
	sans minima	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
CKS avec contrôle des variations	avec minima	42,9024	12,9770	3,4445	1,2558
	sans minima	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557

L'ajout de seuils a très peu d'influence sur le contrôle (atteinte des cibles, estimation du mélange, moyenne des oxydes du mélange) parce que les proportions optimales des matériaux, tels l'argile le calcaire et le calcaire silicieux, sont beaucoup plus élevées que 1%.

4.2.11 Variation de l'effet de pépite des matériaux simulés

Le contrôle a été testé sur des simulations avec différents facteurs multiplicateurs des effets de pépite. Ces effets de pépite sont présentés à l'annexe III. Comme indiqué au tableau 4.39, les différents facteurs multiplicateurs représentent un certain pourcentage des effets de pépite initialement simulés.

Tableau 4.39 Proportion des effets de pépite initialement simulés et facteurs multiplicateurs

Facteur multiplicateur	Pourcentage des effets de pépite initialement simulés (%)
0,45	50
0,6	66,6
0,9	100

Les résultats du contrôle sur ces différentes simulations se trouvent aux tableaux 4.40, 4.41, 4.42.

Tableau 4.40 Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour différents effets de pépite ($\%^2$)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC avec facteur de gain	0,45	0,2702	0,3443	0,0194	0,0091	0,6430
	0,6	0,3138	0,4228	0,0207	0,0095	0,7667
	0,9	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
CKO avec contrôle des variations	0,45	0,2972	0,3963	0,0266	0,0103	0,7303
	0,6	0,3420	0,4748	0,0285	0,0105	0,8558
	0,9	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
CKS avec contrôle des variations	0,45	0,2819	0,3675	0,0271	0,0096	0,6861
	0,6	0,3273	0,4444	0,0290	0,0098	0,8105
	0,9	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647

Tableau 4.41 Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour différents effets de pépite ($\%^2$)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC avec facteur de gain	0,45	0,4715	0,6145	0,0120	0,0035	1,1015
	0,6	0,5729	0,7999	0,0154	0,0045	1,3926
	0,9	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
CKO avec contrôle des variations	0,45	0,4253	0,5159	0,0290	0,0058	0,9760
	0,6	0,4900	0,6345	0,0321	0,0062	1,1627
	0,9	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
CKS avec contrôle des variations	0,45	0,3956	0,4708	0,0274	0,0052	0,8991
	0,6	0,4616	0,5860	0,0318	0,0058	1,0853
	0,9	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590

Tableau 4.42 Moyennes des oxydes pour différents effets de pépite(%)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	CaO	SiO2	Al2O3	Fe2O3
QMC avec facteur de gain	0,45	42,9387	12,9664	3,4558	1,2662
	0,6	42,9357	12,9645	3,4535	1,2647
	0,9	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
CKO avec contrôle des variations	0,45	42,9368	12,9685	3,4556	1,2664
	0,6	42,9340	12,9665	3,4534	1,2648
	0,9	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
CKS avec contrôle des variations	0,45	42,9324	12,9747	3,4567	1,2662
	0,6	42,9274	12,9768	3,4544	1,2645
	0,9	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557

Dans tous les cas, un effet de pépite plus faible améliore l'atteinte des cibles (ainsi que l'estimation du mélange). Lorsque l'effet de pépite diminue, la variation non structurée des matériaux (et donc du mélange) diminue ce qui permet une meilleure estimation et donc un meilleur contrôle.

4.2.12 Variation de la portée des matériaux simulés

Dans cette section, il s'agit de voir comment réagit le contrôle lorsque la portée des matériaux simulés varie. Les prochains tableaux (4.43, 4.44, 4.45) présentent les statistiques lorsque la portée est égale à :

- la moitié de la portée des matériaux arrivant aux courroies initialement à l'étude
- la portée des matériaux arrivant aux courroies initialement à l'étude
- le double de la portée des matériaux arrivant aux courroies initialement à l'étude

Tableau 4.43 Statistique d'erreur par rapport aux cibles pour différentes portées (%)²

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée initiale	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
absence de contrôle	0,5	1,0082	1,9031	0,0517	0,0132	2,9762
	1	1,0559	1,9733	0,0455	0,0121	3,0868
	2	1,2301	2,4963	0,0455	0,0109	3,7829
QMC avec facteur de gain	0,5	0,4076	0,6551	0,0266	0,0114	1,1006
	1	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	2	0,3548	0,5386	0,0247	0,0112	0,9294
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,4503	0,7301	0,0381	0,0130	1,2315
	1	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
	2	0,3772	0,5639	0,0325	0,0121	0,9857
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,4263	0,6900	0,0365	0,0115	1,1644
	1	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647
	2	0,3765	0,5522	0,0327	0,0112	0,9727

Tableau 4.44 Statistique d'erreur d'estimation du mélange pour différentes portées (%)²

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée initiale	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	0,5	0,7326	1,2431	0,0234	0,0063	2,0054
	1	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	2	0,6948	1,1486	0,0221	0,0063	1,8718
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,6506	0,9945	0,0486	0,0091	1,7028
	1	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
	2	0,5389	0,8315	0,0331	0,0070	1,4105
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,5825	0,8847	0,0436	0,0078	1,5186
	1	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590
	2	0,5353	0,8143	0,0369	0,0074	1,3939

Tableau 4.45 Moyennes des oxydes pour différentes portées(%)²)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée initiale	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC avec facteur de gain	0,5	42,9271	12,9591	3,4470	1,2597
	1	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	2	42,8903	12,9401	3,4214	1,2401
CKO avec contrôle des variations	0,5	42,9250	12,9613	3,4472	1,2598
	1	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
	2	42,8896	12,9406	3,4211	1,2400
CKS avec contrôle des variations	0,5	42,9117	12,9820	3,4502	1,2592
	1	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557
	2	42,8536	12,9965	3,4260	1,2436

L'augmentation de la portée des matériaux améliore l'estimation du mélange. Ceci implique aussi une amélioration du contrôle.

4.2.13 Variation de l'effet de pépite du modèle

Les caractéristiques telles que l'effet de pépite et la covariance des matériaux arrivant au mélange ne seront pas toujours connus exactement. Il est donc possible de se demander ce qui arrivera lorsque l'effet de pépite du modèle utilisé dans l'estimation ne concordera pas avec l'effet de pépite réel d'un matériau. Les cas étudiés ici sont :

- Les effets de pépite des modèles des différentes courroies correspondent à la moitié des effets de pépite des simulations
- Les effets de pépite des modèles pour les différentes courroies correspondent aux effets de pépite des simulations
- Les effets de pépite des modèles des différentes courroies correspondent au double des effets de pépite des simulations

Les tableaux suivants résument les statistiques pour les trois cas énumérés ci-dessus et ceci pour chaque type de contrôle à l'étude.

Tableau 4.46 Statistique d'erreur par rapport aux cibles lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel (%²)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	Somme
QMC avec facteur de gain	0,5	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	1	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	2	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,4240	0,6528	0,0361	0,0123	1,1252
	1	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
	2	0,4153	0,6477	0,0329	0,0119	1,1078
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,4059	0,6161	0,0361	0,0116	1,0696
	1	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647
	2	0,4128	0,6312	0,0304	0,0100	1,0845

Premièrement, pour le type de contrôle correspondant à QMC, l'effet de pépite du modèle n'a aucun impact sur le contrôle. En effet, comme QMC équivaut à prédire le mélange à partir de la dernière donnée observée de celui-ci, on ne tient pas compte de l'effet de pépite dans la prédiction. Plus précisément, comme le cokrigeage ordinaire est effectué avec une seule donnée dans le passé, les contraintes de non-biais exigeront que la prédiction soit égale à cette donnée connue peu importe les caractéristiques (effet de pépite, covariance, portée) des matériaux. Par contre, ceci n'est plus le cas dès que le cokrigeage ordinaire est effectué avec plus d'une donnée du passé. Dans ce cas, tout comme dans le cas où l'estimation se fait par cokrigeage simple, la variation de l'effet de pépite du modèle a peu d'influence sur le contrôle (les statistiques d'erreur varient d'environ 2% ou moins).

Tableau 4.47 Statistique d'erreur d'estimation du mélange lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel (%²)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	0,5	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	1	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	2	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,6553	0,9833	0,0477	0,0090	1,6953
	1	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
	2	0,5758	0,8858	0,0349	0,0072	1,5038
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,6101	0,9031	0,0460	0,0084	1,5676
	1	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590
	2	0,5284	0,8071	0,0340	0,0067	1,3762

Comme expliqué plus haut, l'effet de pépite du modèle n'a aucun impact sur l'estimation ni le contrôle lorsque celui-ci est effectué grâce à une prédiction par CKO avec une seule donnée du passé. Par contre, lorsque l'estimation se fait par cokrigeage (simple ou ordinaire) avec plusieurs données du passé, l'erreur d'estimation diminue avec une augmentation de l'effet de pépite du modèle. Il ne faut pas oublier que l'effet de pépite du mélange est calculé à partir de l'équation 3.32 et donc ne dépend pas seulement de l'effet de pépite du modèle des différents oxydes des divers matériaux, mais aussi de la moyenne des proportions des courroies.

Tableau 4.48 Moyennes des oxydes lorsque l'effet de pépite du modèle est différent de l'effet de pépite réel (%)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de l'effet de pépite	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC avec facteur de gain	0,5	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	1	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	2	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
CKO avec contrôle des variations	0,5	42,9181	12,9542	3,4413	1,2550
	1	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
	2	42,9184	12,9541	3,4410	1,2549
CKS avec contrôle des variations	0,5	42,9076	12,9674	3,4450	1,2558
	1	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557
	2	42,8928	12,9984	3,4412	1,2556

Les moyennes des oxydes ne sont presque pas influencées par l'effet de pépite du modèle.

4.2.14 Variation de la portée du modèle

Tout comme dans le cas où les effets de pépite des oxydes des divers matériaux arrivant aux courroies peuvent être mal connus, la portée peut aussi être mal connue. Les prochains tableaux (4.49, 4.50, 4.51) présentent les statistiques lorsque la portée du modèle est égale à :

- la moitié de la portée réelle des matériaux arrivant aux courroies
- la portée réelle des matériaux arrivant aux courroies
- le double de la portée réelle des matériaux arrivant aux courroies

Tableau 4.49 Statistique d'erreur par rapport aux cibles lorsque la portée du modèle est différente de la portée réelle (%²)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	0,5	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	1	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
	2	0,3872	0,6004	0,0248	0,0109	1,0233
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,4239	0,6527	0,0361	0,0123	1,1250
	1	0,4168	0,6470	0,0337	0,0120	1,1094
	2	0,4152	0,6477	0,0329	0,0119	1,1077
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,4085	0,6192	0,0337	0,0108	1,0722
	1	0,4048	0,6157	0,0333	0,0109	1,0647
	2	0,4040	0,6154	0,0333	0,0109	1,0637

Tableau 4.50 Statistique d'erreur d'estimation du mélange lorsque la portée du modèle est différente de l'effet de pépite réel (%²)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>	Somme
QMC avec facteur de gain	0,5	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	1	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
	2	0,7404	1,2314	0,0225	0,0065	2,0008
CKO avec contrôle des variations	0,5	0,6542	0,9820	0,0475	0,0090	1,6928
	1	0,5984	0,9126	0,0386	0,0078	1,5574
	2	0,5758	0,8858	0,0349	0,0072	1,5038
CKS avec contrôle des variations	0,5	0,5802	0,8663	0,0419	0,0078	1,4963
	1	0,5649	0,8471	0,0395	0,0075	1,4590
	2	0,5614	0,8432	0,0388	0,0074	1,4509

Tableau 4.51 Moyennes des oxydes lorsque la portée du modèle est différent de l'effet de pépite réel(%)

Type de contrôle	Facteur multiplicateur de la portée	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3
QMC avec facteur de gain	0,5	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	1	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
	2	42,9193	12,9538	3,4410	1,2550
CKO avec contrôle des variations	0,5	42,9181	12,9542	3,4413	1,2550
	1	42,9182	12,9544	3,4411	1,2550
	2	42,9185	12,9541	3,4410	1,2550
CKS avec contrôle des variations	0,5	42,8991	12,9841	3,4435	1,2558
	1	42,9025	12,9782	3,4435	1,2557
	2	42,9042	12,9753	3,4434	1,2556

Tout comme pour l'effet de pépite du modèle, la variation de la portée du modèle n'a pas d'influence sur le contrôle lorsque l'estimation se fait par CKO avec une seule donnée du passé. Dans les cas du cokrigeage simple et ordinaire avec plusieurs données du passé, il est préférable de sur-évaluer la portée que de la sous-évaluer. On note toutefois une grande robustesse face à la spécification de ce paramètre.

CHAPITRE 5

DISCUSSION

Il est d'abord à noter que limiter le nombre de termes dans la fonction objectif n'est pas justifié. Ainsi, le contrôle avec quatre cibles dans la fonction objectif a été comparé avec le contrôle avec seulement trois cibles dans la fonction objectif. Les résultats obtenus ont permis de déterminer qu'utiliser quatre cibles permet d'améliorer le contrôle entre 20 et 40% (somme des statistiques d'erreur par rapport aux différentes cibles) par rapport au contrôle lorsque seulement trois cibles sont utilisées.

Il a ensuite été confirmé qu'estimer le mélange ainsi que les compositions des courroies par CKO ou CKS avec plusieurs données du passé était bénéfique par rapport à un contrôle basé exclusivement sur la dernière donnée du mélange et les moyennes des courroies (QMC). Même si le CKS a donné les meilleurs résultats quant à l'atteinte des cibles, le CKO a aussi permis d'améliorer le contrôle d'environ 30%.

Deux paramètres ont pu être ajoutés au contrôle :

- Facteur de gain
- Contrôle des variations

Ces deux paramètres jouent un rôle similaire. En effet, dans les deux cas, un facteur très élevé peut atténuer le contrôle jusqu'à équivaloir à une absence de contrôle. De plus, lorsqu'un des paramètres est utilisé dans le contrôle, l'ajout du second paramètre n'a que très peu d'influence. Dans les cas de contrôle par estimation du mélange et des courroies par cokrigeage simple ou ordinaire, le contrôle des variations semble être à prioriser, puisque des gains un peu trop élevés (plus élevé que 2) ont un effet néfaste sur l'atteinte des cibles. Par contre, dans le cas du contrôle par QMC, l'utilisation d'un facteur de gain permet d'obtenir de meilleurs résultats. Dans ce cas, tant que le facteur de gain reste inférieur à 8, le contrôle est amélioré d'environ 35% par rapport au contrôle sans facteur de gain. L'ajout de ces paramètres peut être délicat dans un cas réel. En effet, dans le cas synthétique étudié dans le cadre de ce

travail, les paramètres ont pu être optimisés à partir du cas synthétique, ce qui ne sera pas possible dans la réalité. Par contre, comme il a été noté dans le cas du contrôle grâce à QMC, la fenêtre de facteurs de gain apportant une amélioration importante au contrôle est assez grande. De plus, le contrôle grâce à QMC avec un facteur de gain a donné de meilleurs résultats quant à l'atteinte des cibles que le contrôle par estimation par cokrigeage (simple ou ordinaire) avec contrôle des variations de l'ordre de 4 à 8%. L'ajout du facteur de gain vient atténuer les réactions lorsque le contrôle se fait avec la dernière donnée du passé. Comme l'estimation par cokrigeage permet de lisser les données du mélange, les variations sont déjà atténuées. Ceci n'est pas le cas pour QMC où les trop grandes variations dans les données du mélange amènent à trop réagir ce qui détériore le contrôle. Ainsi, l'ajout d'une stratégie d'amortissement (facteur de gain ou de contrôle des variations) a un effet plus important sur QMC que sur le contrôle par estimation par cokrigeage.

Les trois types de contrôle paramétrés avec des facteurs de gain ou de contrôle des variations optimaux réagissent normalement à des variations de la portée ou de l'effet de pépite des matériaux simulés. Dans tous les cas, une augmentation de la portée améliore l'estimation du mélange et l'atteinte des cibles tandis qu'une augmentation de l'effet de pépite détériore l'estimation du mélange et l'atteinte des cibles.

Par ailleurs, lorsque le modèle utilisé pour l'estimation ne concorde pas avec le modèle réel des simulations, le contrôle semble peu affecté que ce soit dans le cas avec estimation par cokrigeage simple ou ordinaire, tandis que le contrôle par QMC n'est aucunement influencé par le modèle.

Comme des seuils existent habituellement sur les proportions des courroies arrivant au mélange de cru dans les usines de ciment, des seuils ont aussi été fixés sur les proportions des courroies du mélange simulé. Ces seuils ont été déterminés en fonction des proportions des courroies moyennes. Ainsi, le seuil de la courroie de fer était plus faible que les autres (tout en restant un seuil admissible dans une usine de ciment). Cet ajustement des seuils a permis d'avoir un effet très peu prononcé sur le contrôle et ceci peu importe le type de contrôle (QMC, estimation par CKO ou par CKS).

Le principal problème de contrôle rencontré a été la variation brusque survenue dans la composition d'un matériau (l'argile dans le cas étudié). Cette variation a rendu l'atteinte des cibles plus difficiles. L'utilisation de moyennes mobiles a été testé afin d'améliorer le contrôle sans résultats satisfaisants quant à l'atteinte des cibles, et ce, même si les moyennes mobiles permettaient une faible amélioration de l'estimation du mélange. Ceci semblait être dû aux facteurs de gain ou de contrôle des variations. En effet, lorsque ces facteurs étaient absents, l'utilisation de moyennes mobiles améliorait l'atteinte des cibles en présence d'une variation brusque de la moyenne. Toutefois, le contrôle donnait tout de même de meilleurs résultats en conservant les paramètres de gain et de contrôle de variations.

Le contrôle par QMC avec un facteur de gain semble donc idéal pour effectuer le contrôle d'un mélange de ciment au cru puisqu'il présente les avantages suivants :

- Les statistiques d'erreur par rapport aux cibles sont moins élevées dans tous les cas étudiés, pourvu qu'un facteur de gain assez élevé soit inclus.
- La fenêtre pour le choix du facteur de gain est assez grande.
- Le contrôle n'est pas influencé par les modèles choisis.

Par contre, la variance des proportions des courroies sous contrôle QMC est plus élevée que sous contrôle par estimation par cokrigage. Il resterait à établir si cette plus grande variations des proportions des courroies est compensée par la légère amélioration de l'atteinte des cibles.

L'analyse de ce rapport suppose que les réglages des proportions sont atteints exactement. Ceci ne sera pas le cas en pratique, puisque des erreurs se glisseront par rapport à ces points de consigne. Il est difficile d'anticiper l'effet de ces erreurs. Il est possible de supposer que, globalement, ces erreurs pourraient être considérées comme une augmentation dans les effets de pépite des compositions des courroies. Le contrôle devrait donc légèrement se détériorer.

CHAPITRE 6

CONCLUSION

Le système de contrôle présentement en place dans les cimenteries Lafarge (QMC) semble permettre un meilleur contrôle qu'un système tenant compte des corrélations et corrélations-croisées temporelles observées entre les oxydes du cru et les oxydes dans les matériaux (système de contrôle avec estimation de la composition du mélange et des matériaux par CKO ou CKS). Par contre, de petites modifications doivent y être apportées. Premièrement, il a été observé qu'effectuer le contrôle sur autant de cibles que de matériaux arrivant au mélange a un effet bénéfique par rapport à un contrôle effectué sur une cible de moins que le nombre de matériaux arrivant au mélange (ce qui est présentement le cas dans les cimenteries Lafarge). Deuxièmement, un paramètre de gain devra être rajouté sur le contrôle afin d'amortir les réponses aux fluctuations. Enfin, les seuils sur les proportions des courroies devront être ajustées en fonction des proportions moyennes que les courroies risquent d'atteindre.

Un problème survient toutefois avec ce type de contrôle : le choix du facteur de gain. Même s'il a été déterminé que la fenêtre des valeurs que peut prendre le facteur de gain est assez large, celui-ci doit tout de même être prédéterminé. Pour cela, des simulations géostatistiques préliminaires pourraient être utilisées.

Par ailleurs, aucun type de contrôle n'a semblé résoudre le problème des variations brusques d'un matériau arrivant au mélange. L'utilisation de moyennes mobiles n'a pas, non plus, permis de résoudre ce problème.

Il est donc possible d'envisager certains travaux futurs. Premièrement, il serait intéressant d'effectuer des essais de contrôle sur un mélange de ciment réel. Il faudra déterminer si le choix d'un gain à partir de simulations des matériaux arrivant au cru est envisageable et si le contrôle avec un gain, ainsi choisi, améliore l'atteinte des cibles.

Enfin, comme il a été observé que le gain diminue la réaction dans le cas d'une variation

brusque des moyennes des oxydes composant un matériau, il faudrait essayer d'optimiser le gain lorsqu'on observe de telles variations (un gain plus faible permettrait probablement une meilleure réaction). Le principal défi pour la suite des travaux reste donc de trouver une façon de déterminer le gain optimal dans un cas réel.

RÉFÉRENCES

- ASPDIN, J. (1824). *An Improvement in the Modes of Producing Artificial Stone*. Brevet britannique BP 5022. Leeds, York : GB. Consulté le 12 décembre 2010, tiré de <http://www.cementkilns.co.uk/cemkilndoc008.html>.
- BANYASZ, C., KEVICZKY, L. et VAJK, I. (2003). A novel adaptive control system for raw material blending. *Control Systems Magazine, IEEE*, 23, 87–96.
- BAVDAŽ, G. et KOCIJAN, J. (2007). Fuzzy controller for cement raw material blending. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 29, 17.
- BERG, J. (1999). High frequency blend control. *World Cement Americas*, 30, 82–90.
- BOGUE, R. (1955). The chemistry of Portland cement. *Soil Science*, 79, 322.
- BOND, J., COURSAUX, R. et WORTHINGTON, R. (2002). Blending systems and control technologies for cement raw materials. *Industry Applications Magazine, IEEE*, 6, 49–59.
- BOND, J. E. (2011). Communication personnelle.
- BOUCHARD, E., GUINDON, M. et Simard, M. (2004-2008). *QMC*. [Logiciel]. Montréal, Qc : Lafarge North America Inc.
- CHILÈS, J. et DELFINER, P. (1999). *Geostatistics : Modelling Spatial Uncertainty*. New York, NY : Wiley.
- DE ALMEIDA, J. (2010). Modelling of cement raw material compositional indices with direct sequential cosimulation. *Engineering Geology*, 114, 26–33.
- DENNIS, J. et WOODS, D. (1987). Optimization in microcomputers : The Nelder-Mead Simplex Algorithm. In Wouk, A. (éd.), *New Computing Environments : Microcomputers in Large-Scale Computing*, (pp. 116–122). Philadelphie, PA : Society for Industrial and Applied Mathematics.
- FANGQING, M. et YUNXIA, L. (2004). Mind-evolution-based machine learning for dynamic quality control of raw materials in a cement plant. *Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation*. (Vol. 3, pp. 2409-2414). Piscataway, NJ : IEEE.

- HUBBARD, M. et DASILVA, T. (1982). Estimation of feedstream concentrations in cement raw material blending. *Automatica*, 18, 595–606.
- IINO, Y., ABE, K. et TSUKAMOTO, Y. (2008). Hierarchical Model Predictive Control applied to a Cement Raw Material Mixing Process. *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, 1, 207–214.
- JINGWEN, M. et XIAOHU, Z. (2002). Mind-evolution-based Machine Learning for Dynamic Quality Control of Raw Material Cement. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 1, 2409–2414.
- JOURNEL, A. et HUIJBREGTS, C. (1978). *Mining geostatistics*. London : Academic Press.
- KEVICZKY, L., HETTHÉSSY, J., HILGER, M. et KOLOSTORI, J. (1978). Self-tuning adaptive control of cement raw material blending. *Automatica*, 14, 525–532.
- KIZILASLAN, K., ERTUGRUL, S., KURAL, A. et OZSOY, C. (2003). A comparative study on modeling of a raw material blending process in cement industry using conventional and intelligent techniques. *Proceedings of 2003 IEEE Conference on Control Applications*. (Vol. 1, pp. 736–741). Piscataway, NJ :IEEE.
- KLEMA, V. et LAUB, A. (2002). The singular value decomposition : Its computation and some applications. *Transactions on Automatic Control, IEEE* , 25, 164–176.
- KOSMATKA, S., KERKHOFF, B., PANARESE, W. C., MACLEOD, N.F. et MCGRATH R.J. (2004). *Dosage et contrôle des mélanges de béton* (7e éd.). Ottawa, Ont. : Association Canadienne du Ciment.
- KURAL, A. et OZSOY, C. (2004). Identification and control of the raw material blending process in cement industry. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 18, 427–442.
- LAGARIAS, J., REEDS, J., WRIGHT, M. et WRIGHT, P. (1999). Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, 9, 112–147.

- LEWIS, R., TORCZON, V. et TROSSET, M. (2000). Direct search methods : then and now. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 124, 191–207.
- LIN, P., YUN, Y., BARBIER, J., BABEY, P. et PREVOT, P. (1991). Intelligent tuning and adaptive control for cement raw meal blending process. *Intelligent tuning and adaptive control : selected papers from the IFAC Symposium, Singapore*, (Vol. 1, pp. 301–306). Tarrytown, NY : Pergamon Press.
- LUNDAN, A. et MATTILA, O. (1974). A system for the control of the homogenisation of the cement raw meal. *4th IFAC/IFIP International Conference on Digital Computer Applications to Process Control, Zurich, Switzerland*. (Vol. 4, pp. 424-435). New York, NY : Springer-Verlag.
- MARCOTTE, D. (1991). Cokriging with MATLAB. *Computers & Geosciences*, 17, 1265–1280.
- MARCOTTE, D. (2009). Géostatistique-Cokrigage. Notes de cours.
- MARCOTTE, D., NARAGHI, K., BELLEHUMEUR, C. et GLOAGUEN, E. (2005). An Application of Multivariate Simulation in the Cement Industry. *Mathematical Geology*, 37, 493–512.
- Mathworks. (Version 7.10.0.) Matlab. R2010a. [Logiciel]. Natick, MA : The MathWorks Inc.
- MCKINNON, K. (1999). Convergence of the Nelder-Mead simplex method to a nonstationary point. *SIAM Journal on Optimization*, 9, 148–158.
- OZSOY, C., YILMAZ, C., CETINKAYA, M. et TASKAZAN, E. (1997). Constrained self-tuning control of raw material blending process in cement industry. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 1997*. (Vol. 1, pp. 135–142). Piscataway, NJ : IEEE.
- OZSOY, C., KURAL, A. et BAYKARA, C. (2001). Modelling of the raw mixing process in cement industry. *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation*. (Vol. 1, pp. 475 – 481). Piscataway, NJ : IEEE.

- OZSOY, C., KURAL, A., CETINKAYA, M. et ERTUG, S. (2002). Constrained MIMO self-tuning composition control in cement industry. *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation*. (Vol. 2, 1021–1028). Piscataway, NJ : IEEE.
- SIMONNET, C. (2005). Le béton : histoire d'un matériau : Économie, technique, architecture. Marseille : Éditions Parenthèses.
- SUN, C., SUN, Y. et WANG, W. (2002). A survey of MEC : 1998-2001. *2002 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (Vol. 6, pp. 648-656). Piscataway, NJ : IEEE.
- SWAIN, A. (1995). Material mix control in cement plant automation. *Control Systems Magazine, IEEE*, 15, 23 –27.
- TAKAGI, T. et SUGENO, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems Man, and Cybernetics*. (Vol. 15, pp. 116–132). Piscataway, NJ : IEEE.
- VANN, J., BERTOLI, O. et JACKSON, S. (2002). An overview of geostatistical simulation for quantifying risk. *Proceedings of Geostatistical Association of Australasia Symposium "Quantifying Risk and Error"* (Vol. 1, pp. 1–12). West Perth, WA : Geostatistical Association of Australasia.
- WACKERNAGEL, H. (2003). *Multivariate geostatistics : an introduction with applications*. New York, NY : Springer-Verlag.
- WACKERNAGEL, H. et BERTINO, L. (2005). Geostatistics and sequential data assimilation. *Geostatistics Banff 2004*. (Vol. 1, pp. 893-898). New York, NY : Springer-Verlag.
- WEISS, S. J. et GARTNER, E. M. (1986). New Control Strategies for Raw Mix Preparation. *IEEE Transactions on Industry Applications*. (Vol. 22, pp. 324–329). Piscataway, NJ : IEEE.
- WESTERLUND, T., TOIVONEN, H. et NYMAN, K.-E. (1979). Stochastic modelling and self-tuning control of a continuous cement raw material mixing system. *18th IEEE Con-*

- ference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes. (Vol. 18, pp. 610 –615). Piscataway, NJ : IEEE.
- XIE, K., DU, Y. et SUN, C. (2002). Application of the mind-evolution-based machine learning in mixture-ratio calculation of raw materials cement. *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation, 2000*. (Vol. 1, pp. 132–134). Piscataway, NJ : IEEE.
- XU, Z., ZHU, Y., HAN, K., ZHAO, J. et QIAN, J. (2010). A multi-iteration pseudo-linear regression method and an adaptive disturbance model for MPC. *Journal of Process Control*, 20, 384–395.
- YOUNG, S. (1971). Raw Material Blending-A Multivariable Control Problem. *4th UKACC Control Convention on Multivariable Control*, (Vol. 4, pp. 76–81). Coventry : UKACC.

ANNEXE I

ALGORITHME D'OPTIMISATION DE NELDER-MEAD

1. **Initialisation** : Il s'agit de générer $n+1$ sommets x_1, x_2, \dots, x_{n+1} du simplexe (dont nous pouvons calculer les valeurs $f(x(1)), f(x(2)), \dots, f(x(n+1))$). Ces points sont générés en utilisant l'estimation initiale du point minimal, x_0 et en ajoutant 5% à chacune de ces composantes. Le simplexe initial est donc formé du point x_0 et de ces n nouveaux vecteurs.
2. **Ordonnancement** : Il s'agit d'ordonner les sommets tel que $f(x(1)) < f(x(2)) < \dots < f(x(n+1))$, puis de déterminer le pire point $x(n+1)$. À chaque étape de l'itération, le pire point $x(n+1)$ est retiré au bénéfice d'un nouveau point accepté dans le simplexe.
3. **Réflexion** : Il s'agit de faire la réflexion du pire point, $x(n+1)$ déterminé à l'étape précédente par rapport au centroïde des autres points $x(1), x(2), \dots, x(n)$. Le centroïde, m , est donné par :

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (\text{I.1})$$

La réflexion, r est ensuite calculée.

$$r = (1 + \rho)m - \rho x(n+1) \text{ et } \rho = 1 \quad (\text{I.2})$$

Puis, il faut calculer $f(r)$.

4. **Choix du point** : Si $f(x(1)) \leq f(r) < f(x_n)$, alors le nouveau simplexe est défini comme étant $< x(1) \dots, r, \dots, x(n) >$ et l'itération est terminée.
5. **Agrandissement** : Si $f(r) < f(x(1))$, le sommet r peut être agrandi pour déterminer le point s .

$$s = m + 2(m - x(n+1)) \quad (\text{I.3})$$

et calculer $f(s)$.

- (a) Si $f(s) < f(r)$, alors s est accepté dans le nouveau simplexe.

- (b) Sinon, r est accepté dans le nouveau simplexe.
6. **Contraction** : Si $f(r) \geq f(x(n))$, alors une contraction est nécessaire entre m et le meilleur des points entre $x(n+1)$ et r afin d'obtenir le point c .
- (a) Si $f(r) < f(x(n+1))$, alors la contraction est calculée à partir de
- $$c = m + (r - m)/2 \quad (\text{I.4})$$
- et il faut calculer $f(c)$. Si $f(c) < f(r)$, le simplexe devient $\langle x(1), \dots, c, \dots, x(n) \rangle$ et terminer l'itération. Sinon, continuer à l'étape de rétrécissement.
- (b) si $f(r) \geq f(x(n+1))$, la contraction est calculée à partir de

$$cc = m + (x(n+1) - m)/2 \quad (\text{I.5})$$

Calculer $f(cc)$ Si $f(cc) < f(x(n+1))$, alors le simplexe est $\langle x(1), \dots, cc, \dots, x(n) \rangle$. Sinon, continuer à l'étape de rétrécissement.

7. **Rétrécissement** Le rétrécissement du simplexe est calculé comme suit

$$v(i) = x(1) + (x(i) - x(1))/2 \quad \forall i = 2 \dots n+1 \quad (\text{I.6})$$

Et le nouveau simplexe devient $\langle x(1), v(2), \dots, v(n+1) \rangle$

8. **Retour** Une nouvelle itération peut commencer en retournant à l'étape de réflexion ou si un critère d'arrêt est respecté, l'algorithme est terminé.

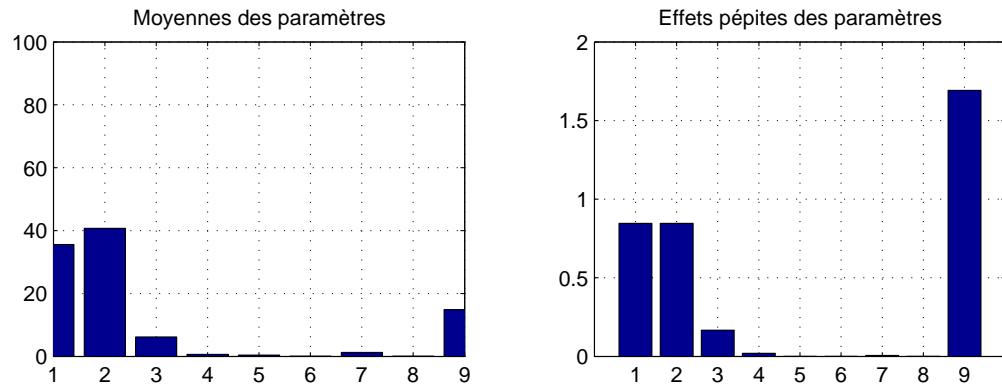
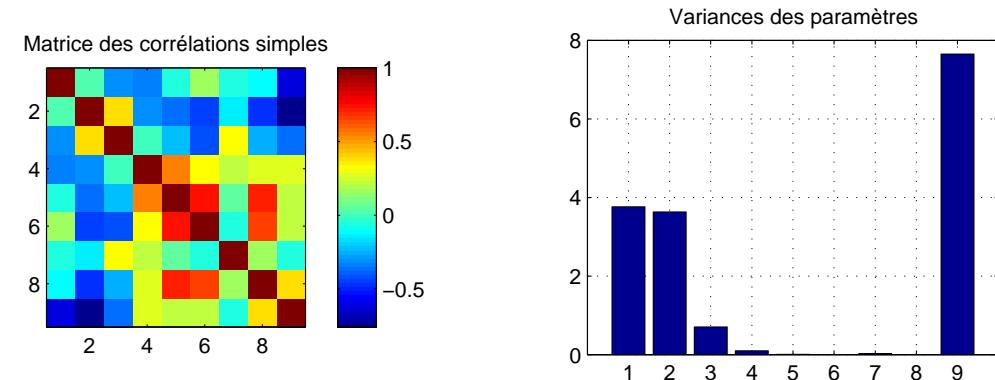
ANNEXE II

PARAMÈTRES DES SIMULATIONS

Les figures suivantes présentent les paramètres (variance, moyenne, variogrammes) des simulations des différentes courroies.

Correl. matrix avant (noir), apres (rouge) correction											Variances	
1	0.05	-0.28	-0.34	-0.09	0.33	-0.04	-0.21	-0.61			3.8	
1	0.04	-0.3	-0.32	-0.06	0.17	-0.05	-0.12	-0.6			3.8	
0.05	1	0.41	-0.2	0.05	0.23	0.09	0.21	-0.75			3.8	
0.04	1	0.38	-0.3	-0.36	-0.44	-0.13	-0.48	-0.76			3.6	
-0.28	0.41	1	0.04	0.03	-0.11	0.44	0.21	-0.37			0.74	
-0.3	0.38	1	-0.02	-0.21	-0.4	0.31	-0.25	-0.35			0.7	
-0.34	-0.2	0.04	1	0.48	0.1	0.14	-0.04	0.21			0.09	
-0.32	-0.3	-0.02	1	0.56	0.34	0.21	0.27	0.28			0.098	
-0.09	0.05	0.03	0.48	1	0.41	-0.05	0.35	-0.08			0.004	
-0.06	-0.36	-0.21	0.56	1	0.74	0.04	0.72	0.23			0.0074	
0.33	0.23	-0.11	0.1	0.41	1	-0.24	-0.16	-0.38			0.001	
0.17	-0.44	-0.4	0.34	0.74	1	-0.06	0.66	0.21			0.0036	
-0.04	0.09	0.44	0.14	-0.05	-0.24	1	0.18	-0.21			0.025	
-0.05	-0.13	0.31	0.21	0.04	-0.06	1	0.15	-0.06			0.024	
-0.21	0.21	0.21	-0.04	0.35	-0.16	0.18	1	-0.08			0.001	
-0.12	-0.48	-0.25	0.27	0.72	0.66	0.15	1	0.39			0.0032	
-0.61	-0.75	-0.37	0.21	-0.08	-0.38	-0.21	-0.08	1			7.5	
-0.6	-0.76	-0.35	0.28	0.23	0.21	-0.06	0.39	1			7.7	

(a) Correction dans la matrice de corrélations de l'argile



(b) Paramètres de simulation de l'argile

Figure II.1 Paramètres (et correction apportée) de simulation de l'argile

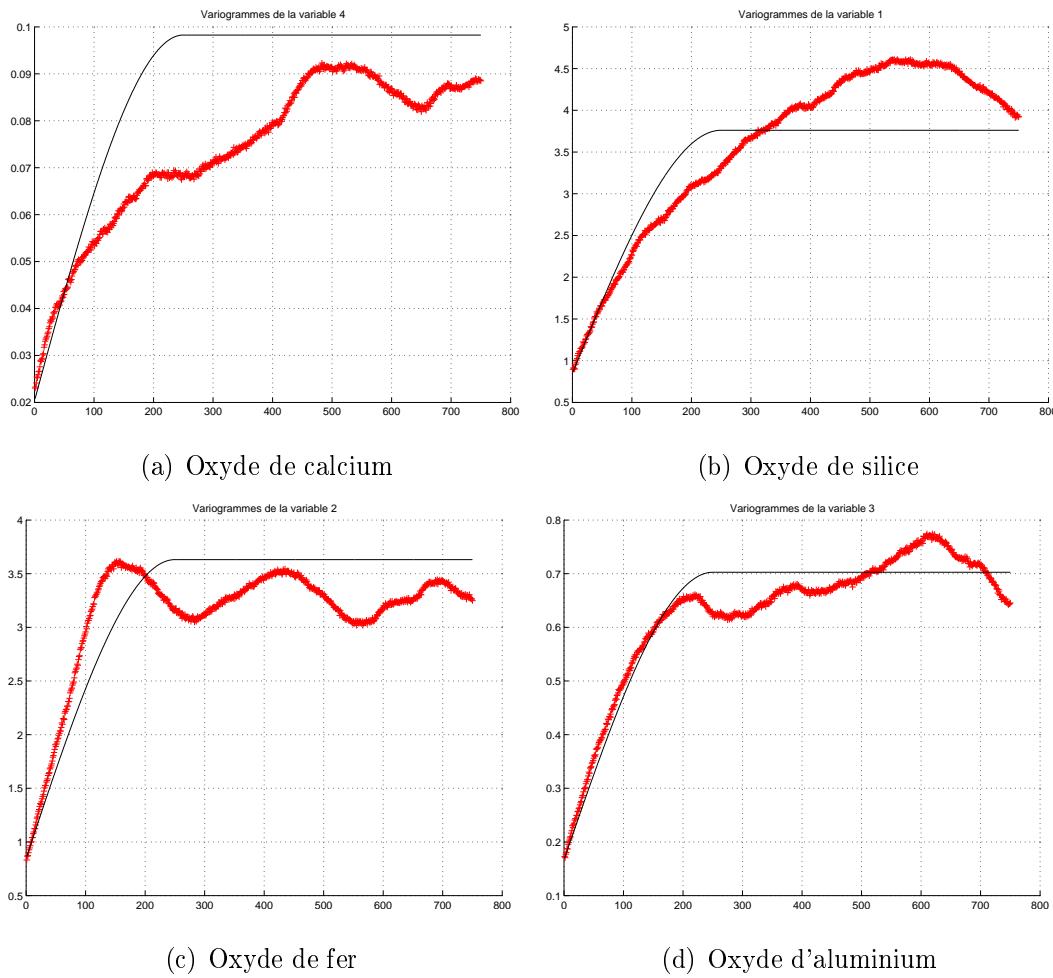
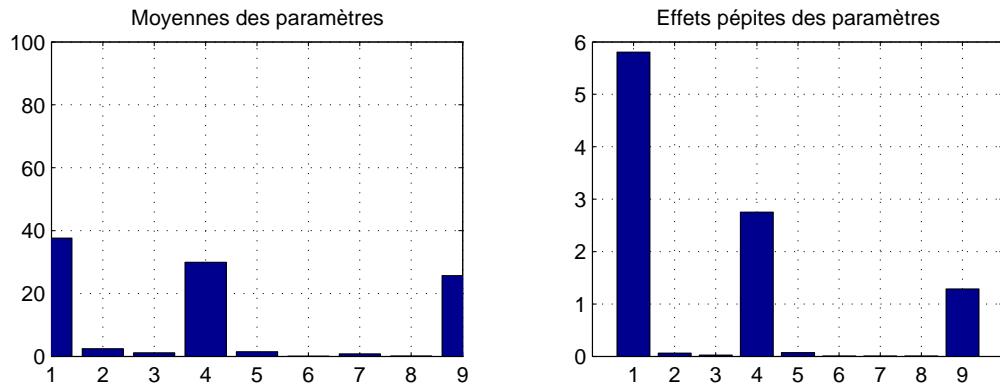
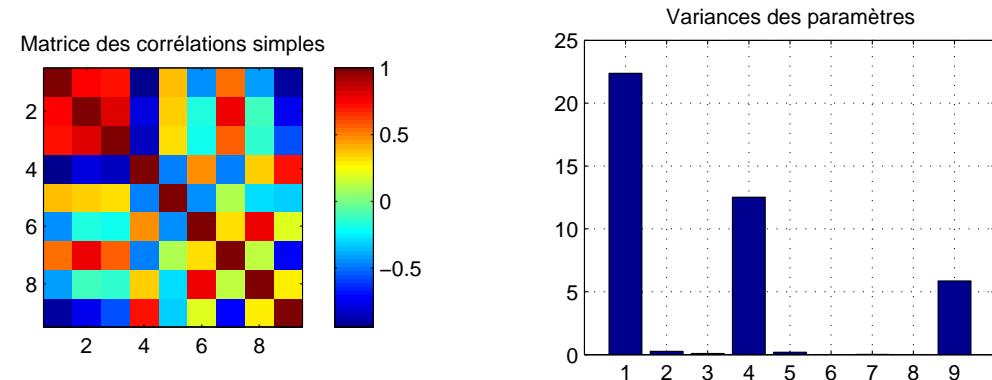


Figure II.2 Variogrammes des différents oxydes dans l'argile

Correl. matrix avant (noir), apres (rouge) correction										Variances	
1	0.79	0.79	-0.94	0.44	-0.03	0.76	0.14	-0.88		23	
1	0.75	0.73	-0.94	0.38	-0.43	0.54	-0.4	-0.89		22	
0.79	1	0.82	-0.81	0.45	0.09	0.88	0.31	-0.75		0.29	
0.75	1	0.79	-0.77	0.36	-0.18	0.78	-0.1	-0.74		0.26	
0.79	0.82	1	-0.88	0.45	-0.05	0.69	0.21	-0.59		0.11	
0.73	0.79	1	-0.83	0.31	-0.2	0.57	-0.13	-0.57		0.087	
-0.94	-0.81	-0.88	1	-0.5	0.18	-0.68	-0.25	0.71		12	
-0.94	-0.77	-0.83	1	-0.46	0.48	-0.46	0.34	0.72		13	
0.44	0.45	0.45	-0.5	1	-0.26	0.36	0.26	-0.34		0.23	
0.38	0.36	0.31	-0.46	1	-0.46	0.1	-0.29	-0.33		0.18	
-0.03	0.09	-0.05	0.18	-0.26	1	0.37	-0.33	-0.27		0.0014	
-0.43	-0.18	-0.2	0.48	-0.46	1	0.3	0.78	0.19		0.011	
0.76	0.88	0.69	-0.68	0.36	0.37	1	0.1	-0.83		0.029	
0.54	0.78	0.57	-0.46	0.1	0.3	1	0.15	-0.72		0.025	
0.14	0.31	0.21	-0.25	0.26	-0.33	0.1	1	-0.04		0.0019	
-0.4	-0.1	-0.13	0.34	-0.29	0.78	0.15	1	0.29		0.009	
-0.88	-0.75	-0.59	0.71	-0.34	-0.27	-0.83	-0.04	1		5.7	
-0.89	-0.74	-0.57	0.72	-0.33	0.19	-0.72	0.29	1		5.9	

(a) Correction dans la matrice de corrélations du calcaire silicieux



(b) Paramètres de simulation du calcaire silicieux

Figure II.3 Paramètres (et correction apportée) de simulation du calcaire silicieux

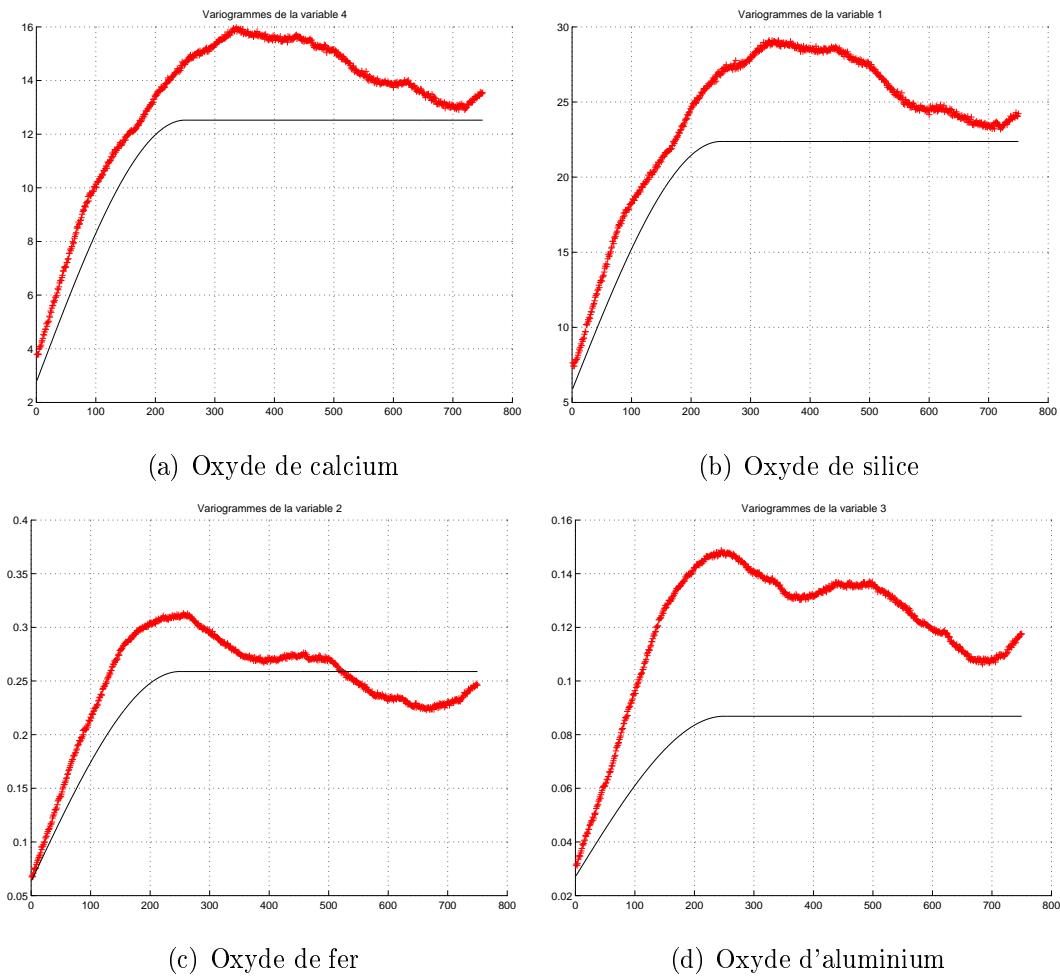
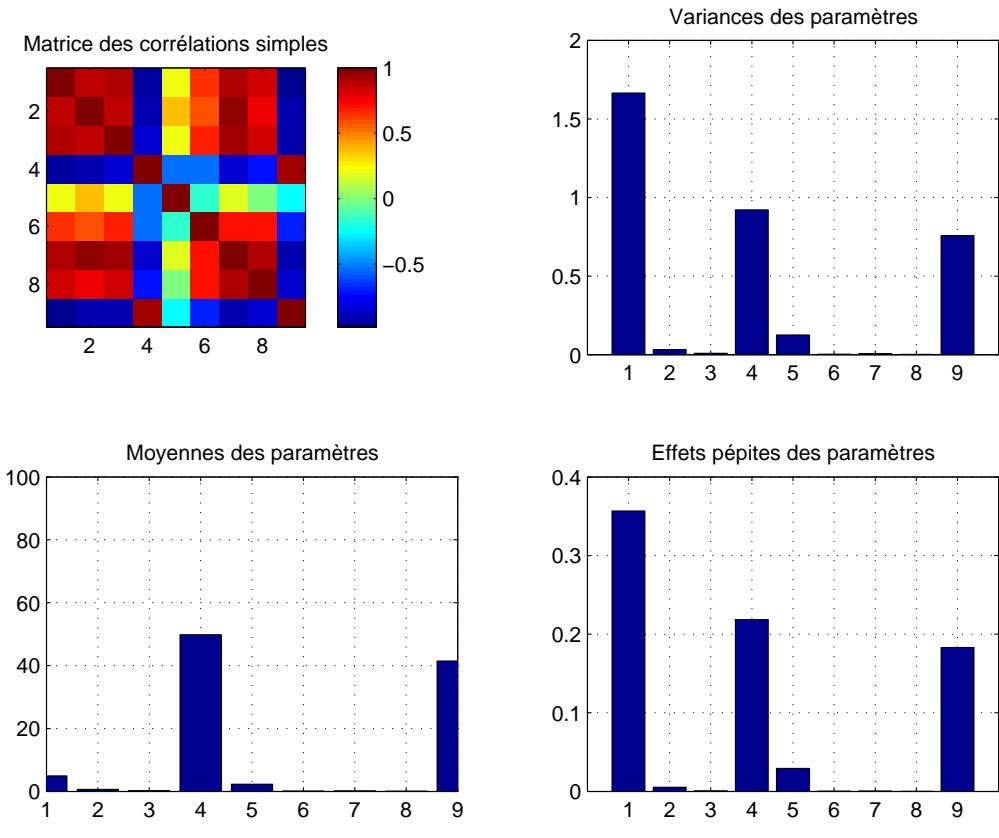


Figure II.4 Variogrammes des différents oxydes dans le calcaire silicieux

Correl. matrix avant (noir), apres (rouge) correction										Variances
1	0.8	0.78	-0.94	0.14	0.18	0.78	0.28	-0.98		1.6
1	0.86	0.88	-0.93	0.22	0.65	0.88	0.82	-0.98		1.7
0.8	1	0.83	-0.87	0.38	0.16	0.96	0.39	-0.83		0.024
0.86	1	0.88	-0.9	0.36	0.57	0.94	0.76	-0.9		0.032
0.78	0.83	1	-0.84	0.31	0.19	0.84	0.3	-0.8		0.004
0.88	0.88	1	-0.86	0.21	0.68	0.93	0.83	-0.9		0.0084
-0.94	-0.87	-0.84	1	-0.43	-0.13	-0.84	-0.3	0.92		0.97
-0.93	-0.9	-0.86	1	-0.53	-0.52	-0.85	-0.71	0.92		0.92
0.14	0.38	0.31	-0.43	1	-0.12	0.31	0.21	-0.14		0.13
0.22	0.36	0.21	-0.53	1	-0.16	0.18	-0.01	-0.25		0.13
0.18	0.16	0.19	-0.13	-0.12	1	0.21	0.07	-0.22		0.0014
0.65	0.57	0.68	-0.52	-0.16	1	0.71	0.7	-0.69		0.0033
0.78	0.96	0.84	-0.84	0.31	0.21	1	0.42	-0.83		0.0027
0.88	0.94	0.93	-0.85	0.18	0.71	1	0.88	-0.92		0.0066
0.28	0.39	0.3	-0.3	0.21	0.07	0.42	1	-0.31		0.0004
0.82	0.76	0.83	-0.71	-0.01	0.7	0.88	1	-0.86		0.002
-0.98	-0.83	-0.8	0.92	-0.14	-0.22	-0.83	-0.31	1		0.81
-0.98	-0.9	-0.9	0.92	-0.25	-0.69	-0.92	-0.86	1		0.76

(a) Correction dans la matrice de corrélations du calcaire



(b) Paramètres de simulation du calcaire

Figure II.5 Paramètres (et correction apportée) de simulation du calcaire

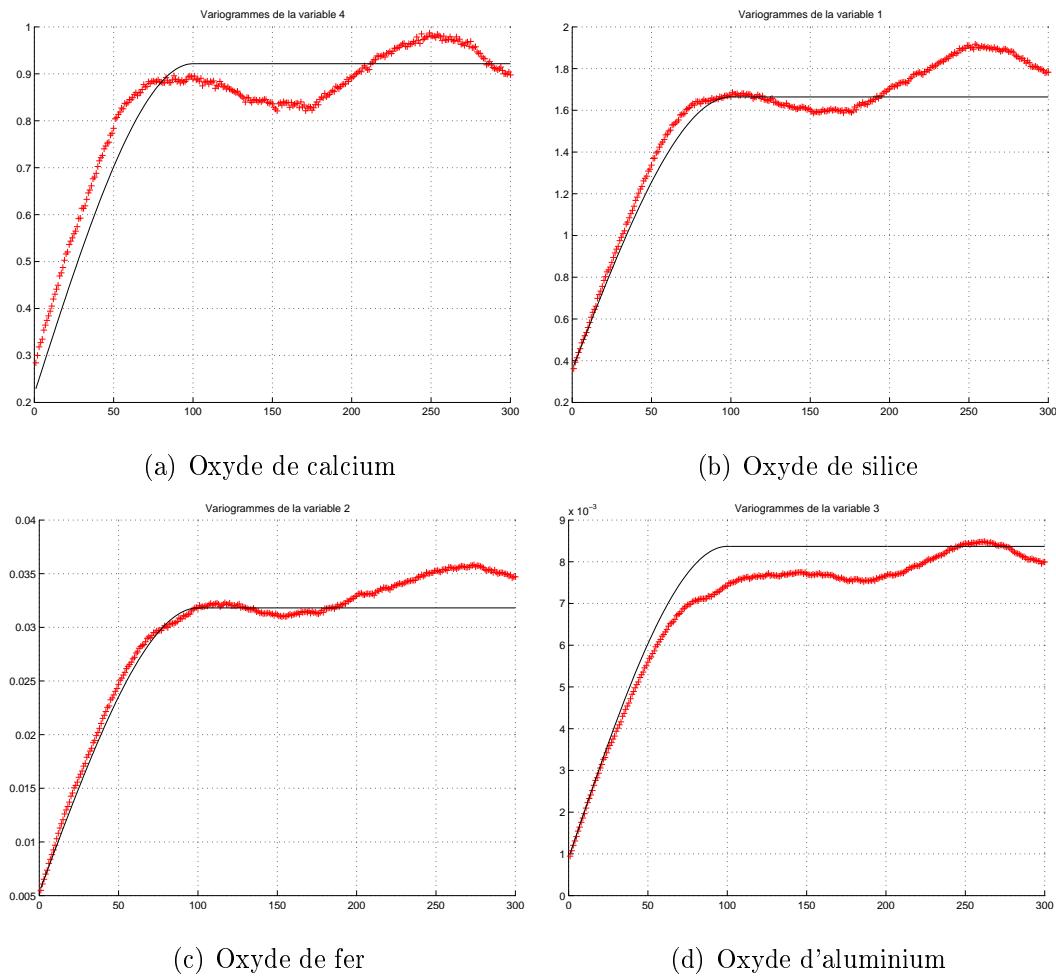


Figure II.6 Variogrammes des différents oxydes dans le calcaire

ANNEXE III

EFFET DE PÉPITE DES MATERIAUX SIMULÉS

Tableau III.1 Effet de pépite des différents oxydes de l'argile

Facteur multiplicateur	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>
0,45	0,0102	0,4233	0,4234	0,0833
0,6	0,0136	0,5644	0,5645	0,1111
0,9	0,0203	0,8466	0,8467	0,1666

Tableau III.2 Effet de pépite des différents oxydes du calcaire

Facteur multiplicateur	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>
0,45	0,1093	0,1784	0,0027	0,0005
0,6	0,1457	0,2378	0,0035	0,0006
0,9	0,2185	0,3568	0,0053	0,0009

Tableau III.3 Effet de pépite des différents oxydes du calcaire silicieux

Facteur multiplicateur	<i>CaO</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>Fe₂O₃</i>
0,45	1,3770	2,9025	0,0315	0,0135
0,6	1,8360	3,8700	0,0420	0,0180
0,9	2,7540	5,8050	0,0630	0,0270