No. d'ordre 135

ECOLE NATIONALE SUPERIEURE DES INDUSTRIES AGRICOLES ET ALIMENTAIRES

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'ENSIA

Spécialité : Génie des Procédés

présentée et soutenue publiquement par

Alejandra OLMOS PEREZ

Le 12 décembre 2003

Contribution à l'optimisation de la conduite des procédés alimentaires

Directeur de thèse : Gilles Trystram

JURY

Rapporteurs :	Jean-Pierre CORRIOU	Professeur – ENSIC
	Catherine AZZARO PANTEL	Professeur – ENSIACET
Examinateurs :	Arsène ISAMBERT	Professeur – Ecole Centrale
	Ioan Cristian TRELEA	Maître de Conférences INA-PG
	Gilles TRYSTRAM	Professeur – ENSIA
Invité :	Julio BANGA	Directeur de Recherches CSIC

Travail réalisé dans l'axe Automatique de l'Unité Mixte de Recherche
Génie des Procédés Alimentaires (UMR-GENIAL)

A los sueños que cambian la vida ...

y a quienes la dan por realizarlos

A Diego, vida y sueños

A Pat, une vie heureuse

Remerciements

En premier lieu, je tiens à remercier vivement M. Gilles Trystram, directeur de ce travail de thèse, pour l'attention qu'il a accordé à mon travail et à ma personne : Il a toujours réussit à me montrer le bon chemin (tâche pas toujours facile à cause de mon entêtement naturel). J'ai eu la fortune de bénéficier de ses conseils et de son aide dans un environnement de travail positif et chaleureux.

Ma reconnaissance va également à M. Ioan Cristian Trelea qui a participé à l'encadrement de ma thèse. Je le remercie de s'être intéressé à mon sujet de travail –en cours de route- et de m'avoir accompagné jusqu'à la fin. Je n'ai pas de mots pour lui montrer tout mon respect, mon admiration et ma reconnaissance pour le temps et l'attention qu'il m'a accordé.

Je tiens ensuite à remercier Mme Catherine Bonazzi, chercheur INRA-ENSIA, Melle. Isabel Poligné, du CIRAD (la Réunion) et M. Bertrand Broyart, maître de conférences de l'ENSIA ; pour m'avoir permis d'utiliser leur travail de modélisation : la réalisation de mes travaux n'aurait simplement pas été possible sans leur participation et leur expertise dans les domaines du séchage, de l'immersion et de la cuisson.

Que M. Jean-Pierre Corriou et Mme. Catherine Azzaro Pantel soient ici remerciés pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse. De même que M. Arsène Isambert et M. Julio Banga, qui ont jugé mon travail

J'exprime ma sympathie à toute l'équipe automatique de l'UMR-GENIAL et tout particulièrement aux membres du département de Génie des Procédés et de l'équipe CEMAGREF de Clermont Ferrand. Nos échanges scientifiques ont été très enrichissants, dans une ambiance sympathique pleine de bonne humeur.

Merci aussi pour l'appuie que j'ai reçu de la part de l'Ecole Doctorale ABIES, et en particulier de Mme. Elisabeth Maltese qui a participé énormément à ma formation en français scientifique et a la préparation du mémoire de la thèse.

Je remercie chaleureusement Mme Monique Belgome, ainsi que le personnel administratif de l'ENSIA, pour leur aimable soutien dans les nombreuses démarches administratives. Mes remerciements vont aussi à mes camarades de l'association des thésards Asthère, et plus particulièrement à Nourehène, à Betty et à Nader.

En outre, je remercie infiniment le Conseil National de Science et Technologie (CONACYT) du Mexique, organisme qui a participé au financement de ce travail de thèse.

Du même, je veux remercier tout le soutien, la compagnie et l'amitié apporté par M. Luis Cardoso qui en plus d'être un professionnel admirable est un être humain d'exception.

Finalement, un grand, grand merci à M. Patrice Gablin qui non seulement a eu le courage de réaliser la première révision de ce mémoire, un travail qui a été -j'avoue- redoutable, mais en plus, a toujours été à mes côtés pour me soutenir et m'encourager. Je n'oublierai jamais la joie qu'il a apportée à ma vie.

Résumé

L'objectif principal de cette thèse est la mise au point d'une méthodologie de travail pour l'optimisation, hors ligne, des conditions opératoires applicables en conduite des procédés alimentaires.

La première partie du travail est consacrée à l'élaboration d'une stratégie d'optimisation en deux étapes: la construction du problème d'optimisation et le choix de la méthode de résolution. Ce dernier point est réalisé à l'aide d'un diagramme décisionnel, qui propose une méthode d'optimisation déterministe (la programmation quadratique séquentielle, SQP), une méthode stochastique (l'algorithme génétique, AG) ou bien, une méthode hybride (AG-SQP).

La méthodologie est adaptée aux caractéristiques des procédés alimentaires, c'est-à-dire à des systèmes dynamiques, non linéaires, multivariables et soumis aux contraintes diverses. L'optimisation est réalisée numériquement à l'aide d'un modèle dynamique du système.

Dans la deuxième partie du travail, la méthodologie est appliquée à trois procédés alimentaires afin d'obtenir les trajectoires des variables de commande optimisant un critère économique, technologique ou de qualité : un procédé discontinu de séchage du riz, un procédé discontinu de déshydratation, imprégnation d'un produit carné par immersion et un procédé continu de cuisson des biscuits. Ces trois applications mettent en évidence, d'une part, la capacité de la stratégie d'optimisation à gérer différents types de problèmes posés par les procédés alimentaires, et d'autre part, le bénéfice qu'une démarche d'optimisation peut apporter lors de la conduite des procédés.

Cette méthodologie peut être appliquée dans un grand nombre des procédés alimentaires. La performance des résultats dépend néanmoins de l'utilisation d'un modèle de système fiable, de la prise en compte des caractéristiques de la matière première lors du calcul de l'optimum et de la poursuite des conditions optimales à l'aide d'un bon système de commande.

Mots clés : *Optimisation dynamique, conduite des procédés alimentaires, programmation quadratique séquentielle, algorithme génétique, commande optimale.*

Abstract

The main objective of this work is the development of a methodology to calculate the optimal operating conditions applicable in food processes control.

In the first part of this work, we developed an optimization strategy in two stages. Firstly, the optimisation problem is constructed. Afterwards, a feasible optimisation method is chosen to solve the problem. This choice is made through a decisional diagram, which proposes a deterministic (sequential quadratic programming, SQP), a stochastic (genetic algorithm, GA) or a hybrid (AG-SQP) method. This methodology is adapted to the food processes characteristics: dynamic, nonlinear, multivariable systems, subjected to several constraints. The model based optimization is carried out numerically.

In the second part, the methodology is successfully applied to three food processes in order to obtain the control profiles that optimise an economic, technological or quality criterion. Hence, a batch rice drying process, a pork meat dehydration-impregnation soaking process and a continuous baking process, were optimised. These three applications underline the optimization strategy ability to handle the different optimisation problems found in the food processes, and in addition, the benefits of using the optimal control policies.

This methodology can be applied in several food processes. Nevertheless, the results feasibility depends on the use of an accurate model system, the calculation taking into account the real raw material characteristics, and the application of a good control system to track the optimal profiles.

Key words : *Dynamic optimisation, food process control, sequential quadratic programming, genetic algorithm, optimal control.*

Publications

1. Olmos, A., Trelea, I.C., Courtois, F., Bonazzi, C. and Trystram, G. (2002) Dynamic optimal control of batch rice drying process, Drying Technology, 20 (7) : 1319-1345.
2. Olmos, A., Trelea, I.C., Poligné, I., Collignan, A., Broyart, B. and Trystram, G. Optimal operating conditions calculation for a pork meat dehydration-impregnation soaking process, submitted in 2003 to Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie (LWT).

Congrès et Colloques

1. Olmos, A., Trelea, I.C., Broyart, B. and Trystram, G. (2003) Optimising a pork meat dehydration-impregnation soaking process. II International Workshop on Information Technologies and Computing Techniques for the Agro-Food Sector (AfoT). CIMNE. 27-28 November 2003, Barcelona, Spain
2. Olmos, A., Trelea, I.C. Courtois, F. and Trystram, G. (2002) Optimisation dynamique d'un procédé discontinu de séchage du riz. In : *Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002)*, 24-25 octobre, Toulouse, France.

Table de matières

TABLE DE MATIERES 7

TABLE D'ILLUSTRATIONS 11

INTRODUCTION GENERALE 13

CHAPITRE 1

ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE SUR L'OPTIMISATION EN GENIE DES PROCEDES 15

1 Objectifs de l'optimisation en génie des procédés 15
1.1 Utilisation de l'optimisation pour la commande des procédés 15
1.1.1 Le calcul hors-ligne des conditions opératoires optimales 16
1.1.2 Mise en œuvre des stratégies de commande optimale 16
1.2 Utilisation de l'optimisation dans la phase de conception 17
1.2.1 Conception du produit 17
1.2.2 Conception de l'équipement 17
1.2.3 Conception des méthodes d'analyse 17
1.2.4 Conception du procédé 18
1.2.5 Conception des ateliers de production 18
1.3 Utilisation de l'optimisation pour la modélisation 18

2 Le problème d'optimisation posé par les procédés alimentaires 19
2.1 Les particularités des procédés alimentaires 19
2.1.1 Type d'opération et dynamique des systèmes alimentaires 20
2.1.2 Variables du procédé 20
2.1.2.1 Variables d'état et variables objectifs 20
2.1.2.2 Variables de commande 20
2.1.2.3 Variables perturbatrices 21
2.2 Modélisation des procédés alimentaires 21
2.3 Conduite et automatisation des procédés alimentaires 22
2.3.1 Optimisation en ligne ou optimisation hors ligne ? 22
2.4 Types de problèmes d'optimisation rencontrés en industrie alimentaire 23

3 Les méthodes d'optimisation pour des problèmes de programmation non-linéaire 25
3.1 Classement des méthodes numériques 25
3.1.1 Les méthodes déterministes 25
3.1.1.1 Les méthodes de recherche utilisant les dérivées 25
3.1.1.1.1 Les méthodes indirectes basées sur les dérivés 26
3.1.1.1.2 Les méthodes directes basées sur les dérivées du critère 27
3.1.1.2 Les méthodes de recherche directe 27
3.1.2 Les méthodes stochastiques 28
3.1.2.1 Les méthodes de recherche stochastique dirigée 28
3.1.2.2 Les méthodes inspirées sur des comportements biologiques 28
3.1.2.3 Les méthodes du type clustering 29
3.1.3 Les méthodes inspirées des principes physiques 29
3.1.4 Les méthodes Heuristiques 29
3.2 Optimisation locale ou globale ? 29

4 Analyse des travaux antérieurs sur l'optimisation des procédés alimentaires 30
4.1 L'optimisation comme outil dans la conduite des procédés 31
4.2 L'approche d'optimisation sans modèle mathématique 32
4.3 L'approche de résolution avec modèle 33
4.3.1 Optimisation basée sur des modèles du type boîte noire 33
4.3.2 Optimisation basée sur des modèles du type boite grise ou blanche 35

5 Conclusions 36

CHAPITRE 2

METHODOLOGIE DE TRAVAIL 37

1 Définition du problème d'optimisation 37

2 Choix de la stratégie d'optimisation 38
2.1 Caractéristiques du problème d'optimisation 38
2.2 Choix de la méthode et de la stratégie de résolution 39

3 Méthodes d'optimisation utilisées 41
3.1 La programmation quadratique séquentielle (SQP) 42
3.1.1 Discrétisation 42
3.1.2 Construction du sous-problème d'optimisation locale 43
3.1.3 Solution du sous-problème d'optimisation locale 44
3.1.4 Test de convergence 45
3.2 L'algorithme génétique 45
3.2.1 Description des étapes de l'algorithme 45
3.2.1.1 Codage 46
3.2.1.2 Initialisation du calcul 48
3.2.1.3 Evaluation 48
3.2.1.4 Critère d'arrêt 48
3.2.1.5 Sélection 48
3.2.1.6 Croisement 48
3.2.1.7 Mutation 48
3.2.1.8 Remplacement 49

4 Les cas étudiés 49

5 Conclusion 51

PARTIE II

ETUDE DE TROIS APPLICATIONS DE L'OPTIMISATION EN CONDUITE DES PROCEDES ALIMENTAIRES 53

1 Construction du problème 53

2 Choix de la méthode d'optimisation 54

3 Les incertitudes du calcul 55

CHAPITRE 3

OPTIMISATION D'UN PROCEDE DISCONTINU DE SECHAGE DU RIZ 57

1 Introduction 59

2 Materials and methods 60
2.1 Product and dryer 60
2.2 Mathematical model 60
2.3 Model validation 63
2.4 Constrained optimization problem 64
2.5 Initial control profile 65
2.6 Optimization algorithm 65
2.7 Reference batch 66

3 Results and discussion 66
3.1 Convergence of the optimization algorithm 66
3.2 Robustness of the optimal control policy to changes in the initial product state 69
3.3 Robustness of the optimal control policy to changes in the model parameter values 70
3.4 Description of the optimal rice drying kinetic 71
3.5 Dependence of the optimal drying conditions on the total drying time 72
3.6 The final quality – total drying time tradeoff 74

4 Conclusion 74

5 Acknowledgements 76

6 Références 76

7 Etudes complémentaires 78

8 Conclusion 78

CHAPITRE 4

OPTIMISATION D'UN PROCEDE DE DESHYDRATATION, IMPREGNATION ET CUISSON PAR IMMERSION. 79

1 Introduction 81

2 Materials and methods 82

2.1 Process model 82

2.2 Optimisation problem 83

2.3 Optimisation algorithm 84

2.4 Optimisation procedure 85

3 Results and Discussion 86

3.1 Single stage process in constant conditions 87

3.1.1 Time minimisation 87

3.1.2 Mass yield maximisation 88

3.2 Single stage process with time varying temperature 88

3.3 Two stage process in constant conditions 89

4 Conclusions 90

5 Acknowledgment 90

6 References 91

7 Etudes complémentaires 92

8 Conclusion 92

CHAPITRE 5

OPTIMISATION D'UN PROCEDE CONTINU DE CUISSON DES BISCUITS 93

1 Introduction 94

2 Matériel et méthodes 95

2.1 Simulateur 95

2.1.1 Four pilote 96

2.1.2 Description mathématique 97

2.1.3 Validation du modèle 98

2.2 Problème d'optimisation 99

2.2.1 Critères d'optimisation 99

2.2.2 Contraintes 100

2.3 Stratégie d'optimisation 101

2.3.1 Convergence de la stratégie d'optimisation 102

2.4 Robustesse des points de fonctionnement optimaux 102

3 Résultats et discussion 102

3.1 Opération de cuisson standard 104

3.1.1 Evolution des conditions de l'air de cuisson à l'intérieur du four 104

3.1.2 Evolution du flux énergétique reçu par le biscuit 104

3.1.3 Cinétiques des variables d'état 104

3.1.4 Evolution de la luminosité et de l'épaisseur en fonction de la teneur en eau et de la température des biscuits 105

3.2 Optimisation du temps d'opération. Etude de convergence 106

3.2.1 Dynamique du système 108

3.2.2 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits 108

3.2.3 Robustesse du point de fonctionnement minimisant la durée d'opération (E1) 108

3.3 Optimisation des pertes énergétiques 109

3.3.1 Dynamique du système 110

3.4 Compromis durée – pertes énergétiques 112

3.4.1 Diagramme de Pareto ... 112
3.4.2 Dynamique du système ... 114
3.5 Mécanismes de transfert énergétique ... 114
3.5.1 Gestion énergétique ... 114
3.5.2 Dynamique du système ... 115
3.5.3 Apport énergétique relatif des trois mécanismes de transfert ... 115
4 Conclusion ... 117
5 Références Bibliographiques ... 118
6 Etudes complémentaires ... 120
7 Conclusion ... 120

DISCUSSION GENERALE ... 121
1 Représentativité des cas étudiés ... 121
2 Synthèse des résultats principaux ... 121
3 Pertinence de la stratégie d'optimisation ... 123
3.1 Construction du problème ... 123
3.1.1 Paramétrisation du vecteur de commande ... 123
3.1.2 Définition du critère d'optimisation ... 123
3.1.3 Utilisation des contraintes ... 124
3.2 Choix de la méthode d'optimisation ... 126
4 Justesse des résultats optimaux ... 126
4.1 Robustesse aux variations des conditions opératoires ... 127
4.2 Robustesse aux variations de la matière première ... 128
5 Vers une stratégie d'optimisation plus pertinente et des résultats plus adéquats ... 128
CONCLUSION ET PERSPECTIVES ... 131
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES ... 133

ANNEXE 1 OPTIMISATION D'UN PROCEDE DISCONTINU DE SECHAGE DE RIZ PAR ALGORITHME GENETIQUE ... 141
ANNEXE 2 MISE EN ŒUVRE DES TRAJECTOIRES OPTIMALES DE CONDUITE POUR LE SECHAGE DU RIZ ... 143
ANNEXE 3 OPTIMISATION DE LA PRODUCTION DE BOUCANE : MINIMISATION DE LA SENSIBILITE DE L'OPERATION AUX VARIATIONS DE L'ETAT INITIAL ET DES CONDITIONS OPERATOIRES ... 145
1 Robustesse des opérations minimisant le temps ... 145
2 Minimisation de la sensibilité de l'opération ... 145
ANNEXE 4 PRESENCE DES DISCONTINUITES DANS LE PROBLEME D'OPTIMISATION DE LA CUISSON DE BISCUITS ... 149
ANNEXE 5 ETUDES RELATIVES A L'EPAISSEUR MAXIMALE COMME INDICATEUR DE TEXTURE DES BISCUITS ... 151
1 L'épaisseur maximale comme indicateur de texture ... 151
1.1 Diversité des points de fonctionnement donnant des produits de qualité conforme ... 151
1.1.1 Evolution des variables de qualité ... 151
1.1.2 Gestion énergétique ... 153
1.1.3 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits ... 153
1.1.4 Diversité des textures pour des produits à caractéristiques finales identiques ... 153
1.1.5 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits ... 155
1.2 Maximisation de l'épaisseur maximale ... 155

Table d'illustrations

Figures

Figure 1.1. Commande des procédés discontinus en industrie d'aliments. (d'après : Trystram, 2002) 22
Figure 1.2. Commande optimale des procédés alimentaires (diagramme) (d'après : Trelea, 1997b)..... 23
Figure 1.3. Classement des méthodes numériques appliquées aux problèmes d'optimisation non-linéaire sous contraintes..... 26
Figure 1.4. Distribution des travaux d'optimisation : 31
Figure 1.5. Distribution des travaux d'optimisation par type d'approche utilisée :..... 32
Figure 1.6. Distribution des travaux d'optimisation des conditions opératoires (en industrie d'aliments) par type de modèle utilisé 33
Figure 2.1. Fonction discontinue (à $t=t_1$) et non dérivable (à $t=t_2$)..... 38
Figure 2.2. Diagramme du choix de la méthode d'optimisation 40
Figure 2.3. Exemples de trajectoires des variables: 40
Figure 2.4. Diagramme du calcul de la programmation quadratique séquentielle (SQP). 42
Figure 2.5. Diagramme du calcul de l'algorithme génétique 46
Figure 2.6. Exemple de croisement 49
Figure 3.1. Schematic representation of the computer controlled grain dryer. 61
Figure 3.2. Schematic representation of the grain compartments..... 62
Figure 3.3. Validation of the dynamic drying model. (a) Simulated versus measured moisture content. (b) Model accuracy for various combinations of operating conditions. 64
Figure 3.4. Validation of the dynamic grain quality model. (a) Simulated versus measured product quality. (b) Model accuracy for various combinations of operating conditions. 64
Figure 3.5. Convergence of the optimization algorithm from six random initial control profiles. 67
Figure 3.6. Robustness of the optimal control strategy with respect to changes in the initial product state. 68
Figure 3.7. Robustness of the optimal control strategy with respect to changes in the initial moisture content of the grain. 69
Figure 3.8. Sensitivity of the quality degradation kinetic with respect to changes in the model parameters. 70
Figure 3.9. Optimal control strategy for the reference batch. 72
Figure 3.10. Optimal control policies for various total drying times. 73
Figure 3.11. Highest achievable final product quality as a function of the total allowed drying time. 74
Figure 4.1. Structure of the artificial neural network model 83
Figure 4.2. Hypothetical example of the two-phase optimisation. 85
Figure 4.3. Product state variables kinetics in time optimal operating conditions E1. 86
Figure 4.4. Process evolution in the (PG, Aw) space for all of the time-optimal operations. 87
Figure 4.5. Mass yield maximisation results for various fixed batch durations and their corresponding values of operating conditions (T, CDE21 and CALF). 88
Figure 4.6. Optimal temperature profile in E3 conditions (operation time= 21 h; CDE21=0.28 kg glucose/kg water and CAL=7.5 mL liquid aroma/kg water) for a time-varying single stage process. 89
Figure 5.1. Schéma du four. 97
Figure 5.2. Structure du simulateur..... 98
Figure 5.3. Distribution de l'énergie fournie par le four. 99
Figure 5.4. Opération de cuisson standard. 103
Figure 5.5. Evolution de la luminosité et de l'épaisseur par rapport à l'évolution de la teneur en eau et la température du biscuit (•). 105
Figure 5.6. Dynamique des opération qui minimisent le temps (E1, E1b) :..... 107
Figure 5.7. Robustesse de l'opération minimisant la durée (E1)..... 109
Figure 5.8. Dynamique des opération minimisant les pertes énergétiques (E2, E2b) :..... 111
Figure 5.9. Points de fonctionnement qui minimisent les pertes énergétiques (J_2) à différentes durées de cuisson (J_1). 113
Figure 5.10. Opérations minimisant les pertes énergétiques à différentes durées de cuisson. 113
Figure 5.11. Consommation théorique d'énergie (Ec) : 114
Figure 5.12. Dynamique comparative des opérations (S) standard, (E1) minimisant le temps et (E3) minimisant le temps, à bornes des conditions opératoires élargies. 116
Figure 5.13. Flux énergétique total par kg de biscuit ($E_{F,B}$) transféré par les différents mécanismes. 116
Figure 6.1. Sensibilité des opérations optimales minimisant le temps, E1 (gauche) et E1a (droite), aux variations des conditions opératoires. 125
Figure A1-1. Opérations qui optimisent la qualité du riz à différentes durées du batch. 141
Figure A2-1. Trajectoires optimales (à différentes durées d'opération) d'humidité absolue de l'air de séchage 143
Figure A3-1. Sensibilité de E1, E1b et E1b, pour de changements des conditions opératoires de +/- 10% (de la variation possible dans le domaine de validité du modèle) 144

Figure A3-2. Graphique comparatif des opérations optimales qui minimisent la sensibilité des variables cibles (E5 – E9). 147
Figure A4-1. Evolution des variables cibles en fonction de la vitesse d'extraction de la cheminée 4. Présence des discontinuités 148
Figure A4-2. Changement du régime d'écoulement de l'air causé par la variation de la vitesse d'extraction de la cheminée 4 : 149
Figure A5-1. Opérations à durée constant (8.3 min). 152
Figure A5-2. Opérations à différente épaisseur maximale, vitesse de tapis fixe (0.03 m/s). 154
Figure A5-3. Opérations qui maximisent l'épaisseur maximale à différentes vitesses de tapis. 156

Tableaux

Tableau 1.1. Avantages et limitations de l'optimisation sans modèle 32
Tableau 1.2. Avantages et limitations de l'optimisation basée sur des modèles empiriques 34
Tableau 1.3. Avantages et limitations de l'optimisation basée sur des modèles (connaissance ou hybrides) 35
Tableau 2.1. Composants du problème d'optimisation 38
Tableau 2.2. Valeurs décodées de la variable de contrôle (U) à différentes n_g 47
Tableau 2.3. Caractéristiques des différents procédés optimisés 50
Table 3.1. Dynamic Model Constants and Parameters by Abud 2000 (19) 63
Table 3.2. Reference Batch Conditions 66
Table 3.3. Nomenclature 75
Table 4.1. Model accuracy 83
Table 4.2. Conditions for the optimisation calculations 84
Table 4.3. Optimal results 86
Table 4.4. Nomenclature 90
Tableau 5.1. Nomenclature 96
Tableau 5.2. Validation du simulateur 98
Tableau 5.3. Conditions d'optimisation 100
Tableau 5.4. Optimisation de la durée de l'opération (E1, E3) et des pertes énergétiques (E2, E4). E3 et E4, utilisent des bornes maximales étendues (U^*_{max}). Comparaison avec l'opération de référence (S). 102
Tableau 5.5. Optimisation du temps d'opération (Critère J_1) : Point de fonctionnement optimal (E1), standard (S) et résultats de l'étude de convergence (E1b…E1g) 106
Tableau 5.6. Optimisation des pertes énergétiques (J_2) : Point de fonctionnement optimal (E2), standard (S) et opérations pour l'étude de convergence (E2b…E2d) 110
Tableau 5.7. Conditions opératoires minimisant les pertes énergétiques (J_2), à différentes durées de cuisson. Compromis entre les critères $J_1 – J_2$ 112
Tableau 6.1. Synthèse des résultats principaux 122
Tableau A3-1. Conditions d'optimisation pour la minimisation de la sensibilité de l'opération. 146
Tableau A3-2. Valeurs réduites de tous les critères d'optimisation utilisés. Résultats obtenus pour la configuration à un seul bain 147
Tableau A5-1. Conditions opératoires à durée fixe (8,3 min) donnant des épaisseurs maximales différentes. Les autres cibles de qualité sont atteintes. Critère d'optimisation = J_{A2}. 154
Tableau A5-2. Opérations qui maximisent l'épaisseur maximale (e_m) à différentes durées de cuisson. Critère d'optimisation J_{A3}. 155

Introduction générale

L'industrie alimentaire évolue d'une production artisanale-traditionnelle à des procédés de plus en plus automatisés. Deux facteurs encouragent cette évolution : d'une part la tendance de toute industrie est de devenir de plus en plus rentable et compétitive afin assurer sa permanence dans le système économique actuel ; d'autre part, les progrès technologiques et scientifiques mettent en disposition des outils mathématiques et informatiques de plus en plus performants, à l'aide desquels les caractéristiques et besoins particuliers d'un grand spectre de procédés différents (et de produits) peuvent être maîtrisés.

La rentabilité du système de fabrication suppose l'amélioration sans cesse des conditions d'exploitation et de maîtrise des procédés. Ces procédés constituent l'ensemble de moyens technologiques (et de leurs règles de conduite) qui permettent de conférer, ou d'inhiber, des propriétés à un produit.

Ainsi, l'optimisation, qui concerne toute amélioration économique, technologique et/ou de qualité, est devenue un objectif clef pour la production industrielle. Le champ d'opportunité de l'optimisation est très étendu : les améliorations réalisées en amont, au cours ou en aval du procédé, sur le produit (diminution de la variabilité, acquisition de nouvelles qualités), l'équipement (matériels, conception de la structure, le fonctionnement, la performance…), les méthodes d'analyse et d'information (assurance de la qualité, traçabilité des produits, progrès en capteurs et estimateurs, …), le procédé (gestion des flux, gestion de l'énergie, …) et l'usine (ordonnancement, gestion des systèmes de nettoyage, des charges, …). Néanmoins, l'avancement concernant l'optimisation dans l'industrie des aliments est très en retard par rapport aux progrès obtenus dans l'industrie chimique

Le champ d'utilité de l'optimisation en génie des procédés étant très étendu, tel que le montre notre étude bibliographique, nous nous sommes alors intéressés à une seule partie de cette problématique : l'optimisation hors ligne des conditions opératoires pour la conduite des procédés alimentaires.

En pratique, l'optimisation des procédés alimentaires est fréquemment confrontée à deux problèmes :

D'une part, la performance de l'optimisation est très dépendante du modèle utilisé (sa capacité de prédiction, la région de validité, leur exactitude, etc.), ainsi de meilleurs résultats d'optimisation résultent de l'utilisation des modèles de connaissance. Or, dans les procédés alimentaires, les transferts de matière et d'énergie surviennent au même temps que certaines réactions (chimiques, biochimiques et microbiologiques) et/ou transformations physiques (structurales, de taille, de forme). Ces phénomènes déterminent, à chaque instant de l'opération, l'état du produit et, en conséquence, sa qualité. Néanmoins, leurs mécanismes d'action sont souvent méconnus, ce qui rend difficile la réalisation des modèles mathématiques rigoureux (de connaissance). L'établissement des modèles empiriques (du type boîte noire) est alors favorisé.

En conséquence, la plus grande partie des travaux sur l'optimisation est menée soit en absence de modèles mathématiques, soit avec un modèle mathématique (simple) empirique. Dans ces cas, les résultats obtenus restent modestes aux prix de grands efforts expérimentaux (dont les données obtenues sont fréquemment sous-exploitées).

D'autre part, les résultats de l'optimisation dépendent de la 'bonne' construction du problème d'optimisation et du choix 'adéquat' de la méthode de résolution de ce problème. 'Bien' construire le problème d'optimisation signifie établir clairement les variables de commande, les critères (les objectifs de l'optimisation) et les contraintes afin de limiter l'espace des solutions admissibles. Alors que la méthode 'adéquate' est celle qui est la plus adaptée aux caractéristiques du problème d'optimisation, dans certains cas il est convenable d'utiliser une combinaison des méthodes pour obtenir les meilleurs résultats.

Or, la complexité du modèle utilisé, même si celle-ci suppose le déroulement de grands efforts de calcul, ne pose plus de problème pour les optima calculés hors ligne grâce à l'ensemble des méthodes numériques et des outils informatiques disponibles actuellement.

Une bonne stratégie d'optimisation consiste alors à utiliser le modèle mathématique le plus fiable, à poser convenablement le problème d'optimisation et, enfin, à choisir la méthode de solution la plus adaptée aux besoins. Dans cette optique, l'objectif de la thèse est de proposer des stratégies

d'optimisation adaptées aux procédés alimentaires, pour trouver les conditions optimales de conduite de ces procédés.

Trois opérations seront optimisées : le séchage du riz paddy, la production par immersion du porc boucané et la cuisson de biscuits. D'une part, ces opérations ont été choisies grâce à la disponibilité des modèles décrivant leur dynamique de manière fiable, ces modèles ont été identifiés au préalable au sein du même laboratoire ou bien en collaboration avec d'autres laboratoires. D'autre part, la diversité des caractéristiques de ces opérations assure une certaine représentativité des procédés alimentaires.

De ce fait, l'opération peut être continue ou discontinue et agir dans une seule ou en plusieurs étapes. Le produit peut être soumis à des contraintes finales ou intermédiaires (pendant le déroulement de l'opération). Les variables de commande peuvent être constantes ou variables (dans le temps ou dans la position à l'intérieur de l'équipement). Les modèles mathématiques peuvent être purement physiques ou hybrides (du type connaissance-représentation). Il s'agit, dans tous les cas, d'opérations multivariables en entrée et en sortie. Un cas non-traité sur les exemples est l'utilisation des variables discrètes en entrée ou en sortie (on/off, par exemple), mais celui-ci sera pris en compte lors de la proposition des stratégies d'optimisation applicables pour les procédés alimentaires.

Notre travail est structuré en deux parties. La première partie concerne deux chapitres : Le chapitre 1 propose une introduction aux applications de l'optimisation en génie des procédés, un rappel des différentes méthodes disponibles en bibliographie et une analyse des différentes approches utilisées lors de l'optimisation des conditions opératoires des procédés alimentaires. Le chapitre 2 décrit la méthodologie du travail utilisée pour la sélection d'une stratégie d'optimisation. Cette stratégie comporte la construction du problème d'optimisation, ainsi que le choix d'une méthode d'optimisation adaptée aux caractéristiques des problèmes alimentaires.

La deuxième partie présente trois chapitres correspondant aux différentes applications de la stratégie d'optimisation : le séchage du riz paddy, la production par immersion du porc boucané et la cuisson de biscuits. Les résultats principaux ont été (ou seront) soumis à publication. De ce fait, les chapitres 3, 4 et 5 sont présentés de la façon suivante : une introduction suivie par le texte de la publication.

La synthèse des résultats est présentée lors de la discussion générale, celle-ci porte notamment sur la représentativité des cas étudiés, la pertinence de la stratégie d'optimisation utilisée lors des applications et la pertinence des résultats vis-à-vis de la conduite des procédés.

Nous finalisons avec une conclusion générale qui synthétise, d'un point de vue critique, le travail réalisé et les perspectives dans ce domaine.

Chapitre 1

Etude bibliographique sur l'optimisation en génie des procédés

La première partie de l'étude bibliographique concerne divers travaux utilisant l'optimisation en génie des procédés, afin de cerner le bénéfice que ces méthodes peuvent apporter dans le cadre d'une production industrielle. Les caractéristiques des procédés alimentaires seront ensuite analysées, du point de vue de leur automatisation et de leur commande. Cette information facilite l'identification du problème d'optimisation posé par ces procédés, ainsi que le choix d'une méthode d'optimisation adéquate pour sa résolution. Pour ce dernier objectif, une brève explication des principes et des caractéristiques de certaines méthodes d'optimisation usuelles est proposée.

La deuxième partie est consacrée à l'application de l'optimisation en industrie alimentaire. Nous présentons les différentes approches de résolution utilisées ces dernières années et la distribution des travaux d'optimisation par groupe de procédés concernés, par critère d'optimisation et par méthode d'optimisation utilisée.

1 Objectifs de l'optimisation en génie des procédés

L'optimisation, qui concerne toute amélioration économique, technologique et/ou de qualité, est devenue un objectif clef pour la production industrielle. Formellement, l'optimisation vise l'obtention, de manière systématique et efficiente, de la solution donnant le meilleur compromis entre divers critères, parmi un ensemble de solutions candidates

Les critères d'optimisation les plus usuels sont : la minimisation du temps et de l'énergie, ainsi que la maximisation de la productivité et de la qualité. Mais les critères évoluent de pair avec les besoins de l'industrie : obtenir des points de fonctionnement plus robustes, diminuer la variabilité dans les produits, diminuer l'impact environnemental de la production, augmenter la contrôlabilité des procédés, sont des exemples d'objectifs industriels de plus en plus visés.

La fluctuation du prix de l'énergie, les conditions environnementales, la qualité variable des matières premières, les pannes des équipements et la connaissance imprécise des phénomènes physiques et chimiques, sont sources d'incertitude dans les procédés. Ces incertitudes ont une grande influence sur la performance économique de l'usine. L'industriel est donc de plus en plus intéressé par le développement des systèmes, économiquement optimaux, capables de répondre aux exigences de sécurité et de fiabilité, ayant un impact environnemental acceptable, ceci dans un grand intervalle de conditions et de paramètres incertains (Kookos et al, 2001).

Dans un contexte général, l'optimisation est un outil performant lors de l'automatisation et de la commande des procédés, de la conception (du procédé, de produits, d'équipement, de méthodes d'analyse ou même de l'usine) et de la modélisation des systèmes.

1.1 Utilisation de l'optimisation pour la commande des procédés

L'optimisation est souvent utilisée dans le but de proposer des points ou des trajectoires de fonctionnement lors de la conduite des procédés. Les auteurs utilisent le terme de « commande optimale » pour désigner deux types de travaux : ceux qui fournissent les conditions opératoires optimales de conduite (calculées hors ligne) et ceux qui aboutissent à la mise en œuvre de ces conditions optimales. L'optimisation dynamique des conditions opératoires hors-ligne équivaut à la commande optimale en boucle ouverte, tandis que la commande optimale en boucle fermée implique le calcul des trajectoires optimales en temps réel.

1.1.1 Le calcul hors-ligne des conditions opératoires optimales

L'optimisation hors-ligne des conditions opératoires est menée en suivant différentes démarches :

- L'utilisation du système réel pour l'obtention de l'optimum. Dans l'industrie alimentaire, il est courant d'utiliser les conditions « optimales » proposées par un expert, qui sélectionne (par essai-erreur, ou à travers un plan d'expériences) les points de fonctionnement qui donnent la meilleure performance. Un cas particulier est représenté par l'utilisation d'une méthode d'optimisation pour calculer les conditions opératoires qui, à chaque itération, sont testées directement sur le système réel.
- L'optimisation batch à batch, réalisée hors ligne. En utilisant un critère de régularité de la production, l'idée est d'éliminer les écarts répétitifs d'une trajectoire (de contrôle ou d'état) entre un batch et ceux qui le précédent. Une variante de cette stratégie est de réaliser l'optimisation à partir d'une méthode numérique liée à un modèle de tendance, lequel est constamment re-identifié (hors-ligne) à partir des données provenant de l'historique de production jusqu'au batch précédent. Cette optimisation est utilisée notamment pour des réacteurs chimiques. (Filippi et al, 1989, Dong et al, 1996, Clarke et MacGregor, 1998, Klatt, 2000)
- L'utilisation d'un modèle du système, identifié au préalable, lors du calcul de l'optimum à l'aide d'une méthode numérique. De nombreuses applications de ce type sont présentées dans les références bibliographiques.

Dans ces travaux, la majorité des auteurs sont d'accord sur certains points :

- L'optimisation est un objectif clef dans la production industrielle.
- L'utilisation d'un modèle du système facilite la tâche de l'optimisation.
- L'utilisation des conditions opératoires variables (en temps ou en position) donne les résultats les plus performants. (Noronha et al, 1993, Freire et al, 1996, Banga et al, 2001, Chen et Ramaswamy, 2002)
- La qualité du résultat est proportionnelle à la qualité du modèle utilisé, mais l'effort de calcul est grandement dépendant de la complexité de ce dernier. (Wozny et Li, 2000, Dondo et Marques, 2001, Stigter et al, 2001, Balsa-Canto et al, 2002)
- Les incertitudes ont des effets non-négligeables sur la performance obtenue (Wozny et Li, 2000, Dondo et Marques, 2001)

1.1.2 Mise en œuvre des stratégies de commande optimale

La mise en œuvre des trajectoires optimales peut suivre deux voies : la simple poursuite des trajectoires pré-calculées ou bien l'optimisation en ligne.

Divers travaux portent sur la poursuite des trajectoires optimales. Différents régulateurs y sont utilisés : proportionnels (Terwiesch et Agarwal, 1994), PID (Altinten et Erdogan, 2000, Bernaerts et al, 2002), non-linéaires géométriques (Gentric et al, 1999), LQ (Feng et Luo, 2000, Stigter et al, 2001) et contrôleurs basées sur le modèle (Altinten et al, 2000).

Quant à la commande optimale en ligne, elle débute généralement par l'application des consignes de conduite optimisées, au préalable, hors ligne. Ceci permet le démarrage de la procédure d'optimisation avec des conditions réalisables (ce qui est important pour les méthodes d'optimisation déterministes). Le système d'estimation et de mesure fournit l'information nécessaire pour calculer les nouvelles consignes de conduite. Ainsi l'optimisation peut prendre en compte des perturbations du système : diversité de la matière première, conditions climatiques, pannes techniques, etc. (Trelea, 1997b)

La majorité des auteurs réalisent l'optimisation hors-ligne à l'aide des modèles les plus fiables possible. La poursuite des consignes optimales est assurée par un système de commande basé sur des modèles simples. En revanche, Park et al (2001) agissent différemment : ils utilisent un modèle simple (imparfait) pour calculer des trajectoires optimales dépourvues de trop de détails et, ensuite, la commande est réalisée sur la base d'un modèle plus rigoureux. La commande prend ainsi compte de l'erreur du premier modèle et des perturbations du système.

Le calcul en ligne des optima doit être réalisé de façon performante et rapide. Alors que les modèles de connaissance décrivent les phénomènes physiques, chimiques et biologiques, ils peuvent demander pour leur résolution un grand effort de calcul, ce qui n'est pas compatible avec un système d'optimisation en ligne, sauf pour les procédés possédant une dynamique très lente. Deux démarches ont été proposées dans la bibliographie pour diminuer le temps de calcul :

- L'utilisation des modèles du type « boîte grise ». Ces modèles sont capables de reproduire la dynamique du système avec un temps de calcul assez court, tel que les réseaux de neurones (Morimoto et al, 1997, Schenker and Agarwal, 2000, Silva et al, 2000, Nandi et al, 2001) et la logique floue (Matsuura et al, 1995 et Perrot et al, 1998). Quelques travaux utilisant cette démarche proposent, en plus, une amélioration en ligne du modèle (Trelea et al, 1997a et Krothapally, 1999)
- La réduction des modèles en suivant diverses techniques. Le problème est ainsi résolu en quelques secondes. Deux techniques utilisées sont la décomposition orthogonale propre (Balsa-Canto et al, 2002) et la réduction optimale au degré minimum de Hankel. (Stigter et al, 2001)

En industrie alimentaire, la commande optimale en ligne a été implémentée pour différents procédés : extrusion (de Blank et al, 1997 et Nicolaï et al, 2000), séchage et réfrigération (Trelea et al, 1997a et 1998), stérilisation (Terajima et Nonaka, 1996, Alonso et al, 1998 et Chalabi et al, 1999), four à convection (Sigter et al, 2001), microfiltration (Perrot et al, 1998), empaquetage et stockage (Morimoto et al, 1997 et Omar et de Silva, 2000).

1.2 Utilisation de l'optimisation dans la phase de conception

L'optimisation est couramment utilisée dans la conception du produit, des équipements, du procédé (nombre d'étapes nécessaires, instrumentation), des méthodes d'analyse et des ateliers de production.

1.2.1 Conception du produit

L'optimisation est utilisée notamment dans la formulation du produit : la détermination des ingrédients, le dosage, l'ordre d'ajout, etc. Les critères d'optimisation visent l'obtention d'une meilleure qualité ou fonctionnalité. A titre d'exemple, nous citons trois applications dans ce domaine : la formulation d'un produit de régime spécial (pain sans gluten) (Sanchez et al, 2002), la création d'un software à base de réseaux de neurones pour formuler des produits gras, à partir de 3 ingrédients, avec des fonctionnalités spécifiques (Block et al, 1997), et la formulation par la méthode simplex d'un sirop de canne et de jus de citron, dont les solutions proposées par la méthode d'optimisation (échantillons) sont préparées (par un automate) et testées (par un jury) en ligne. (Heyd et Bardot-Cayeux, 1997)

1.2.2 Conception de l'équipement

L'optimisation vise à trouver les paramètres de conception, le choix des mécanismes de transfert (d'énergie, par exemple), le choix de matériaux, etc. Ainsi, Alsofi et al, (2000) choisissent les matériaux à utiliser dans un système de membranes pour limiter le passage des produits nuisibles, tandis que Sridhar et Sathyendra (1993) utilisent l'optimisation pour trouver les paramètres de conception (diamètre et vitesse de rotation du rouleau, le nombre et le diamètre de cutters) d'un équipement rotatif de découpage de pâte.

1.2.3 Conception des méthodes d'analyse

La mise en oeuvre des méthodes d'analyse ainsi que du protocole de mesure sont les deux aspects considérés lors de l'optimisation. Les critères à optimiser sont la détection, l'identification et la quantification de certains composants, ainsi que l'augmentation de la sensibilité de la méthode d'analyse (Heiniö et Ahvenainen, 2002 et Lee et al, 2003). D'autres travaux portent sur l'augmentation de la reproductibilité des mesures (Ruiz del Castillo et al, 2003).

1.2.4 Conception du procédé

Mise à part l'optimisation des conditions opératoires (sujet qui a été traité précédemment), l'optimisation dans la conception des procédés concerne la détermination des flux, des points d'instrumentation et de contrôle, le nombre d'étapes d'opération et la procédure d'ajout des matières premières. Voici quelques applications :

- L'introduction d'une nouvelle étape (fermentation) afin d'améliorer la qualité finale du produit dans la production de jambon. (Scannell et al, 2002)
- L'établissement du protocole d'inoculation pour démarrer un bioprocédé d'acidification (production de vinaigre). (De Ory et al, 2002)
- L'optimisation de la position du capteur de température, pour l'estimation des propriétés thermiques des aliments, en utilisant un plan d'expériences. L'objectif est d'améliorer la précision des paramètres à estimer. Les variables de décision peuvent varier dans le temps. Différentes positions sont testées par simulation, puis l'optimum est sélectionné. (Cacace et Mazza, 2003)
- Lipnizki et al (2002) déterminent par optimisation le nombre d'étapes de pressage ainsi que les flux de jus, à partir d'une méthode de recherche combinatoire. Qi et Henson (2000) déterminent la meilleure configuration d'un procédé à membranes, en prenant compte des opérations unitaires, de leur interconnexion et des contraintes imposées.

1.2.5 Conception des ateliers de production

A ce niveau, l'optimisation vise l'obtention simultanée des variables de conception (p.e. le nombre et la taille des différentes unités d'opération), les conditions opératoires (p.e. les flux) et d'autres paramètres (p.e. les instruments de mesure et contrôle). L'objectif est de minimiser un critère économique, technique ou de qualité. Dans ce type d'application, des critères comme la contrôlabilité, la flexibilité, la profitabilité, la disponibilité et l'opérabilité de l'usine sont utilisés. Quelques applications sont :

- La conception d'ateliers discontinus multi-produits (Lin et Floudas, 2001 et Dedieu et al, 2002) et la sélection des unités d'opération et leur combinaison (en série et/ou en parallèle) pour optimiser la production d'un seul produit. (Nicol et al, 2001)
- L'établissement du cahier des charges et l'ordonnancement d'une usine. (Orcun et al, 2001, Pahor et al, 2001 et Simeonov et Simeonovova, 2002,)
- L'intégration des réseaux d'échangeurs de chaleur et/ou de matière et l'optimisation visant l'augmentation de la disponibilité des équipements (prenant compte des actions d'entretien et de nettoyage) (Wilson et Manousiouthakis, 2000, Zhang et Zhu, 2000, Mehta et al, 2001 et Vassiliadis et Pistikopoulos, 2001)
- L'optimisation appliquée aux systèmes de gestion/supervision : Heyen et al (2002) optimisent un réseau de capteurs pour assurer une certaine redondance à moindre coût, cette redondance permettant la réduction de l'incertitude d'estimation, ainsi que la détection du dysfonctionnement d'un appareil de mesure. Seferlis et Grievink (2001) réalisent la conception du système de contrôle permettant une meilleure contrôlabilité de l'usine. La conception inclut la sélection de la structure du système, la hiérarchisation des actions de contrôle et l'identification des paramètres de contrôle, ceci pour maximiser le rejet des perturbations et minimiser une fonction du coût.

1.3 Utilisation de l'optimisation pour la modélisation

Les applications des outils d'optimisation dans la modélisation suivent deux voies : l'identification directe des paramètres du modèle, ou bien la conception d'un plan d'expériences optimales. Dans le premier cas, l'optimisation vise la diminution de l'erreur entre les données expérimentales et celles calculées par le modèle. Dans le deuxième cas, l'optimisation recherche les expériences qui donnent le plus d'informations (en qualité et quantité) sur le système, dans le but d'identifier des modèles plus précis.

Les travaux sur l'optimisation des plans d'expériences présentent un objectif particulier : obtenir le plus d'information avec un nombre minimal d'expériences (Khuri et Cornell, 1987). Quelques critères qui déterminent la « qualité » d'un plan sont : la D-optimalité et le conditionnement, qui améliorent la précision lors de l'identification des paramètres, la L-optimalité et la rotatabilité, qui contribuent à améliorer la précision sur les prédictions du modèle. (Muniglia et al, 2002) Un problème actuel est le « mauvais » choix du plan d'expériences. Par exemple les plans d'expériences les plus utilisés sont ceux conçus pour l'identification des modèles polynomiaux de deuxième ordre (plan central composite, par exemple), qui sont devenus populaires grâce à leur utilisation dans la méthodologie de surface de réponse. Néanmoins, ces plans ne sont plus optimaux si le type de modèle change.

Muniglia et al (2002) s'intéressent alors à la construction des plans d'expériences « sur mesure » par l'expérimentateur, qui décide du type de modèle, du nombre de facteurs à étudier et adapte le plan aux contraintes expérimentales. D'autres auteurs plus intéressés pour l'augmentation de la précision d'identification des paramètres (p.e. des propriétés thermophysiques) sont Bernaerts et al, 2000 et 2002, Nahor et al, 2001 et Issanchou et al, 2002).

Un autre problème provient de l'utilisation d'expériences à conditions constantes pour identifier des modèles dynamiques, alors que l'information plus pertinente sur le comportement du système est recueillie à partir des expériences dynamiques. Dans cette voie Versyck et al (Versyck et al, 1999 ; Bernaerts et al, 2000 et Banga et al, 2002), réalisent un travail intéressant : le modèle dynamique est identifié itérativement à partir d'une seule expérience à conditions variables. Au début du calcul, la structure et les paramètres initiaux du modèle doivent être fournis. A chaque itération, l'expérience qui proportionne les données de meilleure qualité statistique est calculée et ensuite réalisée, enfin, les paramètres du modèle sont identifiés. Ces paramètres servent alors à calculer la nouvelle expérience optimale dans l'itération suivante. Ainsi, l'approche expérimentale statique classique est remplacée par une série limitée d'expériences dynamiques donnant des modèles plus fiables (p.e. modèles uniques, à meilleur précision et intervalle de confidence).

2 Le problème d'optimisation posé par les procédés alimentaires

Il est important de poser convenablement le problème d'optimisation avant de s'intéresser aux outils et méthodes disponibles pour le résoudre, c'est-à-dire définir clairement ce que l'on cherche (les objectifs qui nous poussent à réaliser une optimisation) pour, ensuite, définir la stratégie d'optimisation la mieux adaptée à ce problème.

Les caractéristiques des procédés alimentaires seront exposées, du point de vue de la conduite (l'application qui intéresse cette thèse), afin de faciliter la formulation du problème d'optimisation.

2.1 Les particularités des procédés alimentaires

L'industrie alimentaire regroupe une grande diversité de technologies de transformation générant une grande variété de produits. Destinés à la consommation, ces produits doivent présenter certaines propriétés de qualité identifiables par le consommateur. Mais en plus de ces propriétés d'usage, le procédé doit garantir la conservation ou bien l'acquisition de certaines propriétés nutritionnelles, sanitaires et technologiques.

L'industrie alimentaire s'intéresse aux objectifs de toute production industrielle (produire mieux, davantage, plus varié), mais elle est particulièrement rigoureuse dans la prévision des risques sanitaires et toxicologiques, dans la traçabilité et dans la conservation de la qualité des produits, déterminant la préférence (et la fidélité) des consommateurs. (Trystram, 2002)

Certaines caractéristiques des procédés alimentaires rendent difficile leur optimisation : la variabilité (notamment biologique) des matières premières (et donc des produits), l'établissement de compromis entre des nombreux paramètres (antagonistes ou non) de qualité du produit ; l'identification, la mesure et l'estimation de tels paramètres, etc.

2.1.1 Type d'opération et dynamique des systèmes alimentaires

Les procédés alimentaires sont souvent opérés en discontinu ou en semi-continu. Certaines opérations comme la cuisson, le séchage, la stérilisation et l'extrusion, peuvent être aussi réalisés en continu. De fait, une grande partie de l'industrialisation des procédés alimentaires a consisté à la mise en continu d'opérations pour des raisons de productivité. Pourtant, la flexibilité qu'offre le fonctionnement discontinu et la qualité supérieure des produits obtenus, encouragent un certain retour à ces types d'opération. (Trystram, 2002)

En mode discontinu, les procédés subissent un régime transitoire, c'est-à-dire que le système évolue au cours du temps. Les opérations continues (conçues pour fonctionner le plus près possible du régime stationnaire) travaillent en régime transitoire aux stades de démarrage, d'arrêt et de nettoyage. Par ailleurs, le produit est toujours en régime transitoire, même lors d'une opération continue. De ce fait, l'optimisation dynamique est la plus adaptée aux procédés alimentaires.

2.1.2 Variables du procédé

Le problème d'optimisation est essentiellement construit autour d'un critère d'optimisation, un ensemble de variables indépendantes, et certaines conditions qui délimitent les valeurs que peuvent prendre ces variables. L'objectif de l'optimisation est de trouver les valeurs que ces variables doivent prendre pour que le critère atteigne une valeur optimale (minimale ou maximale). (Gill et al, 1981)

Le problème d'optimisation, dans le cas ici présent, est défini en termes de variables utilisées en automatique: les variables objectifs ou « sorties », les variables de commande ou d'action, les variables perturbatrices et les variables d'état. (Trystram, 2002)

Indépendamment de son type, la variable peut prendre des valeurs continues (chiffres réels) ou discrètes. Les variables discrètes détiennent, par exemple, des valeurs logiques (vrai – faux), de qualification (conforme – non conforme), ou d'appartenance a une classe (selon la taille, la forme, …). Une particularité des opérations des industries alimentaires provient du fait que des variables symboliques interviennent parfois dans le problème.

2.1.2.1 Variables d'état et variables objectifs

En automatique, les variables d'état déterminent la transformation, au cours du procédé, des propriétés d'un matériel alimentaire. Ces propriétés peuvent être microbiologiques et toxicologiques (activité microbienne, matériaux étrangers, …), organoleptiques (texture, couleur, …), nutritionnelles (teneur en protéines, valeur nutritionnelle, …), et/ou technologiques (densité, teneur en eau, …). Parmi celles-ci se trouvent les variables objectifs qui correspondent aux objectifs de l'opération, par exemple la teneur en eau d'un produit après un procédé de séchage.

Si le procédé possède un système d'instrumentation (capteurs, analyseurs et estimateurs), les variables d'état peuvent être mesurées directement ou estimées à partir de mesures classiques (température, débit, poids, …). Les décisions sur la conduite du procédé sont basées sur l'information ainsi obtenue. Néanmoins, il faut savoir que cette mesure en ligne n'est pas toujours possible : la détermination de certaines propriétés n'est possible qu'à travers l'analyse des échantillons ou la dégustation par les humains. Selon la complexité de cette analyse, l'information obtenue peut se réduire à l'état initial et final du produit. (Trystram, 2002)

2.1.2.2 Variables de commande

Les variables de commande, ayant un effet sur le système, englobent toutes les variables que l'on veut maîtriser pour obtenir une certaine évolution des variables d'état du produit.

Compte tenu de la dynamique du système, les variables d'état varient dans le temps (ou dans l'espace : selon la position à l'intérieur d'un équipement). L'établissement des trajectoires de variables de commande, au lieu des consignes constantes, est l'option la plus adéquate vis-à-vis de la conduite des procédés alimentaires. Ce constat est largement reporté dans la bibliographie : les conditions opératoires variables donnent de meilleurs résultats. (Trelea et al, 1997a, Wieske, 1997, Lee et al, 1999b, Cacik et al, 2001 et Giessler et al, 2001)

2.1.2.3 Variables perturbatrices

Les variables perturbatrices sont des conditions qui agissent sur le système en provoquant des changements dans les variables d'état. Elles peuvent être mesurables ou non et agir de façon aléatoire ou systématique. La variabilité de la matière première, les conditions environnementales au moment de la production, sont des exemples de ces perturbations. Un objectif en automatique est de réduire les effets de celles-ci sur le système.

En optimisation, les effets de ces variables peuvent être regroupés sur le terme d'« incertitudes ». Celles-ci peuvent être prises en compte dans l'optimisation, ceci pour obtenir des points de fonctionnement plus « robustes » afin de rejeter ces perturbations.

2.2 Modélisation des procédés alimentaires

Un modèle mathématique formel concerne toute représentation d'un système exprimée soit sous forme de relations logiques (linguistiques) quantifiables, soit sur la base d'équations mathématiques. Les modèles sont souvent classés en trois catégories selon les connaissances des mécanismes du procédé :

- Modèle de connaissance (ou modèle du type boîte blanche) qui requiert une bonne connaissance des mécanismes et des principes qui gouvernent le comportement du procédé. Ces modèles sont composés par des bilans d'énergie, de masse et de quantité de mouvement, etc. Les modèles basés uniquement sur le premier principe sont très rares car il existe toujours une partie empirique (p. e. une corrélation déterminant l'Aw[1] d'équilibre à différentes températures). Ces modèles sont très appréciés grâce à ces propriétés d'extrapolation. Néanmoins, la complexité de la plupart des procédés alimentaires rend leur modélisation difficile et leur simulation requiert un grand effort mathématique. (Georgakis, 1995)
- Modèles de représentation (ou du type boîte-noire), établis par des corrélations empiriques qui relient les variables d'entrée et de sortie du procédé (prises en ligne ou hors ligne)
- Modèles hybrides (ou du type boîte grise), qui est un type intermédiaire entre les deux précédents. (Shioya et al, 1999)

Dans les procédés alimentaires, en général les relations entre les variables du système sont non-linéaires, ce qui est représenté sous la forme d'un système d'équations différentielles (ordinaires ou partielles) et algébriques. Au cours de l'opération, les transferts de matière et d'énergie surviennent en même temps que certaines réactions (chimiques, biochimiques et microbiologiques) et/ou transformations physiques (structurales, de taille, de forme). Ces phénomènes déterminent à chaque instant l'état du produit et par conséquent sa qualité. Si leurs mécanismes d'action sont méconnus, les auteurs font souvent appel aux modèles de représentation.

Une autre option concerne les modèles hybrides qui permettent de travailler en présence d'information fragmentée, incertaine, qualitative et mélangée telle qu'on la trouve typiquement dans les procédés biologiques. (Shioya et al, 1999) De plus en plus de travaux utilisant la logique floue, les réseaux des neurones artificiels, les systèmes experts et les algorithmes génétiques pour modéliser des procédés biologiques, sont reportés dans la bibliographie.

Un problème à considérer lors de l'utilisation d'un modèle est son incertitude d'estimation, celle-ci étant augmentée si le modèle a été identifié à l'aide d'un plan d'expériences inadéquat : il est courrant d'appliquer le même plan d'expériences (généralement, ceux conçus pour des corrélations linéaires ou polynomiales entre variables) pour l'estimation des paramètres des modèles hybrides ou de connaissance (Issanchou et al, 2002), et aux modèles dynamiques ceux conçus pour les modèles statiques ! (Versyck et al, 1999)

[1] L'Aw est un terme qui désigne l'activité de l'eau.

2.3 Conduite et automatisation des procédés alimentaires

La conduite d'un procédé alimentaire est la prise de décisions sur les variables d'action basées sur l'information obtenue du procédé, dans le but de maîtriser la transformation technologique d'un produit alimentaire. Cette information est obtenue par le suivi des paramètres directement ou indirectement liées aux propriétés des aliments. (Trystram, 2002 ; Bimbenet et al, 2002)

L'automatisation s'intéresse, quant à elle, à substituer un système technique à la décision de l'homme. Au début de l'industrialisation des procédés alimentaires, les outils d'automatisation visaient le remplacement de l'effort humain par un système (mécanisation). Les nouveaux objectifs de fabrication qui incluent, en plus de la productivité, l'économie énergétique, l'assurance qualité-sécurité ainsi que la gestion de risques. Les progrès en traitement de l'information, ont étendu le champ d'application des outils de l'automatisation de la régulation à la gestion de production. (Trystram, G., 2002)

La figure 1.1 montre les différents niveaux d'automatisation des procédés discontinus alimentaires :

La gestion du temps est très courante en procédés alimentaires. A priori aucune information sur le système n'est nécessaire, ainsi les perturbations ne sont pas prises en compte dans la commande. Dans la gestion d'un événement, la disponibilité d'une mesure ou bien d'une information permet de décider par exemple sur la fin de l'opération. La régulation implique l'introduction des outils automatiques qui utilisent les mesures en place afin de suivre des consignes. L'approche la plus performante est la recherche des points de fonctionnement optimum applicables à la conduite-commande. (Trystram, 2002)

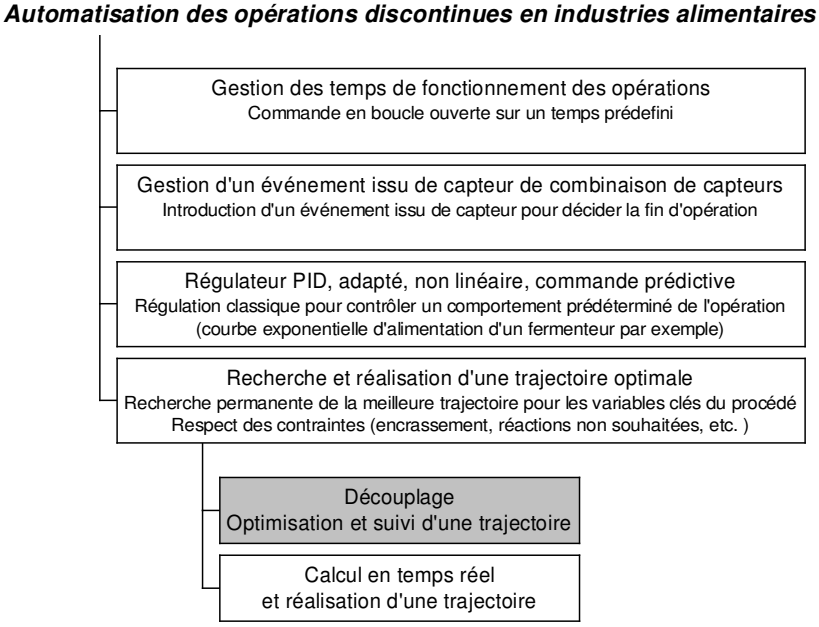


Figure 1.1. Commande des procédés discontinus en industrie d'aliments. (d'après : Trystram, 2002)

2.3.1 Optimisation en ligne ou optimisation hors ligne ?

Pour la conduite des procédés aux consignes optimales, deux scénarios sont possibles :

- Les trajectoires optimales sont calculées au préalable (hors-ligne), une régulation de bas niveau vise ensuite le suivi de ces trajectoires en temps réel quelles que soient les perturbations.
- L'automatisme calcule et pilote les trajectoires optimales en temps réel. La figure 1.2 illustre comment la stratégie d'optimisation s'insère dans un cadre de commande prédictive dont l'utilisateur est libre de choisir chacun des éléments (le type de modèle, par exemple). (Trystram, G., 2002)

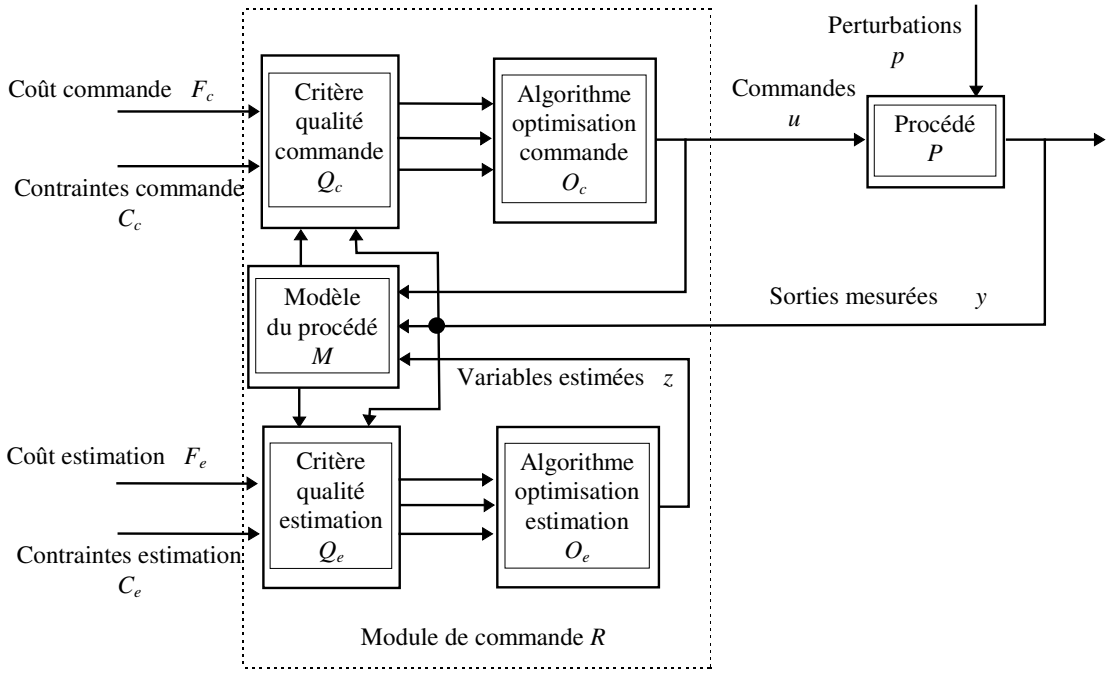


Figure 1.2. Commande optimale des procédés alimentaires (diagramme) (d'après : Trelea, 1997b)

L'optimisation en ligne est intéressante lors d'une grande variabilité de la matière première, d'une importante source de perturbation (une panne électrique, par exemple) ou dans le cas d'une amélioration en temps réel du modèle. (Trélea, 1997b) Cependant, elle demande une certaine quantité et qualité d'information issue du procédé (dépendant du système d'instrumentation et mesure), et une stratégie de résolution du problème d'optimisation robuste et rapide. La robustesse de la méthode d'optimisation est la capacité de l'algorithme de résolution à trouver un résultat faisable (satisfaisant les contraintes) dans un intervalle de temps acceptable. La rapidité, par contre, est très dépendante du modèle utilisé.

Certains auteurs utilisent des modèles simplifiés (ou réduits) pour réduire le temps de calcul de l'optimum utilisable en ligne, tandis que des modèles complets sont utilisés pour la détermination hors ligne des consignes pour le démarrage de l'opération. Etant donné que la dynamique est lente dans la plupart des procédés alimentaires (Trystram, G., 2002), les contraintes en temps réel sont faibles, une solution optimale calculée en quelques secondes ou même minutes suffit pour être appliquée dans un système de commande en ligne.

2.4 Types de problèmes d'optimisation rencontrés en industrie alimentaire

Dans l'univers des méthodes disponibles pour la résolution de problèmes d'optimisation, certaines méthodes sont plus adaptées aux caractéristiques d'un problème en particulier. Il est indispensable d'identifier, dans un premier temps, les différents types de problèmes d'optimisation et le groupe de méthodes adéquat pour leur résolution. Evidemment, un système peut être optimisé grâce à l'action d'experts, ou bien par essai-erreur, mais nous ne traiterons que les cas d'optimisation à l'aide d'outils mathématiques.

Optimiser, au sens large, consiste à trouver les valeurs que doivent prendre les variables (z) pour minimiser une fonction (J), nommée critère d'optimisation, tout en satisfaisant les contraintes du système. Les contraintes sont les conditions ou les restrictions qui délimitent les valeurs acceptables que les variables (z) peuvent prendre. (Gill et al, 1981)

La formalisation mathématique d'un problème d'optimisation est la suivante :

$$\min_{z} J\left(z\right) \qquad [1]$$

Dans le cas de l'optimisation des conditions opératoires des procédés alimentaires, les variables (z), dépendent du temps (ou de la position), et appartiennent à deux types: les variables de commande (u) et les variables d'état (x). (§2.1.2)

Le problème peut être soumis aux contraintes d'égalité, c_e, p.e. les équations décrivant la dynamique d'un système, et

$$c_e(z) = 0 \qquad [2]$$

aux contraintes d'inégalité, c_i, par exemple, le domaine de fonctionnement acceptable d'un procédé (les bornes sont des cas spéciaux de c_i).

$$c_i(z) \leq 0 \qquad [3]$$

Selon les caractéristiques du critère d'optimisation, des contraintes et des variables du système, on peut trouver différents types de problèmes d'optimisation : optimisation linéaire sous contraintes (programmation linéaire), optimisation non-linéaire sous contraintes (programmation non linéaire), optimisation multicritères (programmation multiobjectif), optimisation non-linéaire à variables entières ou mixtes « mixed integer nonlinear programming », etc.

Si les fonctions de critère et de contraintes sont linéaires et les variables du système sont continues, c'est à dire si celles-ci peuvent prendre des valeurs réelles, il s'agit d'un problème du type programmation linéaire (LP). Les problèmes de programmation quadratique (QP) diffèrent de ces dernières car le critère est une fonction quadratique. Pour résoudre ces deux types des problèmes il existe des méthodes spécifiques rapides et fiables, avec un nombre fini de pas. Ces méthodes sont présentées dans l'ouvrage de Gill et al, 1981.

Or, si les critères et/ou les contraintes sont non linéaires, on est face à un problème de type programmation non linéaire (NLP). Dans ce cas, il est très difficile voire impossible de calculer analytiquement la solution. Ce calcul est alors réalisé par des méthodes numériques (exposées ultérieurement). Il existe des problèmes non linéaires dont les variables sont discrètes (vannes tout ou rien, actionneurs on/off), dans ce cas des algorithmes stochastiques et heuristiques peuvent être appliqués.

Les problèmes de faisabilité n'ont pas de critère d'optimisation, l'objectif est alors de trouver l'ensemble des solutions qui satisfont les contraintes.

De nombreux problèmes pratiques présentent plusieurs critères (la plupart du temps antagonistes) à optimiser simultanément, ce que l'on nomme une optimisation multicritères (programmation multi objectifs). Une approche consiste à reformuler ces problèmes pour obtenir un seul critère : à travers une combinaison pondérée de critères ou bien en remplaçant quelques objectifs par des contraintes. Une autre approche, dite de Pareto, est de trouver toutes les solutions non-dominées, c'est à dire celles qui ne peuvent être améliorées sans dégrader au moins l'un des critères. Le meilleur compromis est sélectionné moyennant une technique d'aide à la décision. Diverses méthodes sont appliquées pour résoudre ces problèmes : NBI (normal boundary intersection), GP (goal programming), SWOF (summation of weighted objective functions) et PSI (parameter space investigation) (Lim et al, 2001). Massebeuf (2000) cite quelques méthodes d'aide à la décision utilisables en optimisation multicritères. Des exemples de ce type d'optimisation dans l'industrie sont illustrés par (Das and Dennis, 1998, Mitra et al, 1998, Gupta and Gupta, 1999, Kiranoudis et Markatos, 2000, Ravi et al, 2000 et Lim et al, 2001)

Si le critère et les contraintes combinent différents types de fonctions (algébriques, différentielles, etc) et de variables (continues et discrètes), comme dans le cas des problèmes d'optimisation du cahier de charges, d'ordonnancement et de conception des ateliers discontinus, le problème est du type programmation mathématique à variables entières ou mixtes « mixed-integer non linear programming » (MINLP). Ce type de problème est résolu au moyen de quelques méthodes utilisées pour les NLP (SQP, méthodes stochastiques, Davin et al 2000) mais aussi par des méthodes de nature combinatoire comme la technique de la région atteignable (AR, attainable region), la technique de Taguchi (Taguchi technique, TT) ou la recherche Tabu (Tabu search, TS). (Smaïli et al 1999, Wang et al, 1999, Wilson et Manousiouthakis, 2000, Bernardo et al, 2001, Lee et Malone, 2001, Lin et Floudas, 2001, Orcun et al, 2001, Pahor et al, 2001, Park et al, 2001, Ryu et al, 2001, Vassiliadis et Pistikopoulos, 2001 et Dedieu et al, 2002)

Le problème posé par l'optimisation des conditions opératoires des procédés alimentaires est du type non linéaire sous contraintes. Le modèle du système peut être vu comme une contrainte additionnelle.

3 Les méthodes d'optimisation pour des problèmes de programmation non-linéaire

Un spectre très vaste de méthodes numériques est actuellement disponible pour la résolution de ce type de problème, il est donc difficile de donner un classement qui englobe toute cette diversité.

En plus des méthodes numériques, on peut trouver d'autres méthodes, issues de la théorie du contrôle, qui cherchent principalement à minimiser une fonction d'erreur (p.e. les méthodes déterministes (LQ) ou statistiques (LQG) pour lesquelles on peut trouver des solutions analytiques). Celles-ci sont utilisées pour la commande optimale en ligne des procédés. (Feng et Luo, 2000 et Stigter et al, 2001). En s'attachant à l'un des objectifs de cette thèse, l'optimisation hors-ligne, nous n'insisterons pas sur ces méthodes, mais pour obtenir plus d'information sur la commande optimale on peut consulter les ouvrages suivants : Kirk, 1970 and Bryson & Ho, Y.C. (1975), et dans le cas particulière de la commande prédictive des procédés alimentaires, le travail de Tréléa, I.C. (1997b).

3.1 Classement des méthodes numériques

Sachant que ces méthodes, en général, exécutent une recherche itérative de la solution optimale, nous nous contentons de proposer un classement basé sur le principe de cette recherche, ainsi nous distinguons trois groupes de méthodes (voir figure 1.3) :

- Déterministes
- Stochastiques
- Heuristiques

La recherche menée par les méthodes déterministes est guidée par des critères mathématiques et analytiques, tandis que pour les méthodes stochastiques, une partie de la recherche est conduite de façon aléatoire. Quant aux méthodes heuristiques, la recherche est réalisée en suivant certaines règles empiriques, celles-ci simulant la « stratégie humaine » de prise de décisions.

Certaines de ces méthodes ont été conçues spécifiquement pour la commande optimale dynamique (elles optimisent des fonctions du temps). Tel est le cas des algorithmes utilisant le Principe Maximum de Pontryagin. (Pontryagin et al, 1962). Voici quelques démarches réalisées par des méthodes dynamiques : Pour des systèmes relativement simples, il est possible de résoudre le problème d'optimisation à travers de l'équation Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) (Kirk, 1970 et Huang and Lu, 1996). Cependant, lors d'un problème à grande dimension cette équation ne peut être résolue ni analytiquement ni numériquement. Alors, on peut utiliser la programmation dynamique, à travers de la transformation du problème dépendant du temps en l'un dépendant de l'état. Dans certains problèmes non-linéaires (linéaires par rapport aux variables de contrôle), on peut appliquer l'équation dépendant de l'état de Riccati afin de résoudre le problème d'optimisation (Manousiouthakis and Chmielewski, 2002). En revanche, dans le cas où les équations d'état sont non linéaires par rapport au vecteur de contrôle, on peut utiliser l'approche présentée par Rahman et Palanki (1996) où l'état optimal est caractérisé en termes du système de crochets de Lie.

Au contraire, d'autres méthodes sont originalement conçues pour des problèmes d'optimisation statique (nombre fini de variables de décision), comme la programmation quadratique séquentielle et les algorithmes génétiques. Pourtant, un problème dynamique peut être résolu par ces méthodes, s'il est transformé au préalable en problème statique de grande dimension (grâce à la paramétrisation du vecteur de décision, par exemple). Les principes de calcul de ces méthodes seront brièvement exposés, suivis par une discussion sur les méthodes dites globales.

3.1.1 Les méthodes déterministes

Ces méthodes se subdivisent selon l'utilisation, ou non, de dérivées partielles du critère et des contraintes pour déterminer la direction de la recherche. Il y a donc deux groupes : les méthodes utilisant des dérivées et les méthodes de recherche directe.

3.1.1.1 Les méthodes de recherche utilisant les dérivées

Ces méthodes commencent le calcul avec un point spécifié par l'utilisateur (point d'initialisation). La solution optimale est ensuite recherchée, de façon itérative, en suivant la direction estimée à l'aide du gradient (par exemple en suivant la pente la plus prononcée).

Ces méthodes de recherche sont de nature locale, c.a.d. qu'elles convergent vers une solution proche du point d'initialisation du calcul. Cette caractéristique est acceptable pour des problèmes convexes (un seul optimum est possible), dans ce cas la convergence est faite de manière rapide et exacte. (Wozny et Li, 2000)

Selon la stratégie de résolution, ces méthodes sont divisées en deux groupes : directs et indirects. Les unes calculent directement le point optimal, tandis que les autres résolvent le problème posé par la satisfaction des conditions nécessaires d'optimalité.

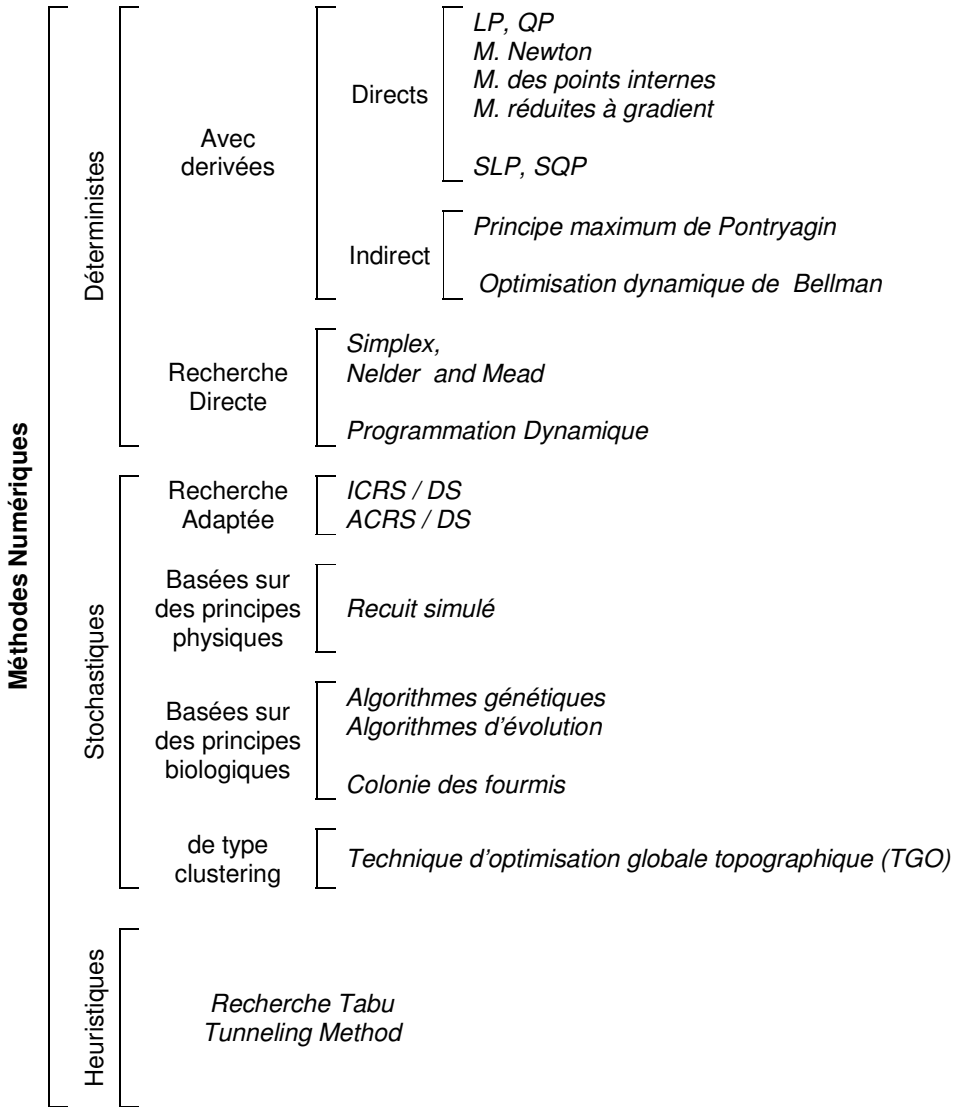


Figure 1.3. Classement des méthodes numériques appliquées aux problèmes d'optimisation non-linéaire sous contraintes

3.1.1.1.1 Les méthodes indirectes basées sur les dérivés

Une solution candidate est optimale si celle-ci satisfait aux conditions nécessaires d'optimalité. Les méthodes indirectes expriment ces conditions nécessaires sous forme d'un système d'équations mathématiques pour, ensuite, les résoudre. Dans ce groupe se trouvent, par exemple, les méthodes basées sur le principe maximum de Pontryagin (Pontryagin et al, 1962) et l'optimisation dynamique de Bellman. (Wozny et Li, 2000, Biegler et al, 2002)

Ces méthodes peuvent gérer des contraintes linéaires. Si les variables d'état initial et final sont spécifiées dans le problème, c.a.d. un problème à deux frontières ou limites[2], le calcul peut être réalisé suivant différentes approches citées par Cervantes et al, 1999.

Ces méthodes sont de nature locale. De plus, celles-ci ne sont pas recommandées pour résoudre des problèmes complexes ou à grande échelle.

3.1.1.1.2 Les méthodes directes basées sur les dérivées du critère

En général, ces méthodes utilisent le gradient du critère pour déterminer la direction de recherche, ou bien la matrice des dérivées secondes pour calculer un nouveau point dont le critère d'optimisation est évalué. Cette démarche se poursuit de manière itérative tant que de meilleures solutions sont trouvées. Le calcul s'arrête si la méthode converge vers une solution ou si elle atteint un nombre maximal d'itérations.

La programmation quadratique séquentielle, les méthodes de Newton, les méthodes de point interne (interior-points methods), les méthodes de projection des gradients (gradient-projection methods) et les méthodes à gradient réduit (reduced gradient methods), sont des méthodes directes.

En amont du calcul, le problème doit être dûment posé sous la forme d'un problème de programmation non-linéaire. Une pratique courante est de discrétiser le problème, pour le résoudre ensuite par programmation quadratique séquentielle (SQP) : Le calcul débute par la proposition des conditions d'initialisation, pour lesquelles le modèle dynamique est intégré, ensuite le critère d'optimisation et les contraintes sont évalués (à des points fixes). Puis, une méthode d'optimisation est utilisée pour calculer les nouveaux paramètres. Le calcul est réalisé de façon itérative jusqu'à l'obtention de la meilleure solution. (Pushpavanam et al, 1999, Lang et al, 1999, Cervantes et al, 2000)

Selon le niveau de discrétisation du problème originel, ces méthodes peuvent suivre une approche séquentielle ou une approche simultanée de résolution. Certains auteurs (Biegler et al, 2002 et Wozny et Li, 2000) utilisent le terme « programmation quadratique successive » évitant ainsi la possible confusion avec le type d'approche utilisé.

- Dans l'approche séquentielle, seules les variables de décision (U) son discrétisées, la recherche se fait dans l'espace des commandes et que le modèle est simulé en boucle interne. (Checkhova et al, 2000 et Fikar et al, 2000) Cette technique est équivalente à la méthode de paramétrisation des variables de commande (control vector parametrisation method, CVPM) présentée dans les travaux de Balsa-Canto et al (2000) et de Zorrilla et al, (2003). Ces auteurs utilisent cependant une méthode stochastique pour calculer l'optimum.
- Dans l'approche simultanée (ou de transcription directe), les variables de control (U), comme les variables d'état (X) sont discrétisées, ce qui donne un problème à grande échelle (large-scale). Les stratégies de solution de cette formulation sont citées par Biegler et al (2002). Le problème d'optimisation et le modèle sont ainsi couplés, et le problème n'est résolu qu'une seule fois.

Le multiple shooting est un pont entre ces deux approches : toutes les variables (de contrôle et d'état) sont discrétisées, le temps est divisé par des petits intervalles et les modèles dynamiques sont intégrés séparément pour chaque élément du temps. (Bock et Plitt, 1984 et Leineweber, 1999 ; cités par Biegler et al, 2002, Leineweber et al, 2003). Les variables de commande sont traitées de la même manière que pour l'approche séquentielle, mais des contraintes d'égalité sont ajoutées, entre chaque couple d'éléments du temps, pour assurer la continuité des valeurs des variables d'état.

Les méthodes utilisant les dérivées sont de nature locale. Leur temps de calcul croît rapidement avec le nombre de variables optimisées. De plus, leur robustesse dépend de la disponibilité des solutions réalisables (qui satisfont toutes les contraintes) dès le début du calcul, ainsi que de l'absence de discontinuités dans le critère et les contraintes.

3.1.1.2 Les méthodes de recherche directe

Ces méthodes sont basées sur la comparaison des évaluations du critère pour différentes solutions, elles peuvent être appliquées à des problèmes non-dérivables ou possédant des discontinuités. Gill et al (1981) insistent sur le fait que ces méthodes doivent être applicables en

[2] En anglais: two-point boundary value problem ou TPBVP.

dernier recours car, en dépit de leur simplicité, elles réclament un grand temps de calcul (qui augmente exponentiellement avec le nombre des variables) et la convergence à la solution optimale n'est pas toujours assurée. Or, les méthodes basées sur les dérivées sont plus rapides et fiables.

La méthode simplex (méthode « polytope ») est l'une des méthodes les plus utilisées. Elle génère une séquence de solutions par déplacement d'un ensemble de n+1 points (déterminant les coins d'un polytope) dans un espace de dimension n. A chaque itération une nouvelle solution remplace le plus mauvais des n+1 points. (Spendley et al, 1962 et Nedler and Mead, 1965)

La programmation dynamique agit sur un autre principe : celle-ci définit les trajectoires (de chaque variable de décision) à travers un ensemble de coordonnées intervalle (de temps) – degré d'action. Le problème est résolu en choisissant les meilleures combinaisons des variables d'action, en remontant dans le temps. Un inconvénient de cette méthode est le temps de calcul : celui-ci augmente exponentiellement avec le nombre de variables de décision et leur niveau de discrétisation. Luus et al (1999) utilise une stratégie de diminution progressive de l'espace de recherche afin de réduire le temps de calcul.

3.1.2 Les méthodes stochastiques

Ces méthodes se caractérisent par l'évaluation d'une solution candidate choisie au hasard dans l'univers de recherche. En suivant le classement proposé par Banga et al (2003), elles se divisent en méthodes de recherche stochastique dirigée, celles basées sur des principes biologiques ou physiques, et les méthodes du type clustering[3]. Des références sur leur principe de calcul, ainsi que diverses applications industrielles sont données dans le même travail.

En général, le calcul débute en utilisant des valeurs arbitraires (souvent choisies au hasard) et la recherche continue jusqu'à la satisfaction d'une condition d'arrêt : soit le maximum d'itérations est atteint, soit il n'a pas de progrès significatif d'une itération à l'autre.

Certaines de ces méthodes (algorithmes génétiques et évolutifs) évaluent plusieurs candidats en parallèle pour, ensuite, générer un nouvel espace de recherche proche des meilleures solutions. Ceci, ajouté au caractère aléatoire de la recherche, augmente la probabilité de trouver l'optimum global. La localisation de l'optimum global n'est jamais garantie en un nombre fini d'itérations. Néanmoins, dans la pratique, il est suffisant de trouver une solution satisfaisante dans le temps de calcul.

Ces méthodes, assez simples à utiliser et à implémenter, sont plus adaptées aux problèmes à plusieurs optima ou à la présence des variables discrètes. De plus, elles n'ont pas besoin d'information concernant le problème original (qui est traité comme une boîte noire), ce qui est intéressant lorsque la méthode d'optimisation et le simulateur (modèle dynamique) ont été programmés séparément.

3.1.2.1 Les méthodes de recherche stochastique dirigée

Ces méthodes ont été développées dans le domaine de mathématique appliqué au domaine de génie électrique et de contrôle. (Brooks, 1958, Matyas, 1965, Rastrigin and Rubistein, 1969 ; cités par Banga et al, 2003)

Dans ce domaine, Carrasco et Banga (1997) présentent deux méthodes basées sur la paramétrisation du vecteur de contrôle, suivi par une recherche stochastique de l'optimum (Integrated Controlled Random Search for Dynamic Systems, ICRS/DS et Adaptive Randomly Directed Search for Dynamic Systems, ARDS/DS). La recherche est dirigée par des paramètres qui contrôlent le pas de recherche initiale, la réduction progressive de l'espace de recherche et la convergence à l'optimum. Les solutions candidates sont générées à travers d'une fonction gaussienne. Ce type de méthodes a été utilisé pour l'optimisation des opérations telles que la cuisson (Zorrilla et al, 2003) et la stérilisation (Balsa Canto et al, 2002b)

3.1.2.2 Les méthodes inspirées sur des comportements biologiques

Les algorithmes génétiques (de façon plus générale : algorithmes d'évolution) sont basés sur des principes de sélection naturelle (d'après Darwin) : les espèces s'adaptent –de génération en génération- à leur environnement à travers l'acquisition, la sélection et la conservation de certaines caractéristiques. De manière similaire, ces méthodes génèrent itérativement de meilleures solutions en imitant des mécanismes de reproduction, de mutation et de survie. (Goldberg, 1989) Différentes

[3] Le terme « clustering » en français correspond à regroupement

stratégies sont utilisées pour diminuer le temps de calcul et faciliter la convergence, par exemple, la diminution de l'espace de recherche lorsqu'on s'approche de la solution optimale (Lee et al, 1999a), l'utilisation des fonctions de pénalisation pour accélérer la convergence. (Zuo et Wu, 2000), ou bien l'utilisation d'un taux de mutation proportionnel à la qualité de la solution. (Zhao et al, 2000). Le principe de calcul des algorithmes génétiques sera abordé dans le prochain chapitre

Une autre méthode qui utilise des principes biologiques est l'optimisation du type colonie des fourmis (Dorigo et al, 1996, Bonabeau et al, 2000 et Jayaraman et al, 2000 ; cités par Banga et al, 2003)

3.1.2.3 Les méthodes du type clustering

Ces méthodes dérivent des procédures d'initialisation multiple : de nombreuses recherches sont réalisées en partant de divers points, distribués dans toute la région d'optimisation, pour obtenir un ensemble des optima locaux dont la meilleure solution sera sélectionnée. Mais les méthodes du type clustering sont plus performantes car elles évitent la détermination répétée des mêmes solutions locales, en suivant la procédure suivante :

- Prélèvement des points dans la région d'intérêt
- Groupement des points qui donnent le même optimum local
- Utilisation d'une technique de clustering pour reconnaître ces groupes ultérieurement (par exemple les points au voisinage des optima locaux).

Ainsi, une fois chaque cluster identifié, on peut effectuer une seule recherche locale. On détermine ainsi l'ensemble des solutions locales pour enfin sélectionner l'optimum global. Avec cette technique le temps de calcul est court et la probabilité de trouver l'optimum global est supérieure. A partir de cette technique présentée par Becker et Lago (1970), d'autres méthodes ont été conçues, comme la technique d'optimisation globale topographique (TGO, topographical global optimization) proposée par Juselius (1989).

3.1.3 Les méthodes inspirées des principes physiques

Ces méthodes sont basées sur des phénomènes physiques. La méthode la plus connue est le recuit simulé (simulate annealing, SA) qui recrée, par simulation, le phénomène de cristallisation des solides fondus au cours d'une diminution lente de la température : dans ces conditions les atomes adoptent la configuration la plus stable pendant la formation des cristaux. (Kirkpatrick et al, 1983, van Laarhoven et Aarts, 1988). Citons quelques applications de cette méthode en génie de procédés : Davin et al (2000) Hanke et Li (2000), Ryu et al (2001) et Lee et Malone (2001).

3.1.4 Les méthodes Heuristiques

Ces méthodes utilisent des règles de décision qui sont la transcription de certaines stratégies de recherche « intelligente » humaine. Par exemple, la recherche Tabu (Tabu search) est une sorte de méthode de recherche de voisinage (Wang et al, 1999). Le calcul débute par la recherche de la meilleure solution au voisinage d'un point d'initialisation. Cette quête continue, en prenant la dernière solution comme nouveau point de départ, autant de fois qu'il soit nécessaire. Au cours du calcul, la méthode adopte des stratégies « intelligentes » pour perfectionner sa recherche, par exemple :

- l'interdiction de tester plusieurs fois la même solution,
- la désignation des solutions plus ou moins prometteuses,
- la recherche plus poussée au voisinage des solutions prometteuses,
- l'interdiction de négliger une région de recherche, etc.

Un autre exemple des méthodes heuristiques sont les algorithmes tunneling (tunneling algorithms). (Levy and Gomez, 1984, Levy and Montalvo, 1985).

3.2 Optimisation locale ou globale ?

Au sens strict, une méthode globale devrait garantir l'obtention de l'optimum global (la meilleure solution possible). Néanmoins, certains auteurs utilisent ce terme pour des méthodes qui effectuent une recherche globale de l'optimum (dans tout l'univers de solutions possibles). Ainsi, des méthodes stochastiques telles que les algorithmes génétiques et le recuit simulé sont parfois appelées

méthodes globales. Pourtant, il est reconnu que les méthodes stochastiques sont très utiles pour trouver de très bonnes solutions, mais l'optimalité globale n'est pas garantie !

Une méthode à elle seule n'est strictement globale que si certaines conditions sont respectées. Par exemple les méthodes déterministes réalisent une optimisation globale si le problème à résoudre est convexe (qui n'a qu'un seul optimum), ou si le calcul est initialisé au voisinage de l'optimum global. Dans ces conditions le calcul est précis et la convergence est rapide.

Cependant, il existe des techniques systématiques et analytiques dans le but de trouver l'optimum global (Floudas, 2000), par exemple l'approche déterministe Branch and Bound (B & B) (Esposito et Floudas, 2000 et Singer et al, 2001 cités par Banga et al, 2003 et Lin et Floudas, 2001), mais qui n'est applicable qu'à des problèmes relativement simples (de dimension réduite) et disponibilité des différentielles des fonctions).

Alors que de plus en plus de travaux sont réalisés en utilisant des méthodes hybrides (stochastique/déterministe) dans le but de réaliser une recherche globale. Cette dernière est accomplie par des méthodes stochastiques, suivie par une recherche locale (typiquement déterministe) autour de l'optimum global. Par exemple, on peut trouver dans la bibliographie des stratégies branch and bound / stochastiques (Norkin et al, 1996), recuit simulé / optimisation locale (Desai et al, 1996), algorithmes génétiques / programmation quadratique séquentielle, (Montastruc et al, 2003), ou bien stochastique-programmation dynamique (Mekarapiruk and Luus, 2000)

4 Analyse des travaux antérieurs sur l'optimisation des procédés alimentaires

La figure 1.4a, donne une estimation de la proportion des travaux concernant l'optimisation, publiées entre 2000 et 2001, dans trois secteurs[4] : l'industrie chimique, les bioprocédés (sauf les procédés alimentaires) et le secteur alimentaire. On peut observer que les applications de l'optimisation, en génie des procédés alimentaires, sont encore minoritaires.

La distribution de ces travaux d'optimisation durant la dernière décade, par groupe de procédés concernés, est illustrée dans la figure 1.4b. On peut observer que les procédés impliquant une transformation technologique (cuisson, extrusion, fermentation) utilisent le plus l'optimisation, suivis par les opérations de conservation (séchage, stérilisation, réfrigération) et par les procédés de séparation (cristallisation, filtration). En revanche, peu de travaux d'optimisation sont réalisés pour les procédés relatifs à l' emballage - stockage, et à la gestion d'ateliers (par exemple l'ordonnancement ou les systèmes de supervision et contrôle).

48% de ces travaux utilisent une méthode déterministe, 5% utilisent une méthode stochastique et seulement 1% utilise une méthode issue de la théorie de contrôle. Dans les 46% de travaux qui restent, l'optimum a été sélectionné sans l'aide d'une méthode numérique : la meilleure solution est choisie parmi l'ensemble d'expériences réalisées (expérimentalement ou par simulation). Il est intéressant de signaler que quatre études sur cinq, utilisant une méthode déterministe, ont été réalisées en suivant la méthodologie de surface de réponse (RSM).

La qualité du produit est le critère d'optimisation le plus utilisé (80%) tandis que seulement 14% des travaux utilisent un critère économique. D'autres critères utilisés concernent la qualité de l'information recueillie (2%), la gestion, la supervision et le contrôle (3%), et la sécurité alimentaire (1%).

La figure 1.4c nous montre que la majorité des travaux portent sur l'application de l'optimisation en automatisation et commande. Néanmoins, la quasi-totalité de ces travaux concerne l'optimisation hors-ligne des conditions opératoires : seulement 5% continuent jusqu'à la poursuite des trajectoires optimales, ce chiffre est de 27% pour les bioprocédés et le 39% en industrie chimique. D'autre part, seul 5% des travaux (en industrie d'aliments) utilisent des trajectoires de conditions opératoires, en comparaison des 42% représentés par les bioprocédés.

5% des applications sont affectées à la modélisation des procédés alimentaires. Les travaux restants (32%) sont consacrés à la conception à différents niveaux :

- Les méthodes d'analyse : 45%
- Le produit : 35%

[4] Cette proportion a été trouvée à l'aide d'un moteur de recherche d'articles en revues scientifiques, en utilisant le mot clé « optim* », publiés entre les années 2000 et 2001.

- Le procédé (en dehors de l'obtention des conditions d'opération optimale) : 12%
- L'équipement : 5%
- La conception des systèmes intégrés : 3%

En général, les travaux d'optimisation des procédés alimentaires (modélisation, conception et commande) de la dernière décade sont minoritaires, par rapport aux études réalisées en industrie chimique et en bioprocédés. Alors que l'optimum est encore sélectionné sans l'aide d'un modèle, ou bien par la méthodologie de surface de réponse, les résultats obtenus sont moindres par rapport à l'effort expérimental réalisé (ce point sera discuté en § 4.3 et 4.3.1). Des meilleures résultats peuvent être obtenus par une démarche d'optimisation basée sur des modèles dynamiques fiables (§ 4.3.2). Cette dernière démarche, appliquée couramment en industrie chimique, commence à être de plus en plus utilisée dans les procédés alimentaires.

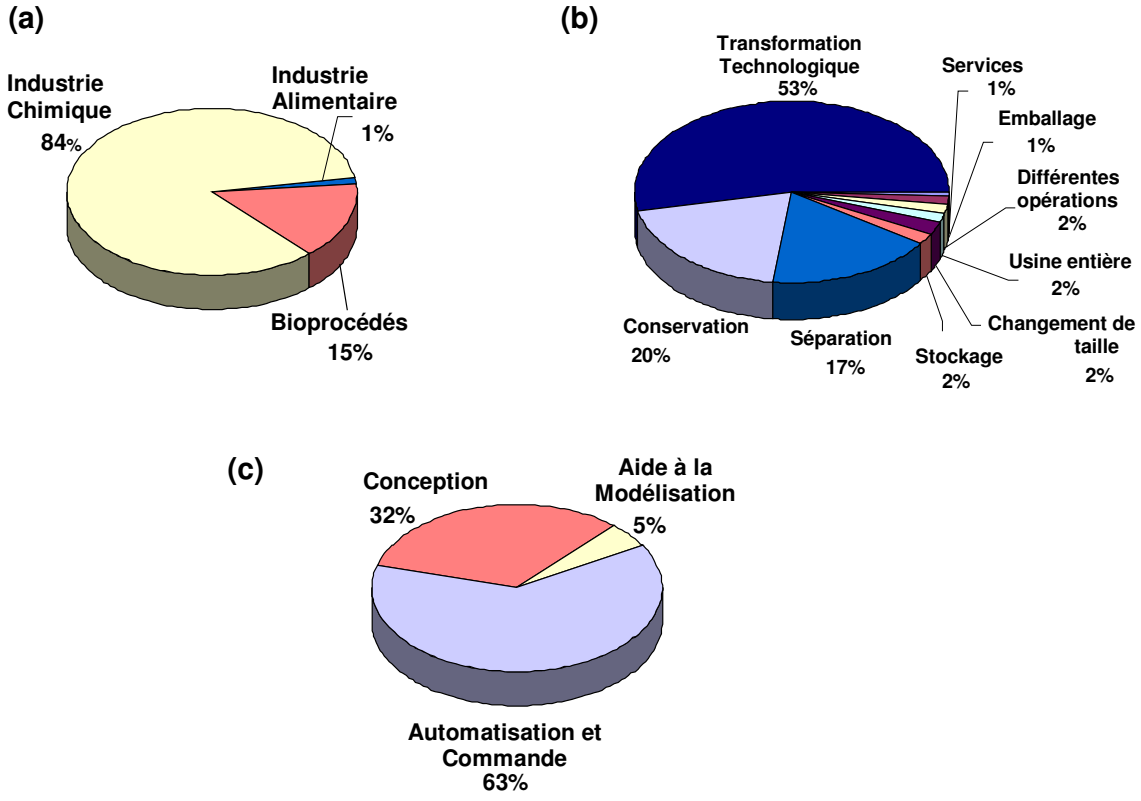


Figure 1.4. Distribution des travaux d'optimisation :
a) Distribution par secteur (alimentaire, chimique, bioprocédés), b) Distribution par groupe de procédés concerné (procédés alimentaires), c) Distribution par type d'application (procédés alimentaires)

4.1 L'optimisation comme outil dans la conduite des procédés

En nous focalisant sur la problématique concernant la thèse : l'obtention de la stratégie de conduite des procédés alimentaires, les travaux réalisées pendant les deux dernières décades utilisent différentes approches.

Dans une première approche, l'optimisation est menée en l'absence d'un modèle du système. L'approche suivante utilise un modèle de représentation du système. Une dernière approche, basée sur l'utilisation de modèles plus rigoureux, est utilisée pour surmonter les limitations rencontrées dans la deuxième approche.

Les graphiques de la figure 1.5 nous montrent l'approche utilisée dans les travaux en industrie des aliments, en comparaison avec d'autres secteurs. On peut observer que pour l'industrie chimique la dernière approche est la plus utilisée. 8% des optimisations sont basées sur des modèles du type

« boîte noire » et seul 4% n'utilisent pas de modèles pour réaliser l'optimisation. En revanche, le scénario concernant l'industrie des aliments est différent : seul 10% des travaux utilisent des modèles rigoureux, la deuxième approche est la plus utilisée (58% des travaux) et 32% des auteurs continuent à optimiser les procédés sans l'aide d'un modèle !. L'optimisation des bioprocédés présente un comportement intermédiaire entre le secteur chimique et alimentaire.

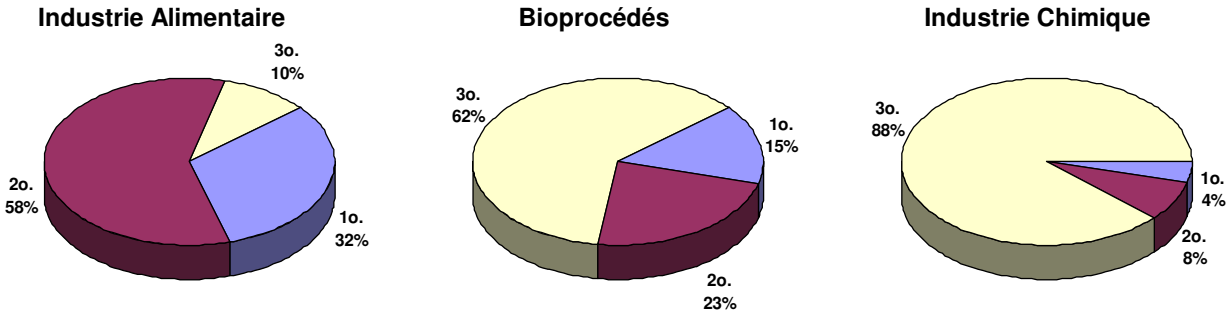


Figure 1.5. Distribution des travaux d'optimisation par type d'approche utilisée : 1o. Approche sans modèle, 2o. Approche basée sur des modèles de représentation et 3o. Approche basée sur des modèles de connaissance et hybrides, pour les secteurs alimentaire, chimique, et de bioprocédés.

Les travaux d'optimisation faisant appel à la méthodologie des surfaces de réponse encore très utilisée dans les procédés alimentaires appartiennent à la deuxième approche.

Quoiqu'il en soit, l'optimisation basée sur des modèles rigoureux est de plus en plus utilisée pour la résolution des problèmes d'optimisation en industrie alimentaire : 17% du total des travaux publiés en 2002, contre 8% en 1998.

4.2 L'approche d'optimisation sans modèle mathématique

La première approche est notamment basée sur la connaissance experte des procédés. Les démarches possibles pour l'obtention de l'optimum sont :

- L'optimum est sélectionné sur la base de l'information théorique et expérimentale du procédé. (AlSofi et al, 2000)
- Une méthode d'optimisation est utilisée, mais les points de fonctionnement candidats sont testés expérimentalement. Un cas particulier est présenté par Romero et al, (2000), où un système expérimental de référence (plus simple) est utilisé pour « simuler » le système réel : les conditions opératoires, diminuant le noircissement des olives, sont calculées en optimisant une réaction d'oxydation modèle.

Le tableau 1.1 montre les avantages et les limitations de l'optimisation sans modèle.

Tableau 1.1. Avantages et limitations de l'optimisation sans modèle

Avantages	*Limitations*
• Très simple à réaliser	• Le processus d'optimisation est lent et coûteux. • La performance de l'optimisation dépend du nombre et de la qualité des expériences réalisées : les améliorations sont plutôt modestes comparées aux efforts expérimentaux importants • Risque de sélectionner un « faux » optimum dû à l'erreur de mesure des variables qui désignent le critère d'optimisation • Pour les systèmes multivariables, en utilisant une recherche par variation successive de chaque variable, il est pratiquement impossible d'atteindre l'optimum dans un nombre fini d'expériences.

4.3 L'approche de résolution avec modèle

Il y a une trentaine d'années, les modèles utilisés pour la résolution des problèmes d'optimisation étaient principalement de type boîte noire car :

- Soit l'on disposait de l'information suffisante pour créer des modèles de connaissance, mais leur optimisation supposait à l'époque de grands efforts de calcul,
- Soit les connaissances étaient insuffisantes, les modèles empiriques représentaient alors une solution peu coûteuse en temps, en effort de calcul et en quantité d'expériences à réaliser.

Ainsi, les premiers efforts d'optimisation basée sur un modèle mathématique formel concernaient, notamment, la méthodologie de surfaces de réponse et la programmation linéale. Depuis, les progrès des méthodes mathématiques et informatiques nous ont donné des outils pour surmonter ces limitations. Premièrement, les modèles de corrélation (du type boîte noire) sont de plus en plus remplacés par des modèles hybrides (du type boîte grise) qui sont plus informatifs au niveau de la dynamique du procédé. Deuxièmement, plus de méthodes numériques adaptées à différents problèmes d'optimisation sont disponibles. Finalement, l'utilisation des modèles complexes, même s'ils supposent de grands efforts de calcul, ne posent plus de problèmes grâce aux progrès informatiques (hardware) et/ou numériques (software).

4.3.1 Optimisation basée sur des modèles du type boîte noire

La figure 1.6 présente la distribution, par type de modèle utilisé, des travaux d'optimisation[5] des conditions opératoires des procédés alimentaires. Les modèles de « boîte noire » incluent les modèles les modèles polynomiaux et d'autres modèles empiriques.

La distribution décrite par la figure 1.6 concorde avec notre constat précédent : la deuxième approche (optimisation basée sur un modèle « boîte noire ») est la plus utilisée en industrie alimentaire. D'ailleurs, on peut observer que les modèles les plus utilisés en optimisation sont des corrélations polynomiales. La première cause est la difficulté à concevoir des modèles du principe premier pour les procédés alimentaires. La deuxième est la popularité de la méthodologie de surface de réponse lors de l'optimisation des procédés (Banga et al, 2003, Khuri et al, 1987).

Cette méthodologie (Box et al, 1978 ; Cochran and Cox, 1957), permet l'étude de l'influence des variables indépendantes sur une ou plusieurs réponses. L'évolution de la réponse est représentée par une surface ou par une hypersurface si le nombre de paramètres est supérieur à deux. La recherche de l'optimum est effectuée, soit directement par approximations successives (p.e. la méthode du SIMPLEX utilisé par Spendley et al, 1962 cité par Weuster, 2000), soit indirectement par l'ajustement d'une équation sur la surface (normalement des corrélations polynomiales de deuxième ordre), qui sert de modèle de base pour l'optimisation. (Bardot et al, 1992)

Un inventaire des avantages et des limitations l'approche basée sur des modèles boîte noire est présenté dans le tableau 1.2.

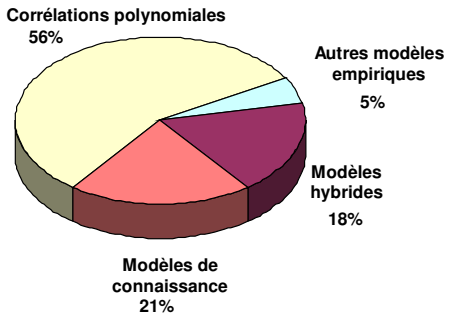


Figure 1.6. Distribution des travaux d'optimisation des conditions opératoires (en industrie d'aliments) par type de modèle utilisé

[5] Publiés dans les deux dernières décades

Tableau 1.2. Avantages et limitations de l'optimisation basée sur des modèles empiriques

Avantages	*Limitations*
• Si, a *priori*, on ne dispose pas d'un modèle du système, ce type d'approche donne un résultat raisonnable (en temps et en coût) avec un nombre réduit d'expériences • Cette approche est largement documentée et leur méthodologie, est facile à reproduire. Les résultats de l'optimisation sont plus performants que dans l'approche précédente : • Les problèmes multivariables peuvent être résolus. • Les modèles de type polynomial de deuxième degré, qui sont largement utilisés, peuvent montrer des variations non-linéaires des phénomènes étudiés d'une façon relativement simple. (Muniglia et al, 2002)	Les limitations de cette approche liées aux modèles utilisés. Il est reconnu que la performance de ces modèles dépend de la quantité et de la qualité de l'information utilisée pour leur identification. De plus, ils n'ont pas de propriétés d'extrapolation, leur domaine de validité est alors restreint. (Issanchou et al, 2002) • Le nombre d'expériences à réaliser pour établir le modèle augmente rapidement (jusqu'à devenir prohibitif), avec le nombre de variables à optimiser. • Les résultats sont de nature locale. Pour traiter des problèmes multimodaux (à plusieurs optima), une meilleure solution est obtenue avec des plans d'expériences parallèles (cas de la méthodologie de surface de réponse) réalisées simultanément dans différents points de l'espace de variables (Tammisola et al, 1993 cité par Weuster et al, 2000). Néanmoins, cette démarche implique l'incrément du nombre d'expériences. • La dynamique du système n'est pas prise en compte lors du calcul de l'optimum. Le temps est généralement considéré, de façon implicite dans le modèle, comme une variable indépendante additionnelle. Ainsi, il est impossible (ou très coûteux en temps et en expériences) d'analyser l'effet des conditions variantes, ainsi que l'évolution de leurs effets au cours de l'opération • La détermination d'un faux « optimum » par l'utilisation d'un modèle (statistiquement valable) mais de forme inattendue, par exemple une courbe en selle, dont le minimum se retrouve projeté sur la frontière du domaine. (Bardot et al, 1992)

Avant de passer à l'approche basée sur des modèles fiables, nous voulons discuter sur les raisons du succès de la méthodologie de surfaces de réponse qui, de notre point de vue, sont :

- La rapidité du processus d'optimisation : il faut suivre une méthodologie simple, déjà établie et disponible dans plusieurs sources de documentation.
- La facilité : D'une part les différents outils de calcul pour l'analyse statistique des effets significatifs, l'identification des paramètres du modèle et la méthode d'optimisation, sont déjà disponibles dans les logiciels mathématiques. D'autre part, la connaissance du procédé se réduit à établir les divers facteurs (conditions opératoires) qui peuvent affecter le système.
- L'apparente efficacité : Les procédés alimentaires industriels ont été conçus sur la base de « recettes » artisanales, parfois inchangeables depuis des générations. Même avec l'utilisation de modèles très simples, la recherche systématique de l'optimum peut apporter de grandes améliorations au procédé.

Pourtant, les auteurs (utilisant cette méthodologie) se questionnent rarement sur deux aspects :

- Le rapport nombre d'expériences/performance des résultats : Un meilleur modèle pourrait être identifié avec le même nombre d'expériences, mais il est évident que cette démarche implique une meilleure maîtrise des outils mathématiques et informatiques. D'ailleurs, l'analyse de résultats est d'autant plus difficile que les relations des variables du modèle sont complexes : il est plus facile de raisonner en termes de cause – effet.

- L'incertitude des solutions optimales : dépendant non seulement de la précision du modèle utilisé, mais aussi de la structure du modèle identifié.

4.3.2 Optimisation basée sur des modèles du type boite grise ou blanche

Ce type d'approche a été réalisé pour différents procédés alimentaires : microfiltration (Perrot et al 1998), cuisson (Zorrilla et al, 2003), séchage (Noronha et al, 1993 et Banga et Singh, 1994), traitement thermique (Arteaga et al, 1994, Terajima and Nonaka, 1996, Morimoto et al, 1997b, Chen and Ramaswamy, 2002, Balsa-Canto et al, 2002), conservation des fruits (Morimoto et al, 1997a) et texturation (de Blank et al, 1997).

L'utilisation des modèles dynamiques complexes est actuellement possible grâce aux progrès mathématiques et informatiques. Cette approche de résolution résulte la plus intéressante pour l'optimisation des conditions de conduite des procédés. Leurs avantages et limitations sont décrites dans le tableau 1.3.

Tableau 1.3. Avantages et limitations de l'optimisation basée sur des modèles (connaissance ou hybrides)

Avantages	***Limitations***
• L'optimisation utilisant cette approche est la plus performante. • Le type de système que l'on peut optimiser est plus riche et varié : on peut suivre l'évolution des effets au cours du temps, considérer des profils des variables de commande au lieu des valeurs constantes, pénaliser des comportements non-souhaitables, etc. • On peut considérer des critères comme : la sensibilité des procédés sous certaines conditions, l'incertitude de calcul du modèle, la variabilité des matières premières ou des produits, … • L'incertitude de calcul de l'optimum est moindre dans la mesure où les modèles utilisés sont plus précis. • Le nombre d'expériences à réaliser est inférieur • Les progrès informatiques et mathématiques proposent plusieurs outils pour la résolution des problèmes d'optimisation, même ceux qui supposent un grand effort de calcul • L'information obtenue permet une meilleure compréhension du procédé : il est courant que l'optimum soit un point de fonctionnement jamais considéré expérimentalement ou par simulation.	• La performance de l'optimisation dépend de la disponibilité et de la fiabilité des modèles : leur capacité à suivre la dynamique du système, leur incertitude de prédiction, leur intervalle de validité, etc • Le point de fonctionnement optimal peut être très performant au risque d'être très sensible : il est courant que certaines solutions (par exemple celles diminuant le temps d'opération) utilisent des conditions très poussées, de très petites variations de ces conditions peuvent causer des grands changements d'état du système Cette approche requiert une bonne connaissance du procédé et des outils d'optimisation, afin de bien construire le problème d'optimisation et de réaliser le bon choix de la méthode de résolution. • Il est particulièrement difficile de déterminer une expression simple du critère d'optimisation pour un problème sophistiqué. (Shioya et al, 1999) • L'espace de solutions admissibles (et l'occurrence des optima locaux) dépend de la construction du problème d'optimisation : le choix des variables de commande, les critères (objectifs) de l'optimisation, les bornes et les contraintes • Certains problèmes ne peuvent être résolus par des méthodes numériques simples. Alors que la linéarisation, la discrétisation et/ou la collocation, indispensables lors de certaines méthodes, augmentent l'incertitude du résultat

5 Conclusions

Ce chapitre nous a permis de mettre en évidence l'intérêt de l'optimisation dans les procédés industriels. Trois domaines d'application ont été identifiés: l'automatisation et la commande des procédés, la conception et la modélisation. Le problème d'optimisation posé par les procédés alimentaires a été caractérisé. Différentes méthodes de résolution adaptés à ce problème ont été décrites.

L'analyse des travaux concernant la recherche de trajectoires optimales de conduite des procédés alimentaires, nous a permis de remarquer la situation suivante : quoique l'optimisation basée sur des modèles rigoureux donne les meilleures résultats, la plupart des travaux d'optimisation continuent à être effectués en suivant la méthodologie des surfaces de réponse (qui utilise un modèle du type boîte noire).

Alors qu'une démarche rigoureuse d'optimisation est très coûteuse (surtout en temps), il est indispensable de concevoir des outils simples d'optimisation pour faciliter la tâche des utilisateurs potentiels (industriels et scientifiques), d'autant plus que l'optimisation est un moyen de valoriser (et de profiter) du nombre croissant des travaux sur la modélisation des procédés alimentaires.

Dans cet esprit nous allons proposer dans le prochain chapitre une stratégie d'optimisation, basée sur des modèles rigoureux, afin d'obtenir les stratégies de conduite applicables à la conduite des procédés alimentaires. Pour cela, nous allons exposer les différentes caractéristiques du problème d'optimisation déterminant le choix de la méthode de résolution. Ce choix sera réalisé sur la base d'un diagramme décisionnel, qui propose une méthode déterministe (SQP), une méthode stochastique (AG) ou bien, une méthode hybride (AG-SQP). Cette méthodologie sera ensuite utilisée pour l'optimisation, hors ligne, des trajectoires des conditions opératoires de différents procédés alimentaires.

Chapitre 2

Méthodologie de travail

Ce chapitre est consacré à l'élaboration d'une stratégie d'optimisation, pour la recherche des conditions opératoires optimales des procédés alimentaires. Dans ce but, le procédé sera optimisé par une méthode numérique basée sur un modèle dynamique fiable du système.

La stratégie est construite à travers deux étapes :

a) La définition du problème d'optimisation

b) Le choix de la méthode d'optimisation

Toute information, à la fois sur le procédé à optimiser et sur les caractéristiques des méthodes de résolution, est utile pour faciliter la conception d'une stratégie de résolution du problème d'optimisation. La méthodologie ambitionne :

- Le choix raisonné de la méthode d'optimisation d'après les caractéristiques du problème d'optimisation.
- La construction adéquate du problème d'optimisation d'une part, pour assurer la robustesse et la convergence de la méthode et d'autre part, afin de réduire l'effort de calcul (donc le temps de résolution du problème)

1 Définition du problème d'optimisation

Un problème d'optimisation bien construit limite l'espace de solutions admissibles et facilite le choix de la méthode de résolution. Pour cela, il faut d'abord définir la finalité de l'optimisation et, ensuite, réunir le plus d'informations sur le système. Il est souhaitable d'utiliser un schéma du procédé pour identifier les différentes variables qui interviennent.

La formulation mathématique d'un problème d'optimisation dynamique, telle que présentée au chapitre précédent, inclut le système à optimiser (modèle), le critère d'optimisation (à minimiser), les bornes et les contraintes. Lors du calcul, on doit également introduire l'état initial du système et un point d'initialisation. Ces composants du problème d'optimisation, ainsi que leur représentation mathématique, sont résumés dans le tableau 2.1. Tous ces composants sont exprimés sur la base des variables d'action (les conditions opératoires), des variables d'état (définissant les propriétés du produit) et du temps (ou de la position).

La définition du critère d'optimisation dérive avant tout des objectifs qui motivent la démarche d'optimisation. Elle dépend ensuite des caractéristiques du procédé (p.e. type et disponibilité des variables mesurables). Et, dans les détails de la formulation mathématique, elle prend en compte la méthode envisagée (p.e. pénalisation des contraintes si la méthode ne permet pas de les gérer). Pour cela, en plus des connaissances théoriques du procédé, il faut tenir compte des caractéristiques de la stratégie d'optimisation (notamment le type de méthode). Dans notre étude nous nous intéressons à la conduite optimale des procédés, le système d'instrumentation du procédé doit aussi alors être pris en compte (p.e. les points de mesure et de contrôle).

Les contraintes définissent les restrictions du processus imposées par les connaissances théoriques et technologiques du procédé, par l'équipement (conception), par les automatismes du procédé, etc. Mathématiquement, selon le type de méthode utilisé pour la résolution du problème d'optimisation, les contraintes sont définies par des fonctions séparées, ou bien elles sont ajoutées au critère d'optimisation.

Le modèle relie les conditions opératoires du procédé aux variables déterminant les propriétés souhaitées dans le produit. Il est important que ces variables objectifs puissent être mesurées (ou estimées) pour évaluer et pour valider les résultats de l'optimisation.. Dans le tableau 2.1, ce modèle est défini seulement par des équations différentielles, mais il peut être complété par des équations algébriques.

Tableau 2.1. Composants du problème d'optimisation

Composants	***Expression mathématique***
Critère d'optimisation	$J\ \left(x(t),\ u(t),\ t\right)$
Contraintes d'égalité :	$c_e\left(x(t),\ u(t),\ t\right) = 0$
modèle	$\frac{dx}{dt} - f\ \left(x(t),\ u(t),\ t\right) = 0$
conditions initiales	$x(t=0) = x_0$
Contraintes d'inégalité :	$c_i\left(x(t),\ u(t),\ t\right) \le 0$
bornes simples	$x_{\min} \le x(t) \le x_{\max}$
	$u_{\min} \le u(t) \le u_{\max}$
Profils d'initialisation de calcul	$u(t) = u_o(t)$

Les conditions initiales établissent les caractéristiques de la matière première (état initial du produit) et, éventuellement, de l'installation au démarrage. Ces conditions et le modèle sont incorporées au problème d'optimisation par des contraintes d'égalité

Les bornes sont un cas particulier des contraintes d'inégalité, elles délimitent les valeurs que peuvent prendre les variables d'état et de commande. Ces valeurs sont établies par les limites de validité du modèle et par les limites techniques d'opération du procédé (reliées directement au système de commande-automatisation).

Les conditions d'état final, peuvent être des contraintes du type d'égalité (propriétés cibles) ou bien du type d'inégalité (p.e. teneur en eau finale inférieure à une valeur prédéterminée).

Les vecteurs d'initialisation sont des trajectoires des variables d'action fournies à l'algorithme d'optimisation pour initialiser le calcul numérique. Leur choix dépend des caractéristiques du procédé, du système de commande et de la méthode d'optimisation à utiliser. Certaines méthodes d'optimisation requièrent des profils réalisables (qui satisfont toutes les contraintes). Il faut considérer aussi que certaines méthodes (dont celles basées sur le gradient) convergent à l'optimum local le plus proche du vecteur d'initialisation, d'où la nécessité de considérer plusieurs initialisations différentes

2 Choix de la stratégie d'optimisation

2.1 Caractéristiques du problème d'optimisation

Les divers composants du problème d'optimisation lui confèrent certaines caractéristiques : le problème peut être continu ou discontinu, dérivable ou non dérivable, convexe ou multimodal, linéaire ou non-linéaire. Avant de réaliser le choix de la méthode de résolution il est indispensable de caractériser, sur ces termes, le problème d'optimisation.

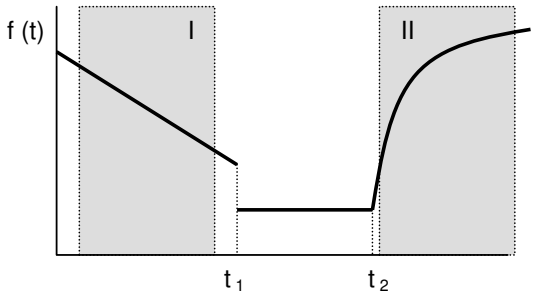


Figure 2.1. Fonction discontinue (à $t=t_1$) et non dérivable (à $t=t_2$)

De manière schématique, une fonction est continue si sa représentation graphique ne présente pas de points de rupture, nommés discontinuités. Une fonction est dérivable si elle est continue et ne présente pas de points angulaires. La figure 2.1 illustre une fonction discontinue (à $t = t_1$) et non dérivable (à $t = \{ t_1 , t_2 \}$). Néanmoins à l'intérieur des régions I et II, la fonction est continue et dérivable. (Gill, P.E. et al, 1981)

Le gradient d'une fonction est le vecteur de ses dérivées partielles de premier ordre. Le Hessian d'une fonction est la matrice de ses dérivées partielles de deuxième ordre.

Une fonction est convexe si elle présente un seul optimum (son gradient égalise à zéro seulement avec un vecteur solution) étant celui-ci un minimum (l'évaluation du Hessien au vecteur solution donne une valeur positive). Du point de vue de la conduite des procédés, l'existence de plusieurs optima (problème multimodal) peut parfois s'avérer avantageuse : on peut choisir un point de fonctionnement, parmi tous les optima, qui présente une certaine caractéristique (p.e. la solution la plus robuste).

Une fonction est linéaire si son vecteur gradient est constant, autrement il s'agit d'une fonction non-linéaire. Un cas particulier des fonctions non-linéaires est présenté pour les fonctions quadratiques, lesquelles possèdent une matrice hessienne constante. Ces deux fonctions (linéaires et quadratiques) sont intéressantes lors de leur optimisation car, en présence des contraintes linéaires, leur optimum peut être calculé directement de façon exacte, ceci à l'aide des méthodes de programmation linéaire et quadratique.

Les incertitudes regroupent tous les paramètres incertains qui provoquent une déviation entre un système réel et son modèle. (Kookos et al, 2001). En ce qui concerne leur nature, les incertitudes peuvent être de différents types (Pistikopoulos, 1995 cité par Vassiliadis et al, 2001):

- Incertitudes inhérentes au modèle : La connaissance imprécise des phénomènes physiques et chimiques, ainsi que la précision d'estimation des constantes cinétiques, des propriétés physiques et des coefficients de transfert. Mais aussi la simplification volontaire de la réalité (ex. ne pas prendre en compte certains phénomènes, même s'il sont connus), …
- Incertitudes liées au procédé : Variabilité de la matière première, variabilité des conditions d'opération, …
- Incertitudes externes : Disponibilité des matériaux, les demandes de produit, variabilité des coûts, variation des conditions environnementales, …

En réalisant une optimisation basée sur des modèles, ces incertitudes affectent la précision des solutions optimales. Afin d'obtenir des résultats plus robustes (qui minimisent les effets nuisibles de ces incertitudes), les auteurs les prennent en compte dans le problème d'optimisation en suivant l'une des deux démarches suivantes :

- A partir de l'information recueillie par le système d'estimation et de mesure, les profils optimaux sont corrigés à l'aide d'un système de commande optimale en ligne.
- En utilisant par exemple les historiques des données expérimentales, les mesures en ligne, les ordres de commande ou les indicateurs du marché, les incertitudes sont traduites par des relations mathématiques (p.e. une fonction aléatoire) qui sont ajoutées au critère d'optimisation. Ainsi, la sensibilité du résultat aux incertitudes est minimisée en même temps que le critère. Par exemple, Bernardo, et al (2001) calculent des conditions opératoires robustes qui maximisent la performance d'un procédé chimique.

2.2 Choix de la méthode et de la stratégie de résolution

Pour réaliser ce choix nous avons suivi la méthodologie suivante (illustrée dans la figure 2.2) :

1. On part de la définition de chaque composant du problème d'optimisation. (tableau 2.1)
2. Si les variables peuvent prendre n'importe quelle valeur (parmi les nombres réels) placée à l'intérieur des bornes établies, aller au point 4. Dans le cas contraire (variables à valeurs discrètes) aller au point 3.
3. Le problème d'optimisation à variables discrètes peut être transformé en un problème du type programmation à variables entières ou mixtes (MINLP), et être résolu par n'importe quelle méthode mentionnée dans le chapitre précédent (§ 2.4) pour ce type de problème. Dans

le diagramme de la figure 2.2, nous proposons l'utilisation d'un algorithme génétique (AG) pour résoudre ce problème, à condition de reformuler le critère (aller au pas 11).

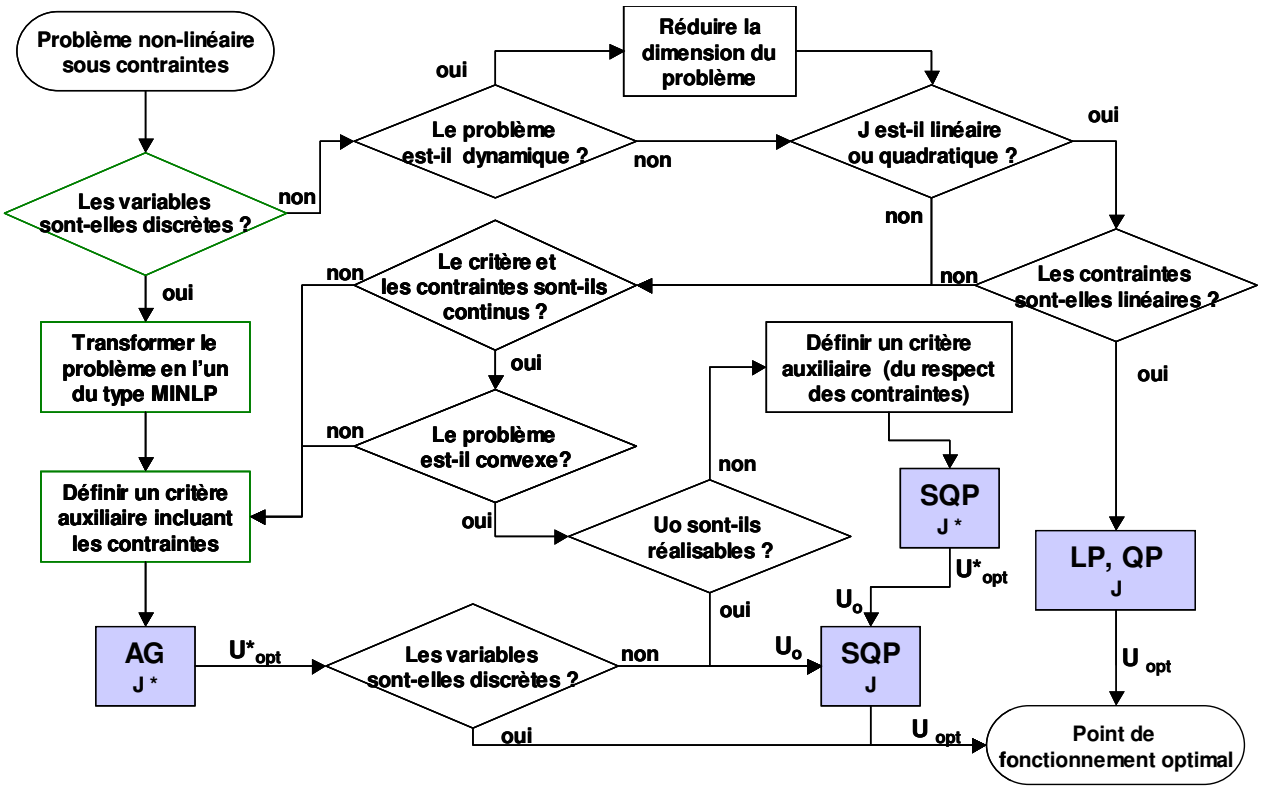


Figure 2.2. Diagramme du choix de la méthode d'optimisation

4. Si le problème est dynamique[6] les solutions recherchées (trajectoires des conditions opératoires) sont des vecteurs avec une infinité de valeurs. Il faut cependant réduire la dimension du problème pour qu'il soit maîtrisé par les outils numériques et informatiques (pas no. 5). Dans le cas contraire, aller au point 6.

5. Etablir un profil des trajectoires des conditions opératoires. A cet effet, la figure 2.3 illustre deux exemples de démarches à suivre : on peut approximer les trajectoires de conduite par un nombre fini de paliers (a) à valeurs constantes, ou bien par une série de lignes (b) reliant les valeurs des conditions opératoires à différents instants de l'opération.

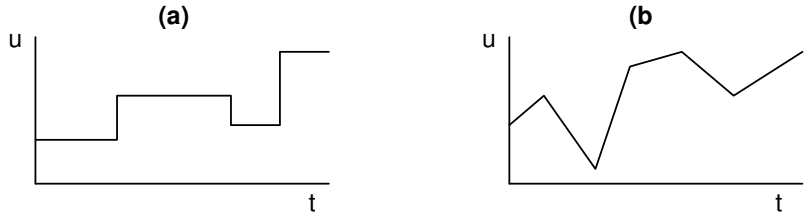


Figure 2.3. Exemples de trajectoires des variables:
a) profil sous forme des paliers, b) profil sous forme des segments linéaires

[6] Le problème est dynamique si le système varie en fonction du temps d'opération, pour les procédés discontinus et semi-continus, ou en fonction de la position à l'intérieur de l'équipement, pour les procédés agissant en continu.

6. Si le critère d'optimisation est linéaire (ou quadratique) et si les contraintes sont linéaires, on peut terminer le calcul à l'aide d'une méthode de résolution par programmation linéaire (ou quadratique). Dans le cas contraire, aller au point suivant.

7. Si les contraintes et le critère sont continus et dérivables (§2.1) à l'intérieur des bornes du problème d'optimisation, passer au point suivant. Autrement passer au pas 11.

8. Si le problème est convexe (§2.1) suivre le pas suivant, autrement aller au point 11.

9. Si le problème est convexe, continu et dérivable, la programmation quadratique séquentielle (SQP) peut être utilisée pour réaliser le calcul de l'optimum de manière rapide et exacte, à condition de commencer le calcul avec un point d'initialisation réalisable (qui satisfait toutes les contraintes). Si l'on ne dispose pas d'une solution réalisable passer au point suivant.

10. Le vecteur d'initialisation peut être trouvé, moyennant la même méthode (SQP), en utilisant un critère d'optimisation auxiliaire (J*). Ce critère inclut de manière implicite les contraintes, ceci pour pénaliser leur non-satisfaction. Par exemple, pour l'obtention d'un état final cible (contraintes d'égalité), nous avons utilisé le critère suivant :

$$J^* = \sum a_i \left(x_i \left(t_f \right) - c_i \right)^2$$

La somme quadratique pondéré des différences sert à pénaliser les écarts entre les valeurs d'état final (x_i) et les cibles (c_i). La solution (U^*_{opt}), qui minimise cet écart est ensuite utilisée comme vecteur d'initialisation pour réaliser le point no. 9

11. Les méthodes stochastiques sont adéquates pour résoudre des problèmes non-convexes ou à variables discrètes. Cependant, ces méthodes ne maîtrisent pas les contraintes, il faut les inclure dans un critère auxiliaire pour qu'elles soient prises en compte dans la recherche de l'optimum. Une pratique commune est de pénaliser la non-satisfaction des contraintes. Nous avons utilisé l'expression suivante pour minimiser le critère d'optimisation (J) et, en même temps, assurer l'obtention d'un état final cible (moyennant la somme pondéré des écarts carrés) :

$$J^* = J + \sum a_i \left(x_i \left(t_f \right) - c_i \right)^2$$

12. Une fois le critère de recherche globale (J*) défini, l'optimisation peut s'effectuer par n'importe quelle méthode stochastique. Pour ce travail, nous avons utilisé un algorithme génétique.

13. Si les variables ne sont pas discrètes, les résultats de la recherche globale peuvent être affinés[7] par une recherche locale. Si tel est le cas, aller au point 9 en utilisant les optima trouvés comme points d'initialisation de calcul.

Le diagramme illustre la stratégie et les méthodes que nous avons utilisées sur ce travail. Néanmoins, il est tout à fait possible d'utiliser d'autres méthodes (ou stratégies) qui assurent la même fonctionnalité. Par exemple, un problème à variables discrètes peut être résolu par une méthode heuristique (p.e. la recherche tabu) au lieu de l'algorithme génétique. Ou alors, pour les problèmes non-convexes, une optimisation à initialisation multiple par SQP peut remplacer les pas 11 à 13 de la méthodologie proposée. Le fait d'utiliser différents points d'initialisation augmente la probabilité de trouver l'optimum global.

3 Méthodes d'optimisation utilisées

Dans la suite des travaux, nous avons utilisé deux méthodes d'optimisation, l'une de type déterministe avec l'utilisation des dérivées (programmation quadratique séquentielle, SQP), et l'autre du type stochastique (un algorithme génétique, AG). Il est possible de réaliser l'optimisation hors ligne des conditions opératoires, des nombreux procédés alimentaires, avec l'une ou la combinaison de ces deux méthodes. Ces méthodes sont complémentaires, l'une (AG) assure une recherche globale et robuste même en présence des discontinuités, et l'autre (SQP) calcule l'optimum local de façon rapide et exacte.

Le principe de calcul de ces méthodes est présentée dans les prochains paragraphes.

[7] Une limitation des méthodes stochastiques est la difficulté qu'elles ont à déterminer précisément l'optimum autour de la meilleure solution.

3.1 La programmation quadratique séquentielle (SQP)

L'idée principale de cette méthode, c'est de décomposer le calcul en des approximations successives des sous-problèmes (QP) à résolution directe : au voisinage de la solution U_i, le problème d'optimisation est approximé par un problème quadratique à contraintes linéaires. Ce dernier est résolu à l'aide d'une méthode de résolution de programmation quadratique pour obtenir l'optimum (U_{i+1}). Le critère et les contraintes sont évalués aux conditions optimales (U_{i+1}). Cette démarche, illustrée dans la figure 2.4, sera effectuée à chaque itération jusqu'à ce que les conditions d'optimalité et les contraintes soient satisfaites. (Gill, P.E., et al, 1981)

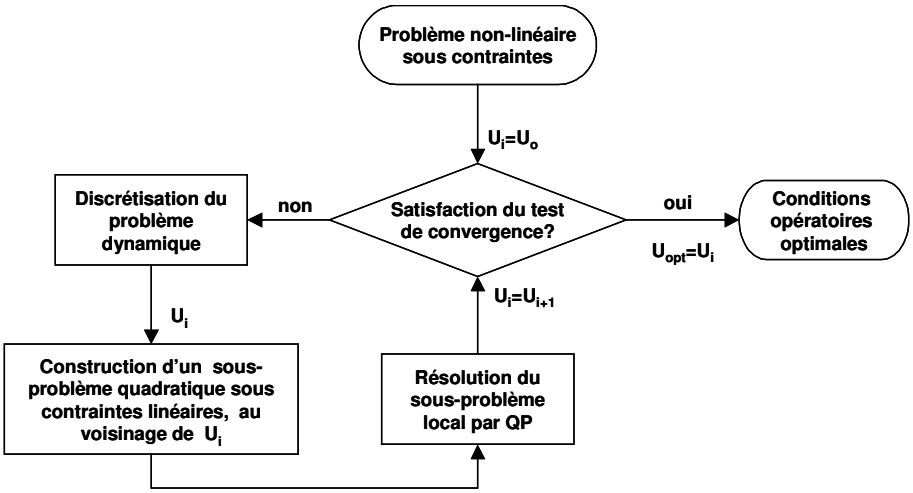


Figure 2.4. Diagramme du calcul de la programmation quadratique séquentielle (SQP). QP = programmation quadratique

Dans notre travail, cette méthode a été appliquée pour l'optimisation de la qualité d'un procédé de séchage du riz, dont les résultats obtenus seront présentés dans le chapitre suivant. Dans ce cas en particulier, le problème est constitué d'un critère linéaire (ou quadratique) et de contraintes linéaires, mis à part celles imposées pour le modèle. Le modèle est constitué d'un ensemble d'équations différentielles non-linéaires. Pour calculer l'optimum, le problème d'optimisation est discrétisé, linéarisé et résolu itérativement par une méthode de programmation quadratique (figure 2.4). La description mathématique de l'algorithme (Betts, 2001), est présentée dans les paragraphes suivants.

3.1.1 Discrétisation

Le modèle dynamique est décrit par l'expression mathématique suivante :

$$\frac{dX(t)}{dt} = f\left(X(t), U(t)\right) \qquad [1]$$

où ***f*** est un vecteur des fonctions non-linéaires, ***X*** le vecteur des variables d'état et ***U*** le vecteur des variables de contrôle.

Les équations différentielles sont discrétisées à chaque itération de l'algorithme selon l'expression suivante :

$$X_{k+1} - X_k - \frac{t_f}{n_t - 1} \cdot f\left(\frac{X_k + X_{k+1}}{2}, U_k\right) = 0 \qquad k = 1 \ldots n_t - 1 \qquad [2]$$

$\boldsymbol{n_t}$ est le nombre de points de discrétisation (points de collocation), qui correspondent à des instants uniformément distribués entre le temps initial (t_o=0) et le temps final (t_f). Les variables de contrôle sont constantes entre deux points de collocation.

Ainsi, les n_x contraintes imposées par le modèle (l'ensemble d'équations différentielles) sont remplacées par un ensemble de $(n_t - 1)n_x$ équations algébriques.

Dans l'application du séchage de riz, les trajectoires de contrôle sont déterminées pour une série de paliers (tels que décrits dans la figure 2.3a). Un profil de contrôle raisonnablement lisse et flexible requiert un certain nombre de paliers, celui-ci très inférieur au nombre de points de collocation nécessaires pour assurer la précision numérique du modèle discrétisé. Les variables de contrôle ont alors été contraintes à rester constantes le long de certains points de collocation (n_c) :

$$U_k = U_{k+1} \qquad Si \qquad k \bmod n_c \neq 0 \qquad [3]$$

Ceci réduit la taille du problème d'optimisation.

3.1.2 *Construction du sous-problème d'optimisation locale*

Nous allons définir un vecteur z, correspondant à l'ensemble des variables inconnues :

$$z = \left[\{U_k\}_{k=1\ldots n_{t-1}} \{X_k\}_{k=2\ldots n_t} \right]^T \qquad [4]$$

La dernière variable de commande (U_{n_t}) n'est appliquée dans aucun intervalle de temps fini, sa valeur est alors par convention : $U_{n_t} = U_{n_t-1}$

La variable (X_1) représente l'état initial du produit, ses valeurs ne sont pas calculées par l'algorithme mais fixées par l'utilisateur.

Le problème (encore non-linéaire) d'optimisation qui en résulte est :

$$\min_z Q(z) \qquad soumis\ à \quad \begin{matrix} F_{eg}(z) = 0 \\ F_{in}(z) \leq 0 \end{matrix} \qquad [5]$$

où Q est le critère d'optimisation (la qualité), F_{eg} les contraintes d'égalité et F_{in} les contraintes d'inégalité. Le problème d'optimisation dynamique original (à dimension infinie) est ainsi réduit à un problème d'optimisation statique (à dimension finie).

En considérant des petites modifications des trajectoires de contrôle et d'état (δz) autour d'un vecteur solution z^o, le problème non-linéaire peut être approximé à un problème quadratique à contraintes linéaires pour la variable de « perturbation » δz :

$$z = z^o + \delta z \qquad [6]$$

$$\min_{\delta z} \frac{1}{2} \delta z^T H_Q \delta z + g_Q \delta z \qquad soumis\ à \quad \begin{matrix} H_{eg} \delta z + g_{eg} = 0 \\ H_{in} \delta z + g_{in} \leq 0 \end{matrix} \qquad [7]$$

où

$$H_Q = \frac{\partial^2 Q}{\partial z \partial z^T}(z^o) \quad ; \qquad g_Q = \frac{\partial Q}{\partial z^T}(z^o) \qquad [8]$$

$$H_{eg} = \frac{\partial F_{eg}}{\partial z^T}(z^o) \quad ; \qquad g_{eg} = F_{eg}(z^o) \qquad [9]$$

$$H_{in} = \frac{\partial F_{in}}{\partial z^T}(z^o) \quad ; \qquad g_{in} = F_{in}(z^o) \qquad [10]$$

L'approximation du modèle original n'est valide que dans une région très proche de z^o. Le vecteur δz doit alors être suffisamment petit, ce qui se traduit mathématiquement par un ensemble additionnel de contraintes linéaires :

$$-\gamma(z_{\max} - z_{\min}) \leq \delta z \leq \gamma(z_{\max} - z_{\min}) \qquad [11]$$

Le paramètre $\gamma < 1$ détermine la région de confidence. La recherche de l'optimum du sous-problème s'effectue à l'intérieur de cette région.

3.1.3 *Solution du sous-problème d'optimisation locale*

Le problème est résolu à l'aide du logiciel disponible commercialement (matlab). Néanmoins, pour l'application du séchage du riz, ce logiciel ne maîtrise pas la structure spéciale des équations de collocation, alors il est impossible de résoudre un problème d'une telle dimension ($n_z = (n_t - 1)(n_U + n_X) = 1500$). Pour surmonter cette difficulté, certaines équations ont été résolues explicitement. Ainsi, le nombre de variables a été considérablement réduit.

Le vecteur δz à été partagé en deux groupes : Les composants indépendants, δz_{ind}, à taille $n_{ind} = [\ (n_t - 1) / n_c\ ]\ n_U$, correspondant aux variables de contrôle aux points de discontinuité, et les composants dépendants, δz_{dep}, à taille $n_{dep} = n_z - n_{ind}$, correspondant aux variables restantes :

$$\delta z_{ind} = \left[\left\{ \delta U_k \right\}_{k \bmod n_c = 0} \right]^T \qquad [12]$$

$$\delta z_{dep} = \left[\left\{ \delta U_k \right\}_{k \bmod n_c \neq 0} \left\{ \delta X_k \right\}_{k=2...n_t} \right]^T \qquad [13]$$

Cette décomposition a été adoptée car les variables δz_{dep} peuvent être exprimées en termes de δz_{ind} , en utilisant les équations [2] et [3]. Ainsi, l'ensemble de $(n_t - 1)\ n_X$ équations discrétisées résultant est :

$$\left(I_{n_X} - \frac{t_f}{2(n_t - 1)} H_k \right) \delta X_{k+1} + \\ - \left(I_{n_X} + \frac{t_f}{2(n_t - 1)} H_k \right) \delta X_{k+1} - \frac{t_f}{n_t - 1} G_k \delta U_k = 0 \qquad [14]$$

avec

$$H_k = \frac{\partial f}{\partial X^T} \left(\frac{X_k^o + X_{k+1}^o}{2}, U_k^o \right) \qquad [15]$$

$$G_k = \frac{\partial f}{\partial U^T} \left(\frac{X_k^o + X_{k+1}^o}{2}, U_k^o \right) \qquad k = 1...n_t - 1 \qquad [16]$$

Les équations [3] à [14] peuvent être combinées dans une matrice de la forme suivante :

$$\left[H_{ind} \quad H_{dep} \right] \left[\frac{\delta z_{ind}}{\delta z_{dep}} \right] = 0 \qquad [17]$$

d'où :

$$\delta z_{dep} = H_z \delta z_{ind} \qquad [18]$$

avec

$$H_z = -H_{dep}^{-1} H_{ind} \qquad [19]$$

La matrice du système d'équations linéaires (H_{dep}) est creuse, car toute variable au point de collocation k est seulement liée aux variables discrétisées aux points k+1 et k-1, et bien conditionnée structurellement, grâce à la présence des sous matrices d'identité et semi-identité. Dans ces conditions, la résolution du problème est rapide et précise. Le problème original est donc transformé en :

$$\min_{\delta z_{ind}} \frac{1}{2} \delta z_{ind}^T H_{Q,ind} \delta z_{ind} + g_{Q,ind} \delta z_{ind} \qquad \textit{soumis à} \qquad [20]$$

$$H_{eg,ind} \delta z_{ind} + g_{eg} = 0 \qquad [21]$$

$$H_{in,ind}\,\delta z_{ind} + g_{in} \leq 0 \qquad [22]$$

Comme $n_{ind} << n_z$, la taille du problème est grandement réduite et le problème devient alors soluble par le software commercial.

3.1.4 Test de convergence

Les pas précédents sont réalisés itérativement, jusqu'à la satisfaction des conditions suivantes :

$$\left|\delta z\right| < \varepsilon\left(z_{max} - z_{min}\right) \qquad [23]$$

Il faut également vérifier que cette condition assure aussi la convergence du critère d'optimisation. Les contraintes linéaires (et linéarisées) sont toujours satisfaites avec une très bonne précision déterminée par la méthode numérique utilisée.

La satisfaction des contraintes non-linéaires est obtenue par une augmentation du nombre de points de collocation jusqu'à

$$\left|F_{eg}(z)\right| < \varepsilon F_{eg,est} \qquad [24]$$

où $F_{eg, est}$ est la précision de mesure estimée dans la mise en œuvre des trajectoires optimales de contrôle.

3.2 L'algorithme génétique

Le principe de calcul des algorithmes génétique est inspiré des principes évolutifs darwiniens : les espèces s'adaptent –de génération en génération- à leur environnement par l'acquisition, la sélection et la conservation de certaines caractéristiques. (Goldberg, D.E., 1989)

Avant tout, nous allons définir la terminologie utilisée dans la description de la méthode numérique :

- Un individu représente une solution potentielle (candidate) du problème d'optimisation.
- Un gène est la valeur codée d'une seule variable de contrôle
- Un chromosome (ensemble de gènes) représente numériquement le vecteur de contrôle.
- Une population est formée par l'ensemble des solutions candidates
- La génération est le passage d'une population à une autre
- Les parents sont les individus sélectionnés pour former une nouvelle génération

L'algorithme génétique mène une recherche itérative de l'optimum à travers les étapes suivantes :

- Génération d'une population initiale d'individus.
- Evaluation du critère d'optimisation présenté pour chaque individu de la population.
- Sélection des individus aptes à se reproduire selon le critère d'optimisation.
- Croisement entre les individus sélectionnés (parents) pour former une nouvelle génération.
- Mutation ou changement éventuel de l'information génétique d'un ou de plusieurs individus de la nouvelle génération.
- Remplacement de la population précédente par la population de la nouvelle génération.

La recherche se poursuit jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt.

3.2.1 Description des étapes de l'algorithme

L'algorithme génétique a été programmé afin de résoudre des problèmes d'optimisation du type :

$$\min_{U} J(U(t), X(t), t) \qquad soumis\ à$$

$$\frac{dX}{dt} = f(U(t), X(t), t) \qquad [25]$$

$$U_{min} \leq U \leq U_{max}$$

où J est le critère à minimiser qui dépend des variables d'état (X) et de contrôle (U), et du temps(t). L'état du système est déterminé par son modèle dynamique. U_{min} et U_{max} sont les bornes des variables de contrôle. Pour prendre en compte d'autres contraintes, celles-ci doivent être ajoutées au critère d'optimisation sous forme par exemple d'une fonction de pénalisation. Un diagramme montrant les différentes étapes de calcul de l'algorithme génétique est illustré dans la figure 2.5.

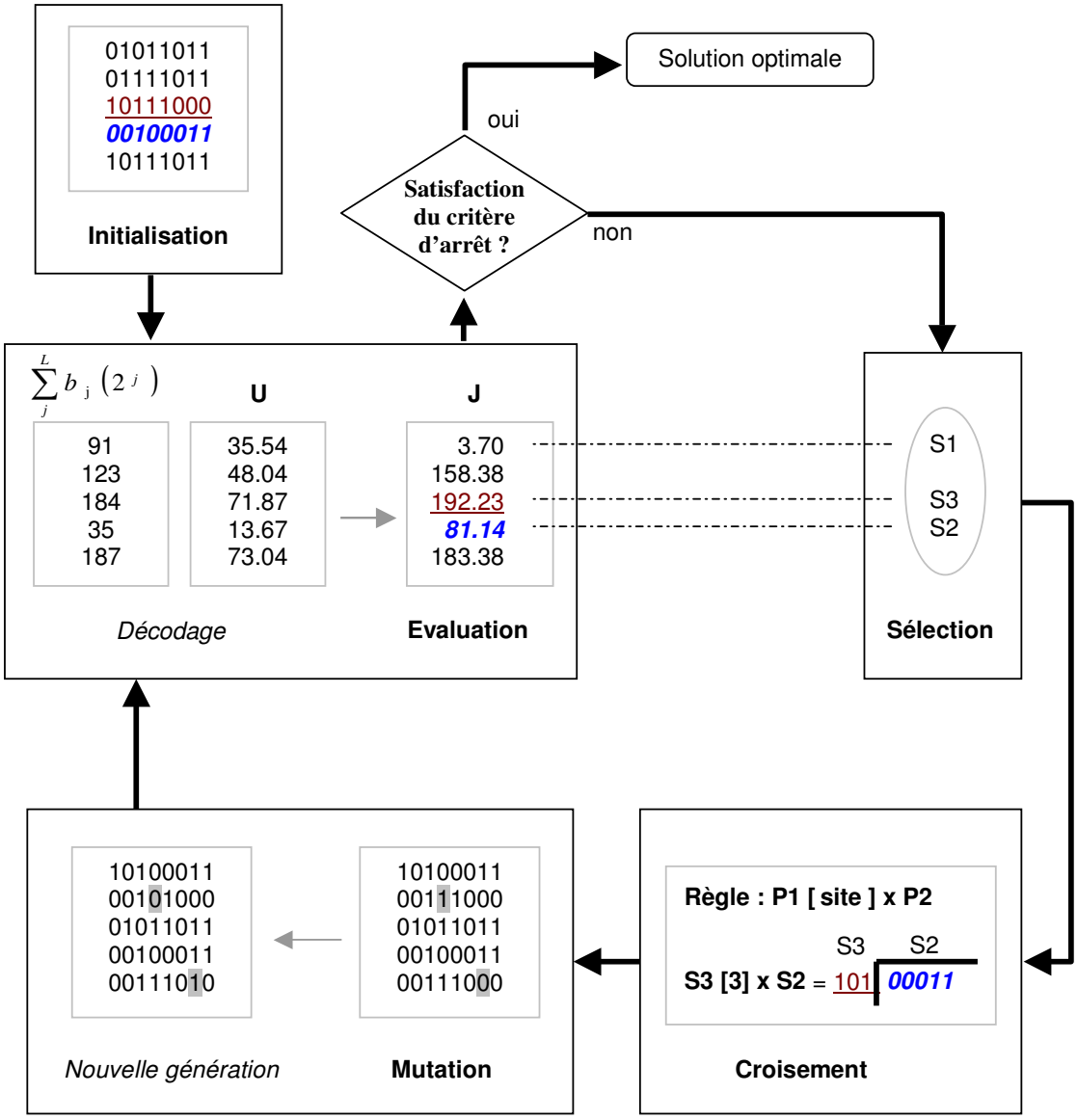


Figure 2.5. Diagramme du calcul de l'algorithme génétique

3.2.1.1 Codage

L'étape de codage permet de représenter sous forme d'un chromosome numérique, les valeurs que peuvent prendre les variables de contrôle U. Il existe deux grands types de codage :

- le codage binaire qui permet de décrire les variables avec des séries de 0 et 1.
- le codage réel où les variables peuvent prendre toutes valeurs numériques

D'autres codages peuvent exister adaptés spécifiquement au problème traité : par exemple le classement dans des problèmes d'ordonnancement, ou le type et le nombre d'appareillages dans les problèmes de conception. (Massebeuf, S, 2000)

Nous avons utilisé le codage binaire pour deux raisons principales : d'une part il limite le nombre de valeurs que prend chaque variable de contrôle, ce qui réduit considérablement l'espace de recherche de l'algorithme, et d'autre part facilite les règles utilisées lors du croisement et de la mutation.

Ainsi, chaque individu est représenté dans l'algorithme par un chromosome (B) de la forme :

$$B \equiv \begin{pmatrix} b_{1,1} & \cdots & b_{1,n_g} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{n_U,1} & \cdots & b_{n_U,n_g} \end{pmatrix} \qquad b_{i,j} \subset \{0,1\} \qquad [26]$$

Tableau 2.2. Valeurs décodées de la variable de contrôle (U) à différentes n_g

n_g	***Valeurs codées B***	$\sum_{j}^{n_g} b_j \left(2^j\right)$	f_U	***Valeurs décodées U***
1	0 1	0 2^0	0 1	0 100
2	00 01 10 11	0 2^0 2^1 $2^1 + 2^0$	0 1 / 3 2 / 3 3 / 3	0 33.33 66.65 100
3	000 001 010 011 100 101 110 111	0 2^0 2^1 $2^1 + 2^0$ 2^2 $2^2 + 2^0$ $2^2 + 2^1$ $2^2 + 2^1 + 2^0$	0 1 / 7 2 / 7 3 / 7 4 / 7 5 / 7 6 / 7 7 / 7	0 14.28 28.57 42.85 57.14 71.42 85.71 100

n_U est la dimension du vecteur de contrôle. Chaque ligne de cette matrice correspond à une chaîne binaire (gène), de longueur n_g. Le gène code la valeur d'une variable de contrôle, moyennant un facteur (f_b) selon la relation :

$$f_{b_i} = \frac{\sum_{j}^{n_g} b_{i,j} \left(2^j\right)}{2^{n_g} - 1} \qquad [27]$$

Ainsi, le vecteur de contrôle décodé (l'individu U) résulte :

$$U = U_{\min} + \begin{pmatrix} f_{b_1} \\ \vdots \\ f_{b_{nU}} \end{pmatrix} \cdot \left[U_{\max} - U_{\min}\right] \qquad [28]$$

Chaque variable de contrôle est contrainte à prendre un nombre fini des valeurs, définies par n_g. A titre d'exemple, les valeurs qu'une variable (bornée entre 0 et 100) peut prendre, à différentes n_g, sont montrées dans le tableau 2.2

Le nombre des valeurs possibles augmente comme 2^{n_g}. Nous avons utilisé des chaînes binaires dont la longueur varie entre 7 et 8, ce qui nous à permis de réduire la région de recherche (donc le temps de calcul) tout en obtenant des solutions avec une précision raisonnable.

3.2.1.2 Initialisation du calcul

L'utilisateur fournit obligatoirement la fonction du critère d'optimisation, le modèle et les bornes des variables de contrôle. De façon facultative, il peut proposer des points de fonctionnement potentiels.

A titre d'exemple, l'algorithme génétique est illustré sur la figure 2.5, pour des populations de 5 individus possédant un seul gène (une seule variable de contrôle). L'algorithme débute par la génération d'une population initiale, composée de n_p individus créés aléatoirement dans l'espace de recherche. A cette population sont ajoutées les solutions proposées par l'utilisateur.

3.2.1.3 Evaluation

Comme il l'est montré sur la figure 2.5, cette étape débute par un décodage (calcul du vecteur U correspondant à chaque individu). Le critère d'optimisation est ensuite évalué à l'aide des fonctions fournies par l'utilisateur. Les résultats sont ajoutés à une matrice historique qui regroupe tous les facteurs testés (f_b) et leur évaluation du critère (J) correspondante.

De tout l'algorithme, l'évaluation est l'étape la plus coûteuse en temps de calcul. Afin d'éviter l'évaluation répétée d'une même solution, à partir de la deuxième génération, l'algorithme vérifie l'absence de l'individu dans la matrice historique avant de calculer la valeur de son critère d'optimisation.

3.2.1.4 Critère d'arrêt

Le calcul s'arrête si un nombre maximal de générations est atteint, ou bien si la dispersion entre les individus d'une population est inférieure à un seuil de tolérance.

3.2.1.5 Sélection

Les individus sont triés par ordre croissant selon la valeur du critère d'optimisation. Les meilleurs individus sont retenus (20% de la population initiale) ainsi que l'individu ayant la plus mauvaise valeur.

3.2.1.6 Croisement

Pendant cette étape une nouvelle population sera générée à partir les individus (parents) sélectionnés dans l'étape précédente. Chaque individu sera crée suivant une règle de croisement

La figure 2.6 illustre une possibilité de croisement. Deux parents (P1, P2) et un site de croisement, sont sélectionnés aléatoirement. Les chromosomes (B_{P1} et B_{P2}) sont coupés au niveau du site choisi. L'individu fils (B_{F1}) comportera la portion droite du premier chromosome (P1) et la portion gauche de deuxième chromosome (P2). On peut observer sur la figure 2.6 que la même règle est appliquée pour tous les gènes d'un même chromosome.

3.2.1.7 Mutation

Cette étape implique le changement de l'information génétique de certains individus de la nouvelle population. La mutation s'effectue au niveau de la chaîne binaire. Elle peut être ponctuelle (comme celle montré dans la figure 2.5), ou bien complète (remplacement de l'individu par un autre généré aléatoirement). C'est grâce à l'étape de mutation, que l'algorithme génétique teste, à toute nouvelle génération, de solutions candidates en dehors de la population sélectionnée (recherche globale).

Le nombre d'individus mutés est déterminé par un taux de mutation, qui peut être constant ou variable au cours des générations.

3.2.1.8 Remplacement

La nouvelle population remplace la précédente et le calcul se poursuit jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt.

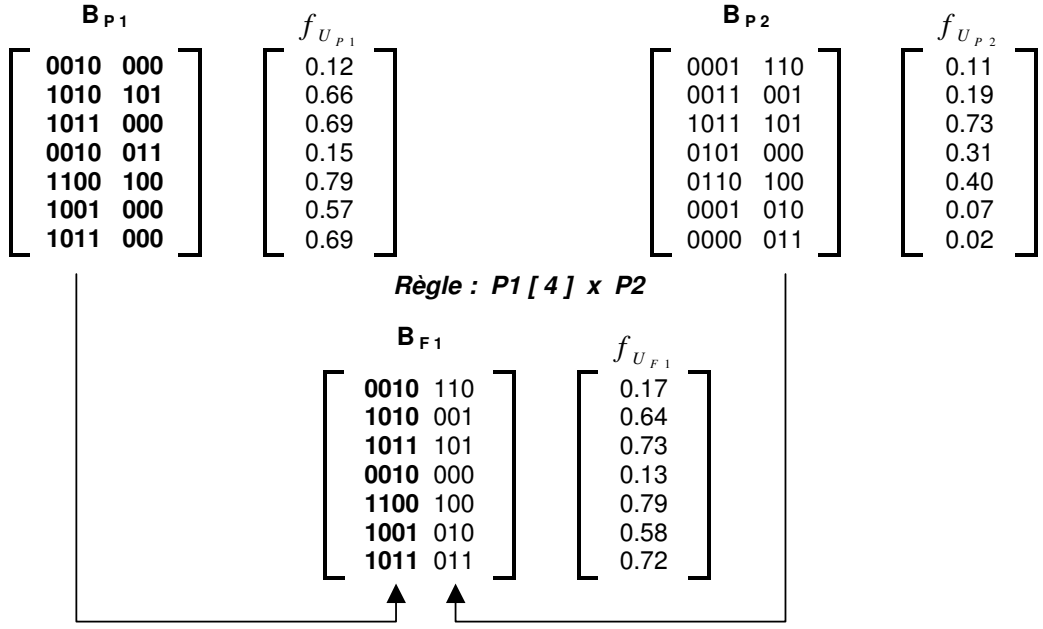


Figure 2.6. Exemple de croisement

4 Les cas étudiés

Le travail présenté dans les prochains chapitres a été réalisé au sein du laboratoire de Génie des Procédés Alimentaires (GIA), qui appartient à l'équipe Automatique de l'Unité mixte de recherche Génie Industriel Alimentaire (UMR-GENIAL). Cette équipe travaille sur l'instrumentation et la commande des procédés alimentaires pour rendre leur exploitation appropriée, optimale, sûre et reproductible. Pour cela, la recherche menée par le groupe vise :

- La caractérisation et la maîtrise des dynamiques mises en jeu dans les opérations.
- L'analyse et la mise en évidence des mesures nécessaires au système de commande. Les capteurs sont alors adaptés et/ou développés.
- La réalisation de la conduite des procédés utilisant les modèles dynamiques développés.

Les résultats de ce travail s'inscrivent donc au niveau du dernier point, les conditions opératoires proposées pour la conduite des procédés, sont obtenues par une démarche d'optimisation basée sur le modèle dynamique du système. De plus, ce travail constitue une continuité aux travaux précédents : les modèles utilisés ont été développés au préalable au sein du même laboratoire.

Ainsi, la méthodologie de travail présentée précédemment a été utilisée dans trois applications différentes. Pour cela, trois des procédés alimentaires étudiés dans le laboratoire ont été sélectionnés : le séchage du riz, la cuisson des biscuits et la déshydratation-imprégnation d'un produit carné par immersion. Ces procédés ont été sélectionnés pour deux raisons:

Tableau 2.3. Caractéristiques des différents procédés optimisés

		Séchage	***Immersion***	***Cuisson***
Caractéristiques du procédé	*Mode de fonctionnement*	Discontinu	Discontinu	Continu
	No. d'étapes	Une	Une ou plusieurs	Une
	Dynamique du système	Evolution dans le temps	Evolution dans le temps	Evolution selon la position
	Type de modèle	Connaissance + équation empirique	Modèle hybride : Réseaux de neurones (RN)	Connaissance + de représentation (RN)
	Temps de simulation du modèle	< 1 s	< 1 s	< 3 min
	Type des variables	Continues (réelles)	Continues	Continues
Caractéristiques du problème d'optimisation	*Type du problème*	Non-linéaire continu convexe	Non-linéaire continu non-convexe	Non-linéaire discontinu non-convexe
	Critères étudiés	min durée max qualité	min durée max rendement min sensibilité	min durée min énergie
	Type de critères	linéaire ou quadratique	linéaire ou quadratique	linéaire ou quadratique
	Bornes et contraintes (excepté le modèle)	bornes simples, propriétés cibles du produit final	bornes simples, propriétés cibles du produit final	bornes simples, propriétés cibles intermédiaires et du produit final
Stratégie d'optimisation	*Initialisation*	Aléatoire	Aléatoire	Aléatoire
	Etape I	Recherche des solutions réalisables par SQP	Recherche globale par algorithme génétique	Recherche globale par algorithme génétique
	Etape II	Recherche locale par SQP	Recherche locale par SQP	Recherche locale par SQP
Etudes réalisées	*Convergence des solutions optimales*	Oui	Oui	Oui
	Robustesse aux variations d'état initial	Oui	Oui	Non
	Robustesse aux variations des conditions opératoires	Non	Oui	Oui
	Robustesse aux incertitudes du modèle	Oui	Non	Non

- Pour ces opérations, nous disposons de modèles dynamiques fiables reliant la qualité de produit aux conditions opératoires.
- Ces opérations montrent différents scénarios afin de représenter, en mesure du possible, la diversité présente dans l'industrie alimentaire. Ces caractéristiques sont résumées dans la première partie du tableau 2.3.

L'optimisation a été abordée numériquement afin d'obtenir les conditions optimales de conduite de ces opérations, tout en respectant leurs contraintes associées. Le tableau 2.3 présente également les éléments constituant chaque problème d'optimisation, la stratégie d'optimisation utilisée (d'après le diagramme décisionnel présenté dans la figure 2.2), ainsi que les principales études réalisées (convergence et robustesse) pour chaque application. Les résultats spécifiques à chaque opération seront exposés dans les trois chapitres suivants.

D'après les éléments du tableau 2.3, on peut observer que les problèmes d'optimisation posés pour chaque opération sont aussi différents.

5 Conclusion

A partir des caractéristiques des procédés alimentaires et du principe de calcul des méthodes d'optimisation, présentés dans le chapitre précédent, nous proposons, dans ce chapitre, une méthodologie du travail pour l'optimisation, hors ligne, des conditions opératoires applicables en conduite des procédés. La méthodologie présente une stratégie d'optimisation en deux parties: la construction du problème d'optimisation et le choix de la méthode de résolution. Ce dernier point est réalisé à l'aide d'un diagramme décisionnel.

La stratégie d'optimisation a été appliquée à trois opérations possédant différentes caractéristiques présentes dans les procédés alimentaires. Les résultats sont présentés dans les trois chapitres prochains, qui constituent la deuxième partie de ce travail.

PARTIE II

Etude de trois applications de l'optimisation en conduite des procédés alimentaires

Les trois travaux présentés dans les chapitres suivants ont été (ou seront) soumis à publication. Nous présenterons le texte de la publication précédé d'une introduction au problème, ainsi que de la synthèse des principaux résultats. Chaque texte sera suivi des études complémentaires réalisées et d'une conclusion

Cette partie s'achève par une discussion générale qui constitue d'une part, une synthèse de la méthodologie proposée en analysant ses points forts et ses limitations, et ouvre d'autre part, des perspectives de recherche pour améliorer la stratégie d'optimisation, ainsi que d'élargir son champ d'application.

Dans les prochains paragraphes, nous développerons, de manière générale, trois aspects critiques qui déterminent la qualité des résultats d'un point de vue de l'optimisation : la construction du problème, la méthode d'optimisation utilisée et les incertitudes de calcul.

1 Construction du problème

La construction du problème (définition du critère d'optimisation et des contraintes) va limiter l'espace de recherche des solutions réalisables. Il est souhaitable d'utiliser toute information du procédé pour affiner la recherche de l'optimum. Néanmoins, la complexité du problème (et l'effort de calcul) augmente avec le nombre de contraintes, jusqu'au point où il est impossible de maîtriser le problème (absence de solution réalisable).

Pour les procédés alimentaires traités dans ce travail, nous recherchons certains objectifs améliorant le système (diminution du temps et de l'énergie, augmentation de la qualité et du rendement). Les opérations sont soumises à des contraintes déterminées par les spécifications du produit, les limites de validité du modèle et d'applicabilité du résultat optimal. Ce dernier point est lié à la faisabilité des conditions optimales de conduite calculées, par exemple : la robustesse de l'opération optimale à des variations des variables de commande ou à la variabilité de l'état initial, ou bien l'existence d'autres vecteurs de commande pour arriver au même produit.

Pour intégrer tous les objectifs et toutes les contraintes dans le même problème d'optimisation, il faut prendre certaines décisions. Nous pouvons ainsi envisager des réponses aux questions suivantes :

- Comment traiter le problème multicritères ? :
  - traiter chaque critère séparément,
  - à l'aide d'une somme pondérée des critères. Si c'est le cas, nous devons déterminer les facteurs de pondération, ou bien utiliser une technique pour désigner ces facteurs (p.e. « normal boundary intersection »),
  - à l'aide d'une théorie de décision liée aux résultats.
- Comment définir les contraintes ? :
  - de façon explicite par des équations adjointes aux problèmes,
  - de façon implicite en faisant partie du critère d'optimisation (p.e. une fonction pénalisant la non-satisfaction des contraintes). Dans ce cas, comment déterminer le poids de chaque contrainte et du critère d'optimisation ?

- Comment analyser les résultats ? :
    - peut-on relier les résultats de l'optimisation aux phénomènes intervenant dans le procédé ?
    - les résultats sont-ils en accord avec nos objectifs ?
    - en présence des plusieurs optima locaux, lequel choisir ?

Face aux problèmes d'optimisation présentés dans ce travail, nous avons alors décidé d'agir de la façon suivante :

- L'optimisation à été réalisée sur la base d'un seul critère à la fois. Les différents optima sont donnés sous forme d'un graphique, ou d'un tableau, regroupant leurs compromis vis-à-vis des différents critères utilisés.
- Les contraintes ont été traitées comme des fonctions explicites. Elles ont été hiérarchisées en incontournables et en souhaitables. Les premières contraintes déterminent d'une part, l'obtention d'un produit à une qualité prédéterminée, et d'autre part, l'utilisation des variables bornées par la région de validité du modèle et les limites techniques de l'équipement. Ces premières contraintes sont utilisées lors du calcul de l'optimum. Les deuxièmes contraintes représentent certaines caractéristiques qui avantagent une solution optimale parmi les autres. Ces contraintes sont utilisées, après le calcul, comme des « critères additionnels » pour la sélection de la solution la plus adéquate.
- Les résultats ont été analysés suivant trois points de vue : celui du génie des procédés, celui de l'optimisation et celui de la conduite. Le premier, pour expliquer les résultats vis-à-vis des phénomènes intervenant dans le procédé. Le deuxième, pour déterminer l'adéquation de la stratégie d'optimisation utilisée. Le dernier, pour évaluer la pertinence des résultats face à l'objectif directeur qui est la conduite des procédés.

Dans les chapitres d'applications, la discussion sur l'aspect du génie des procédés, ainsi que quelques éléments sur l'adéquation des conditions optimales calculées (vis-à-vis de la conduite) et de la stratégie d'optimisation utilisée, sont donnés dans le texte de la publication. L'analyse sera donc complétée lors de la discussion générale.

2 Choix de la méthode d'optimisation

Parmi les différentes méthodes présentées dans le premier chapitre (§3.1), nous avons sélectionné celles qui, *a priori*, sont les plus adéquates aux problèmes d'optimisation des procédés alimentaires. En général, ces problèmes sont dynamiques, non-linéaires, multicritères et soumis à un certain nombre de contraintes. Un problème, dans ces conditions, est rarement convexe (un seul optimum qui est un minimum), une recherche globale de l'optimum s'impose alors.

Les méthodes de recherche globale déterministes sont limitées à des systèmes assez simples (ce qui n'est pas le cas des procédés alimentaires), nous avons alors décidé d'utiliser une méthode stochastique. Nous avons sélectionné les algorithmes génétiques pour différentes raisons : leur robustesse est assurée (même en présence des discontinuités), ils peuvent être utilisés en présence des variables discrètes, ils retiennent tout un groupe de solutions à chaque itération (ce qui est avantageux lors de la résolution des problèmes multicritères), de plus, ils sont d'implémentation facile (le modèle est traité comme une boîte noire). En contrepartie, les algorithmes stochastiques présentent une convergence lente vers la valeur exacte de l'optimum.

Nous avons donc sélectionné une méthode déterministe, connue pour sa capacité à trouver l'optimum de façon rapide et précise, au voisinage du point d'initialisation du calcul : la programmation quadratique séquentielle. Cette méthode a prouvé ses capacités lors des nombreuses applications en industrie chimique.

L'une, l'autre ou la combinaison de ces deux méthodes est utilisée lors de la recherche de l'optimum. Ce choix est déterminé en suivant le diagramme de décision montré dans le chapitre précédent (§2.2). La discussion sur l'adéquation de la ou des méthode(s) utilisée(s) sera présentée pour chaque application dans les prochains chapitres.

3 Les incertitudes du calcul

Les optima calculés sont affectés par un certain nombre d'incertitudes :

Les incertitudes liées aux modèles : les hypothèses simplificatrices des phénomènes, l'utilisation (ou non) d'un plan d'expériences adéquat à l'identification du modèle, l'erreur de mesure, la reproductibilité des mesures, entre autres, déterminent la précision du modèle, ainsi que sa capacité à reproduire la dynamique du système. Tous ces aspects limitent la justesse des optima calculés.

Les incertitudes liées à la méthode d'optimisation : L'erreur d'arrondi (du système informatique), ainsi que l'erreur provoquée par la discrétisation des variables, par l'évaluation des dérivées (méthode des perturbations finies), par la transformation du problème à une série de sous-problèmes plus simples (cas SQP) et par les critères d'arrêt du calcul (tolérance de variation significative entre les différentes variables).

Les incertitudes liées au système : la variabilité des matières premières, l'incertitude de mesure, la variabilité des conditions d'opération et d'autres perturbations agissant dans le système.

Lors de notre travail, nous n'étions pas en mesure d'évaluer l'impact de toutes ces incertitudes sur les résultats. Néanmoins, quelques études de sensibilité des optima calculés par rapport aux variations des conditions opératoires, de l'état initial du produit et des paramètres du modèle, ont été réalisées pour déterminer la robustesse des opérations optimales.

Les études de robustesse réalisées pour chaque opération sont résumées dans le tableau 3 du chapitre précédent. Les résultats de ces études servent de « critères additionnels » pour sélectionner les solutions optimales les plus adéquates.

Chapitre 3

Optimisation d'un procédé discontinu de séchage du riz

Ce chapitre est consacré à l'optimisation des trajectoires des conditions opératoires d'un procédé de séchage du riz. Le traitement technologique du riz paddy implique une étape de séchage, pour passer d'une teneur en eau qui varie entre 220 et 750 g/kg b.s. (base sèche) après récolte, à une teneur inférieure de 140 g/kg b.s. Néanmoins, certaines conditions opératoires provoquent la rupture de l'endosperme du grain au détriment de la qualité du produit qui, d'un point de vue économique, s'exprime comme le rendement en grains entiers. L'objectif de ce travail est l'optimisation dynamique du procédé, en vue de maximiser ce rendement.

L'optimisation a été réalisée numériquement, à l'aide d'un modèle du procédé. Le modèle est composé de deux parties : Un premier modèle à deux compartiments, qui évalue la température et la teneur en eau du riz disposé en couche mince, à partir des conditions de l'air de séchage : les trajectoires de température (variant entre 40 et 80 °C) et d'humidité relative (variant entre 5 et 80%). Le deuxième modèle (cinétique réactionnelle du type Arrhenius) estime la qualité du produit. (Abud et al, 2000)

Les critères d'optimisation visés sont la maximisation de la qualité et la minimisation de la durée d'opération. Les conditions opératoires varient avec le temps, elles sont présentées sous forme de trajectoires formées de 25 paliers. Le produit est contraint d'atteindre une teneur en eau cible pour assurer sa conservation. Les variables de commande sont bornées par les limites de validité du modèle.

Dans ces conditions, le problème d'optimisation dynamique multicritère est de type non-linéaire sous contraintes. Le caractère multicritère a été traité en construisant la frontière de décision de Pareto dans l'espace temps - qualité. Les trajectoires de conduite qui maximisent la qualité finale ont donc été calculées pour différentes durées de l'opération. Le calcul de l'optimum se déroule en deux étapes : Le calcul d'une solution réalisable (mais sous-optimale) est réalisé en premier, à l'aide d'un critère auxiliaire qui pénalise la non-satisfaction des contraintes. Le deuxième calcul est réalisé avec le critère normal pour trouver l'optimum. Etant donné les caractéristiques du problème d'optimisation (problème continu, dérivable et convexe), les deux étapes ont été réalisées par programmation quadratique séquentielle.

Ce travail est décrit en détail dans l'article « Dynamic optimal control of batch rice drying process » paru dans Drying Technology (20 :1319-1345). Y sont notamment présentés les résultats de convergence aux trajectoires optimales de conduite, ainsi que les études de sensibilité des trajectoires optimales, aux variations dans l'état initial du produit et aux paramètres du modèle dynamique. Le caractère antagoniste de la qualité atteinte face à la durée de l'opération (les deux critères d'optimisation) est illustré sur la base d'un graphique du type Pareto.

La comparaison des optima trouvés par une autre méthode (algorithme génétique) et la faisabilité de la mise en œuvre des trajectoires optimales de conduite sont présentées en annexes. L'analyse de ces résultats du point de vue de l'optimisation est présentée dans la discussion générale.

Dynamic optimal control of batch rice drying process

A. Olmos[1], I.C. Trelea[2], F. Courtois[1], C. Bonazzi[1], G. Trystram[1]

[1]ENSIA, UMR Génie Industriel Alimentaire : *Cemagref*, ENSIA, INRA, INAPG
1, Avenue des Olympiades, 91744 Massy, France
[2]INA P-G, UMR Génie et Microbiologie des Procédés Alimentaires
78850 Thiverval-Grignon, France

ABSTRACT. The drying of paddy rice may result in quality degradation, expressed as a head kernel yield, leading to significant commercial depreciation of the product. A mathematical model of the drying and of the quality degradation process was combined with a dynamic optimization algorithm to determine the drying conditions (air temperature and relative humidity as functions of time) that ensured the highest possible final product quality for a specified drying time and a specified final moisture content. The robustness of the optimal drying strategy with respect to the initial state of the product, to the model parameters and to the initialization of the optimization algorithm was verified. The compromise between the highest achievable final quality and the allowed total drying time was studied. The combination of simulation and optimization yielded a new insight in the rice drying process and in the quality preservation strategies.
Key Words and Phrases: grain breakage, dynamic optimization, optimal control; paddy rice drying; sequential quadratic programming

1 Introduction

The technological processing of paddy rice includes its drying from an initial moisture content contained between 220 and 750 g water / kg d.b. (dry basis) after harvesting down to a final moisture content of 140 g/kg d.b. or less. For some operating conditions the drying process may lead to endosperm breakage due to mechanical stress (1). From an economic point of view, the quality of rice is expressed as a head kernel yield. The term "head rice" denotes milled rice comprised of kernels three-fourths or more the original kernel. The rice price falls with each percentage point lost, so it is critical to maintain optimum conditions during drying, storage and milling operation to obtain a high head rice yield. (2)

Different process strategies in order to improve head rice yield like grain tempering and process interruptions have been proposed. (3, 4). This approach mainly keeps uniform (inner and outer) grain moisture, however a longer operation time is required.

Specific works determined that grain breakage is caused by an unequal shrinking of the endosperm resulting from uneven dehydration of the kernel (5) due to high drying temperature (6) and/or high drying rate (7). Abud et al. (8) showed that the combination of operating conditions (drying temperature, drying time and air humidity) produces a moisture content gradient inside the grain that can either increase or decrease the mechanical stress. Fissuring and thus breakage occur if the stress exceeds a certain threshold (9). Abud, et al (10) state an empirical equation for the quality degradation rate as a function of the operating conditions.

The optimal process control is concerned with the selection of the process operating conditions that maximize or minimize a function that relies technical and/or economic parameters called optimization criterion. The optimal operating conditions are usually computed off-line and then applied to the process without change (11). Thus, control could be successfully accomplished by a very simple controller like the PID (12). In drying processes, quality improvement and operational cost reduction are two main objectives that, in some cases, are conflicting ones hence both optimization method and criterion have to be carefully chosen.

Boxtel and Knol (13) calculated the optimal control variables trajectories, temperature and flow rate, of a drying process were product quality depends in biological components that could be inactivated by the operation conditions. A deterministic dynamic optimization method is applied. The process model included quality degradation. The optimization criterion is expressed in benefits (quality depended) nets (operational costs are deducted).

Kiranoudis and Markatos (14) optimized a potato slice drying process with a similar objective). Quality was defined as product color and the operating conditions were drying air temperature and

relative humidity, both kept constant during the process. The mathematical model included the drying state equations, the color evolution kinetics and an estimation of the operation cost. The best operating conditions were determined based on a Pareto graph.

Instead of including quality reduction in the mathematical model, several authors, indirectly avoided quality degradation through the optimization criterion: reducing drying rate (15) or applying features (e.g. maximal grain temperature and maximal moisture distribution of the product) on the main target as penalty factors (16).

Trelea *et al*. (17) proposed an optimal strategy for corn drying. The optimization criterion was the drying cost taken as a weighted sum of the batch duration and the estimated energy consumption. The optimized operating conditions were the total drying time, the air temperature and relative humidity, subject to constraints on the final product moisture content and the final wet-milling quality. The mathematical model included drying and quality degradation kinetics. The current product state was estimated on-line based on available measurements and the operating conditions were adjusted in real time in order to compensate various disturbances such as higher or lower initial grain moisture content and temporary equipment failures.

In the present work, optimal drying conditions for paddy rice (air temperature and relative humidity trajectories) were determined. The optimization criterion was the final rice quality, expressed as a head kernel yield. The final product moisture content was constrained to a target value in a fixed operation time. The drying time – quality degradation compromise was studied by performing the optimization for several specified batch durations. The dynamic model used for optimization consisted of a compartment drying model for thin layers of rice together with an empirical quality degradation kinetic (10, 18). The dynamic optimization algorithm was based on a sequential quadratic programming technique.

2 Materials and methods

2.1 Product and dryer

The experimental data used in this work was obtained from Abud. (19) Homogeneous samples of paddy of the Ariete variety from Camargue, France were used. The product was harvested at 250 g/kg d.b. moisture content before vacuum packing at ambient temperature in the dark. The absence of mold was checked. A thin product layer (30 mm, i.e. 600 g of wet paddy) was dried in each experiment.

Moisture content was determined by drying in an oven at 130 °C during 2 hours, with pre-drying for high initial moisture content, at the beginning and at the end of the drying according to the NF V03-707 norm; during the process, moisture content was calculated by mass loss. The measurement accuracy stated by the norm is at least 1.5 g/kg. Rice quality was determined using the NF ISO 6646 norm: samples of rough rice were hulled in a husker with two-rubber disk and milled on an abrasive con. Head rice yield is the weight percentage between milled "head rice" and total milled rice. The stated accuracy of the quality determination was 3%.

The automatically controlled grain dryer is schematically shown in Figure 3.1. It allows time-varying drying conditions ranged in the following bounds: air temperature between 15 and 160°C, air moisture content between the ambient value and 300 g/kg of dry air and air velocity between 0.25 and 2.7 m/s. Drying air is conditioned before entering to the dryer by sensors and PID controllers that assured specific values of air temperature, relative humidity and velocity. Product weight was measured at regular time intervals using electronic scales (air flow was deviated during weighting).

2.2 Mathematical model

A compartment model of thin-layer paddy drying kinetics proposed by Abud *et al* (18) is used in this work.

The process state vector (X) consists of the moisture content in the inner compartment (x_1), in the outer compartment (x_2), of the grain temperature (T_g) and of the grain quality (Q):

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & T_g & Q \end{bmatrix}^T \quad [1]$$

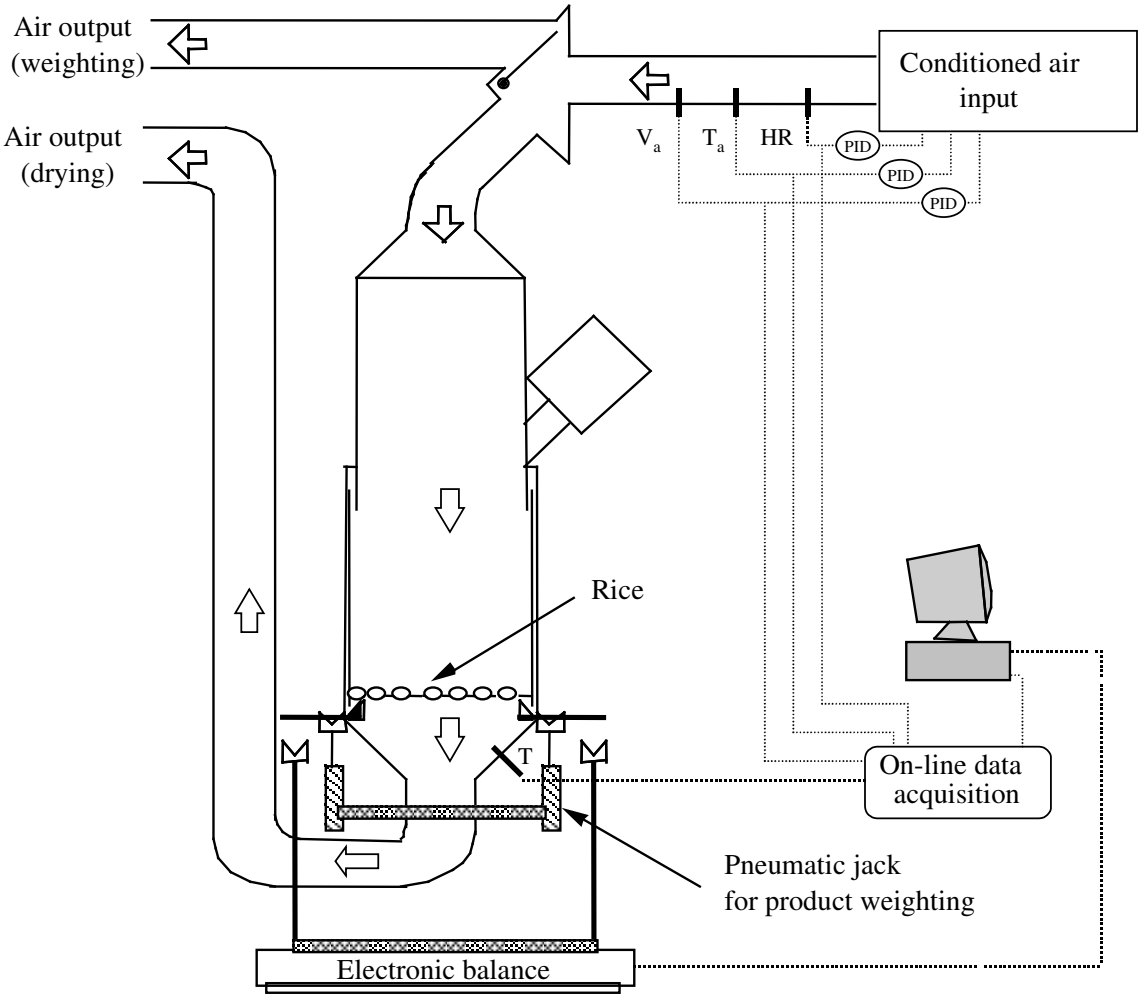


Figure 3.1. Schematic representation of the computer controlled grain dryer.

The control variables vector (*U*) depend on control capabilities of the dryer in order to apply the optimal trajectories directly using the dryer controllers. Since air velocities, between 0.26 and 2.12 m/s, have no significant effect in thin layer drying, only air temperature (T_a) and relative air humidity (H_R) were chosen:

$$U = \begin{bmatrix} T_a & H_R \end{bmatrix}^T \quad [2]$$

The two compartment model equations are:

$$\frac{dx_1}{dt} = \frac{\beta_1}{\rho_g \cdot \tau_1}\left(x_2 - x_1\right) \quad [3]$$

$$\frac{dx_2}{dt} = \frac{\beta_2 \cdot S_{sg}}{\rho_g \cdot \tau_2}\left(p_a - p_g\right) - \frac{dx_1}{dt} \cdot \frac{\tau_1}{\tau_2} \quad [4]$$

$$\frac{dT_g}{dt} = \frac{\alpha \cdot S_{sg} \cdot \left(T_a - T_g\right) + \beta_2 \cdot S_{sg} \cdot \left(p_a - p_g\right) \cdot L_v}{\rho_g \cdot \left(C_{pg} + C_{pw} \cdot x_m\right)} \quad [5]$$

Equation 3 describes the moisture transfer for the inner compartment, Equation 4 for the outer compartment and Equation 5 represents a heat balance, the grain temperature is considered uniform

and equal for all the compartments. The significance of the variables is given in Figure 3.2 and in the nomenclature section.

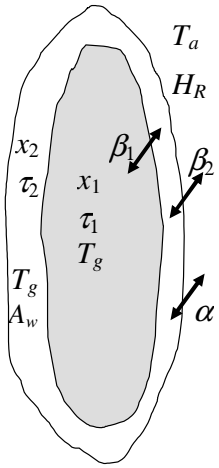


Figure 3.2. Schematic representation of the grain compartments.

The rice quality evolution, as described by Abud *et al* (10), follows a second order kinetic (10):

$$\frac{dQ}{dt} = -K \cdot Q^2 \qquad [6]$$

The quality degradation rate coefficient (K) is expressed as a function of the moisture content gradient between the two compartments and of the grain temperature (T_g) via an Arrhenius-type law:

$$K = -K_0 \cdot \left(x_2 - x_1 \right)^5 \cdot \exp\left(\frac{-E_a}{R \cdot \left(T_g + 273.1 \right)} \right) \qquad [7]$$

The average moisture content of the grain takes into account the volume fraction of each compartment (τ_1 and τ_2):

$$x_m = x_1 \cdot \tau_1 + x_2 \cdot \tau_2 \qquad [8]$$

The mass transfer coefficients between the two compartments (β_1) and between the outer compartment and the air (β_2) are:

$$\beta_1 = B_{10} \cdot \exp\left(B_{11} \cdot x_m \cdot T_g \right) \qquad [9]$$

$$\beta_2 = B_{20} \cdot \exp\left(B_{21} \cdot T_a \right) \qquad [10]$$

The heat transfer coefficient between the grain surface and the drying air is computed using the empirical relationship proposed by Loncin and Merson (20):

$$\alpha = C_5 \cdot L_v \cdot \beta_2 \qquad [11]$$

The water activity at the grain surface is computed with a formula similar to the one used by Pfost (21):

$$A_w = \exp\left(\frac{-\exp\left(\frac{C_1 - x_2}{C_2} \right)}{C_3 \cdot \left(T_g - C_4 \right)} \right) \qquad [12]$$

The partial vapor pressure at the grain surface is thus:

$$p_g = p_{g\,sat} \cdot A_w \qquad [13]$$

The numerical values of model parameters are listed in Table 3.1. For more details on the model derivation and on parameter identification the interested reader is referred to (19).

Table 3.1. Dynamic Model Constants and Parameters by Abud 2000 (19)

Constants		
Symbol	Units	Value
C_5	Pa °C^{-1}	65
C_{pg}	J (kg dry matter)$^{-1}$ ° C^{-1}	1300
C_{pw}	J (kg water)$^{-1}$ °C^{-1}	4210
ρ_g	(kg dry matter) m^{-3}	1500
S_{sg}	m^2 m^{-3}	2000
τ_1	m^3 m^{-3}	0.6
τ_2	m^3 m^{-3}	0.4
R	J mol^{-1} K^{-1}	8.32
Parameters determined from experimental data		
B_{10}	(kg dry matter) m^{-3} s^{-1}	0.01316
B_{11}	(kg water)$^{-1}$ (kg dry matter) °C^{-1}	0.3083
B_{20}	(kg water) m^{-2} Pa^{-1} s^{-1}	2.304×10^{-9}
B_{21}	°C^{-1}	0.0442
C_1	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	0.319
C_2	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	0.0493
C_3	°C^{-1}	1.8994
C_4	°C	2.5457
K_0	(kg water)$^{-5}$ (kg dry matter)^5 %$^{-1}$ s^{-1}	1.56×10^{27}
E_a	J mol^{-1}	1.657×10^5

2.3 Model validation

The mathematical model was validated in the following range of operating conditions: air temperature between 40 and 80°C, relative humidity between 5 and 80% and air velocity between 0.26 and 2.12 m/s. The model accuracy was assessed using the mean absolute error between the simulated and the measured values of the grain moisture content and of the grain quality:

$$\overline{E}_x = \frac{\sum \left| x_m - x_{meas} \right|}{\text{No. of measurements}} \qquad [14]$$

$$\overline{E}_Q = \frac{\sum \left| Q - Q_{meas} \right|}{\text{No. of measurements}} \qquad [15]$$

A graphical comparison between the simulated and the measured grain moisture content is given in Figure 3.3a. The computed values are very close to the experimental ones. The mean absolute error for the 17 drying experiments performed in various operating conditions is 15.1 g/kg of dry rice. In Figure 3.3b the model accuracy is reported for the various combinations of drying conditions used in the experimental design. The poorest accuracy is obtained for the lowest drying temperature and the highest relative humidity. Except this relatively small area in Figure 3.3b, the model accuracy is always better than 10 g/kg.

Figure 3.4a shows the plot of the simulated rice quality against the measured one for 15 drying experiments performed in various operating conditions. The mean modeling error is 3.4%. It can be seen in Figure 3.4b that the quality is predicted accurately for all combinations of drying conditions, including those with an extreme evaporating capacity: low temperature - high relative humidity and *vice versa*. It should be noted that even the largest modeling error (6.5%) is of the order of the measurement error allowed by the quality determination procedure (3%).

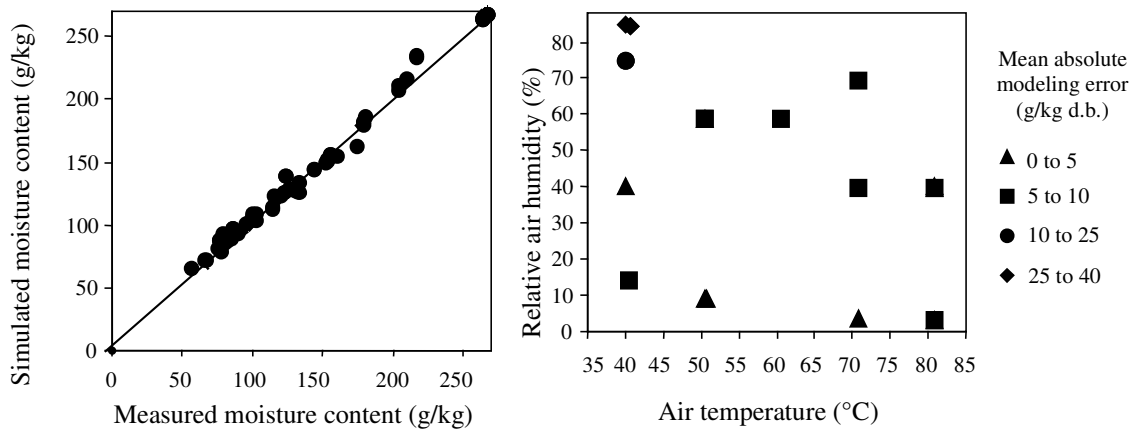


Figure 3.3. Validation of the dynamic drying model. (a) Simulated versus measured moisture content. (b) Model accuracy for various combinations of operating conditions.

Evaporating capacity is the maximum water quantity than can be evaporated adiabatically for one kilogram of drying air. It is calculated as the difference in humidity radios (expressed in g of water per kilogram of dry air) between drying air and the adiabatically saturated one. (22)

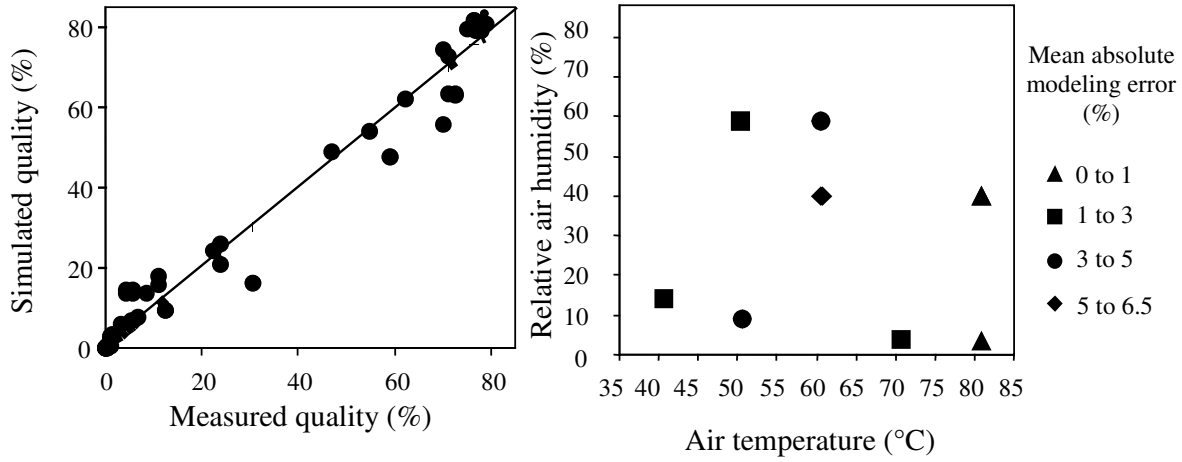


Figure 3.4. Validation of the dynamic grain quality model. (a) Simulated versus measured product quality. (b) Model accuracy for various combinations of operating conditions.

2.4 Constrained optimization problem

The selected optimization goal was the maximization of the final rice quality. In order to fit the standard problem formulation required by the optimization algorithm, the optimization criterion (*J*) was defined as the negative value of the final quality and minimization of this modified criterion was performed:

$$\min_{U(t),\ t\in[0\ t_f]} J \qquad [16]$$

$$J = -Q(t_f) \qquad [17]$$

Since moisture content reduction and quality preservation are conflicting objectives, a target value for the final moisture content had to be specified as a constraint. Otherwise, too mild-drying conditions would have been selected:

$$x_m(t_f) = x_{target} \quad [18]$$

The control variables were constrained to lie in the model validity range:

$$U_{\min} \le U(t) \le U_{\max}$$

$$U_{\min} = \left[T_{a\min} \quad H_{R\min} \right]^T \quad [19]$$

$$U_{\max} = \left[T_{a\max} \quad H_{R\max} \right]^T \quad [20]$$

The total drying time reduction is another main economic goal. The tradeoff between fast drying and quality preservation was dealt with by running several optimization calculations with various fixed drying times and constructing a Pareto graph of the highest achievable final quality ($Q(t_f)$) versus the specified batch duration (t_f). The final economic decision was thus left to the user.

2.5 Initial control profile

The optimization algorithm needs a feasible control profile to start, i.e. temperature and relative humidity profiles that satisfy all the constraints, including the achievement of the final moisture content target in the specified drying time. The calculations were initialized with random control variable profiles so an auxiliary optimization criterion (J_{aux}) was used to obtain feasible (but generally sub-optimal with respect to the grain quality) controls:

$$\min_{U(t),\, t\in[0 \quad t_f]} J_{aux} \quad [21]$$

$$J_{aux} = \left(x_m(t_f) - x_{target} \right)^2 \quad [22]$$

Control profiles obtained from the minimization of the auxiliary criterion (J_{aux}) were then used as initial profiles for the product quality maximization based on the main criterion (J).

2.6 Optimization algorithm

The considered optimal control problem is a dynamic one since the unknown control variables are functions of time. The optimization criterion is either a linear (J) or a quadratic (J_{aux}) function of the state variables. The constraints are linear functions of the state and control variables. The non-linearity comes from the dynamic model of the process. Taking into account these characteristics of the control problem, a sequential quadratic programming (SQP) algorithm was used for solving it (23) coupled with a collocation (time discretization) technique (24) and a safeguarded line search based on a "confidence region" method (25). The main steps of the algorithm are:

Step 1: **Discretization of the dynamic problem**. The state and control variables are regularly sampled at a finite number of time points. This reduces an infinite-dimensional problem to a finite-dimensional one, which can be handled by a numerical computer. The optimization criterion, the constraints and the dynamic model equations are discretized on the same time grid.

Step 2: Construction of a local optimization sub-problem. The non-linear optimization problem is approximated locally (using limited Taylor series expansion) by a quadratic one with linear constraints. The discretized dynamic model equations are treated as additional constraints. The limited Taylor series expansion being valid only locally, a limited search region around the current solution is established using a set of "box" (min-max) constraints.

Step 3: **Solution of the local optimization sub-problem**. Reliable numeric software exists for the solution of quadratic optimization problems with linear constraints. Commercial software based on an "active constraint set" method was used (24).

Step 4: **Convergence test**. The non-linear state equations are solved using the determined control variables. The value of the optimization criterion is computed and the satisfaction of the constraints is checked. If the control variables, the state variables and the optimization criterion are modified by less than a pre-specified amount and if all constraints are satisfied, than calculations are halted. Else a new iteration is made starting with step 1.

2.7 Reference batch

Unless stated otherwise, the results presented in the paper were obtained for the conditions of a typical paddy drying process called “reference batch” in the following. The parameters of the reference batch are listed in Table 3.2. Some analyses required the modification of one or more parameters of the reference batch as indicated in each specific case. All unspecified parameters, however, are those of the reference batch.

Table 3.2. Reference Batch Conditions

Category	*Symbol*	*Value*
Initial product state	$x_m(0)$	270 g/kg d.b.
	$T_g(0)$	20 °C
	$Q(0)$	80 %
Admissible range of the control variables	$T_{a\,\min}$	40 °C
	$T_{a\,\max}$	80 °C
	$H_{R\,\min}$	5 %
	$H_{R\,\max}$	80 %
Imposed conditions	x_{target}	130 g/kg d.b.
	t_f	2 hours

The limit values of control variables and the imposed conditions are considered in the optimization strategy as constrains

3 Results and discussion

3.1 Convergence of the optimization algorithm

The optimization algorithm is always initialized with random control trajectories as described previously. Robust convergence of the optimization procedure to a unique solution was verified. Figure 3.5a shows the average and the extreme control profiles obtained after six random initializations of the optimization algorithm for the reference batch. The corresponding state trajectories are given in Figure 3.5b.

It appears that there is no significant difference between the results of the six calculations. The average standard deviation along the moisture content trajectory equals 1.03 g/kg d.b., which is much less than the model accuracy (15 g/kg) and also less than the allowed experimental error for moisture content measurement (1.5 g/kg). The quality variations seem larger at the figure scale, with an average standard deviation of 0.19% along the trajectory. This variation is, however, insignificant compared to the model accuracy (3.4%) and to the allowed experimental error for quality measurement (3%). The quality uncertainty diminishes at the end of the batch: the final quality equals 76±0.17% for all six runs. Thus, the variability of the optimal control trajectories in Figure 3.5a does not have any significant effect on the state variables and the convergence of the optimization algorithm appears satisfactory.

Similar studies were performed to check if the convergence was maintained for a different total drying time and various ranges of allowed operating conditions. The observed variations were not significant in all cases. For example, in a 10 hours drying experiment standard deviations were found to be 0.27 g/kg for the moisture content and 0.007% for the product quality, both of them are lower than the reference batch ones.

Based on Figure 3.5 one can estimate the admissible tolerances for the practical implementation of an optimal drying experiment, without producing significant deviations of the process state.

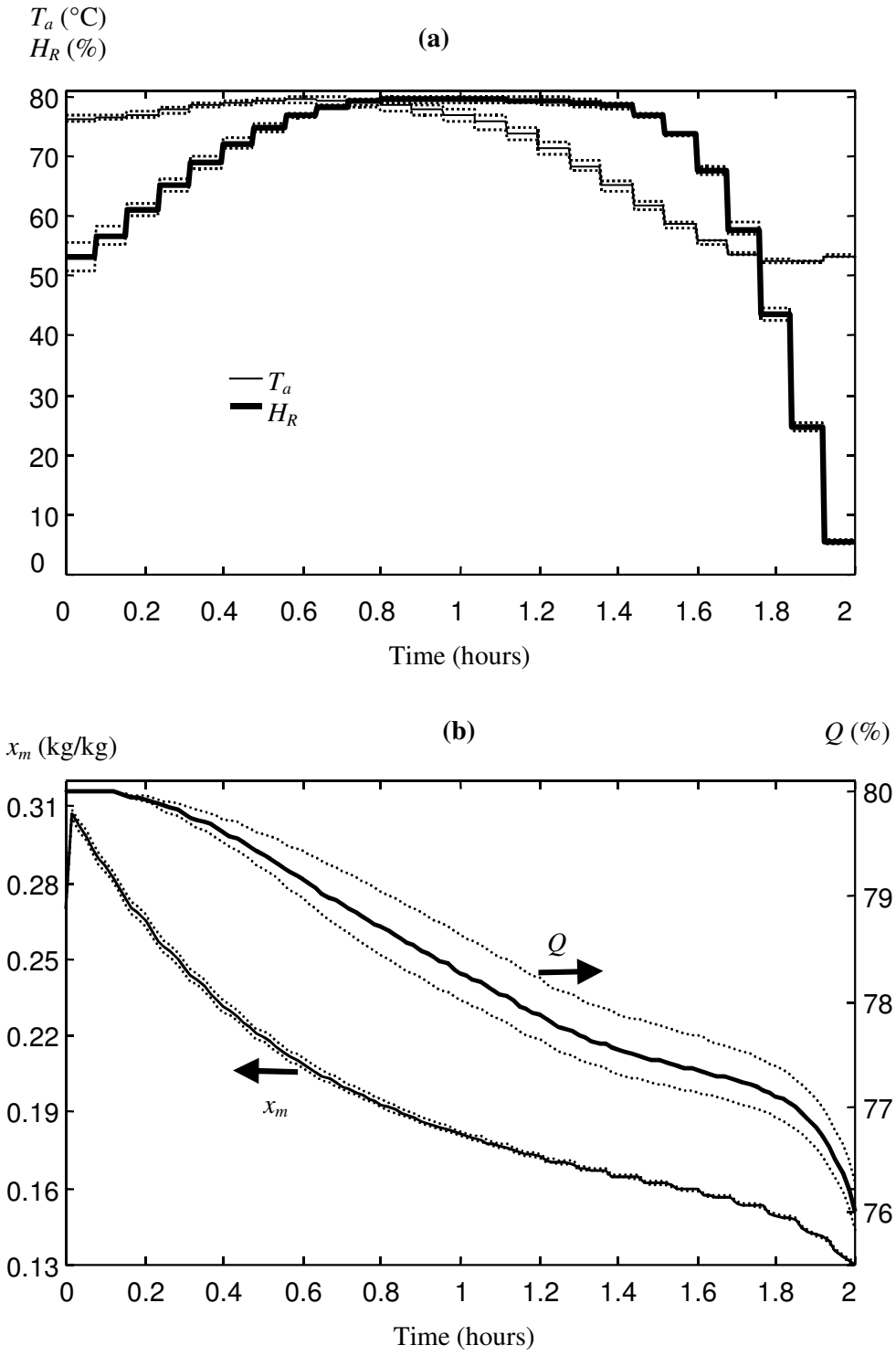


Figure 3.5. Convergence of the optimization algorithm from six random initial control profiles. (a) Control variable profiles: air temperature and relative humidity. (b) Process output trajectories: product moisture content and quality. Solid lines are mean values and dotted lines are extreme values of the six calculations.

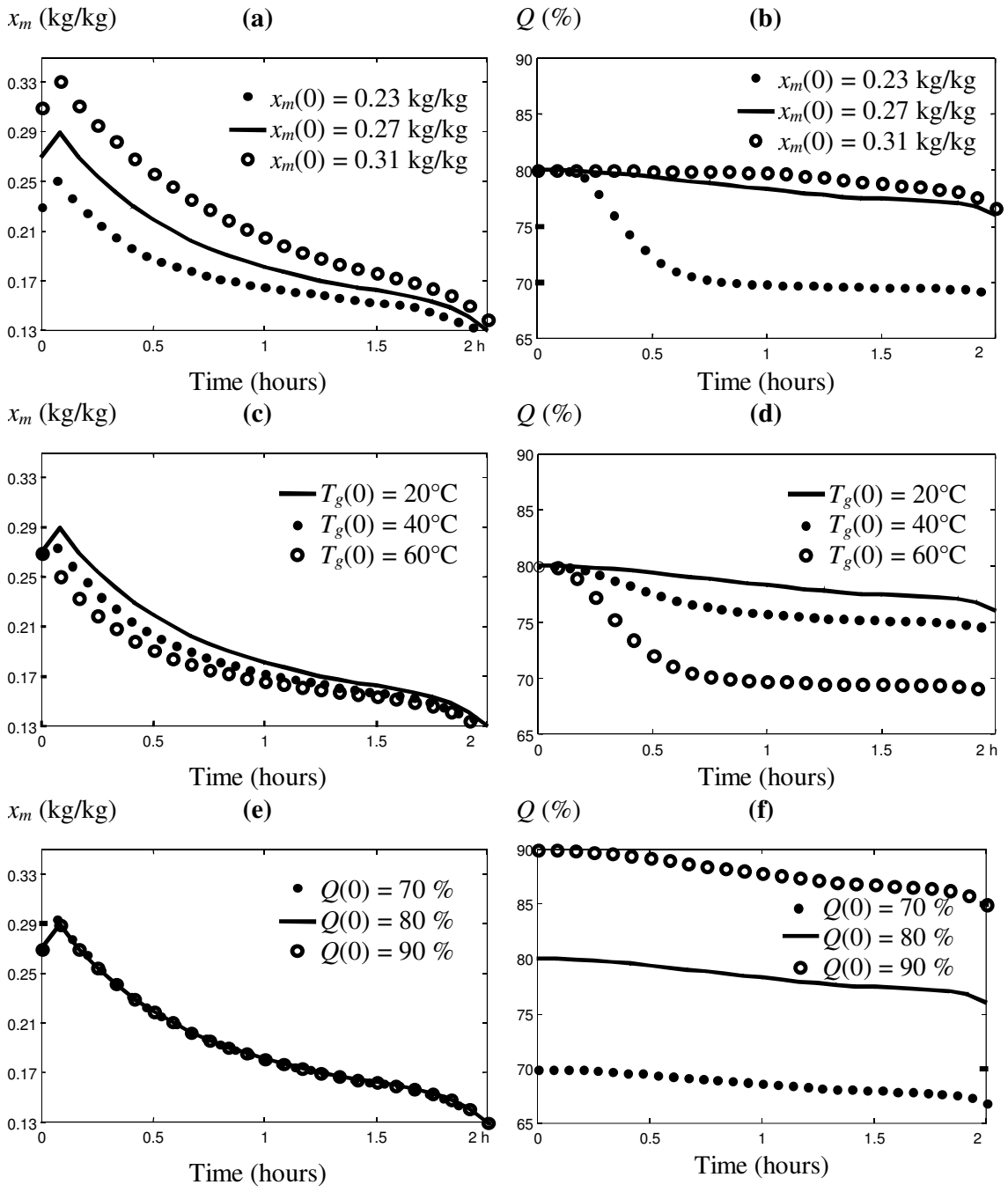


Figure 3.6. Robustness of the optimal control strategy with respect to changes in the initial product state. The optimal control profiles computed for the reference batch are applied without change. (a, b) Variations in the initial grain moisture content. (c, d) Variations in the initial grain temperature. (e, f) Variations in the initial grain quality. Symbols: (—) reference batch, (●) low value of the initial state, (○) high value of the initial state.

3.2 Robustness of the optimal control policy to changes in the initial product state

Case 1. The robustness of the optimal control policy was studied by applying without change the optimal control profiles determined for the reference batch to batches with different values of one of the initial product states.

Firstly, the initial moisture content was varied between 230 and 310 g/kg d.b. When the initial moisture content is under the reference value. The drying rate is unnecessarily high since it was calculated for a target final moisture content of 270 g/kg, thus producing a significant quality loss. The opposite is true for the higher initial moisture content (Figure 3.6a): where it is impossible to achieve the final moisture target and its final quality is only marginally improved though.

Secondly the initial grain temperature was varied between 20 and 60°C. In all cases the moisture content target is achieved. For 60°C the initial condensation phase (zone A) disappears (Figure 3.6c) and significant quality degradation occurs during the first 30 minutes (Figure 3.6d). At 40°C the drying and quality degradation kinetics are relatively similar to the reference conditions (20°C). Finally, the initial grain quality has been varied between 70 and 90%. This has not effect on the drying kinetic (Figure 3.6e). The quality evolution curves are almost parallel so the differences in the final product quality exclusively reflect the differences in the initial quality (Figure 3.6f).

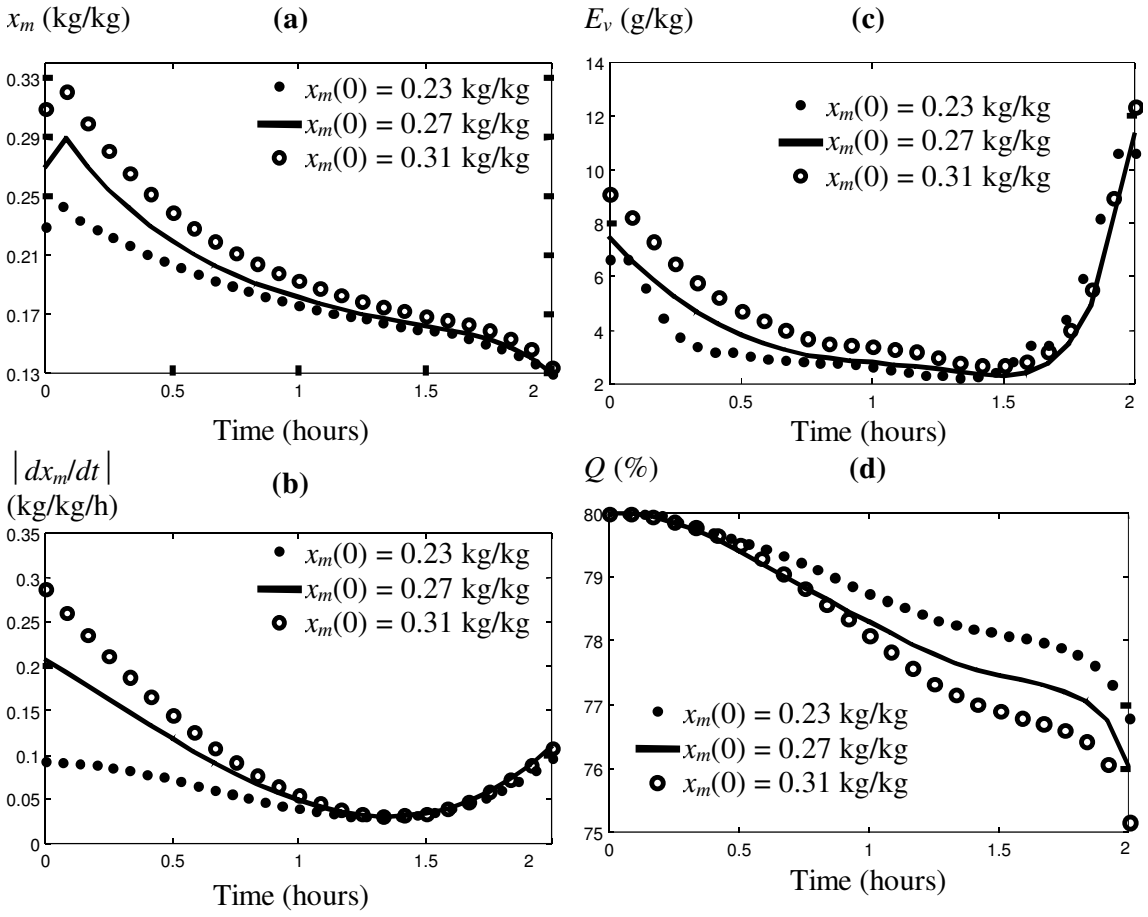


Figure 3.7. Robustness of the optimal control strategy with respect to changes in the initial moisture content of the grain.
The optimal control profiles are re-computed for each value of the initial moisture content. (a) Average product moisture content. (b) Drying rate. (c) Evaporation capacity of the drying air. (d) Grain quality.

Case 2. The optimization algorithm was used to re-compute optimal control profiles for each of the initial product state values mentioned previously. For the initial grain temperature and initial product quality variations the results are not significantly different from those of the reference batch

(not shown). However, for various initial moisture contents, specifically determined control profiles always ensure a final moisture content equal to the target value (Figure 3.7a). In order to reach the final moisture content in the specified time, the drying rate at the beginning of the batch was either strongly increased or decreased compared to the reference batch (Figure 3.7b) by changing the air evaporation capacity (Figure 3.7c). The quality degradation kinetics (Figure 3.7d) exhibit the expected behavior: drying conditions are less aggressive in the case of lower initial moisture content. The final product quality was improved compared to the results in Figure 3.6b (75 instead of 70%).

In summary, appropriate optimal control profiles are worth re-computing only for variations in the initial moisture content of the rice.

3.3 Robustness of the optimal control policy to changes in the model parameter values

The consequence of using optimal trajectories computed with a model with either underestimated or overestimated parameters was investigated. The moisture content profiles exhibited significant differences only for variations in the water activity. The grain quality, however, appeared much more sensitive to model parameters. An overestimation of the water activity makes the optimization algorithm to use higher evaporation capacities that cause significant quality degradation (Figure 3.8a).

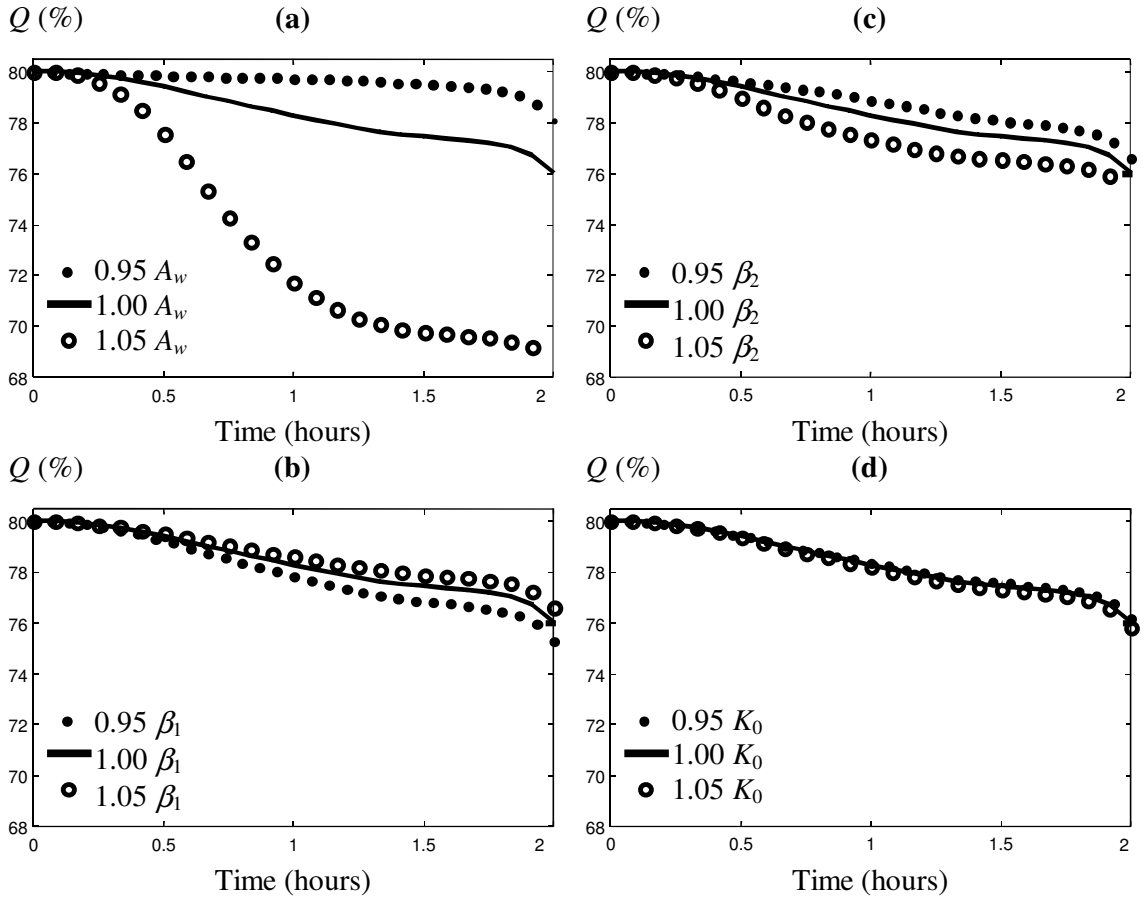


Figure 3.8. Sensitivity of the quality degradation kinetic with respect to changes in the model parameters. The optimal control profiles computed for the reference batch are applied without change. (a) Variations in the water activity at the surface of the grain. (b) Variations in the mass transfer coefficient between the inner and the outer grain compartment. (c) Variations in the mass transfer coefficient between the outer grain compartment and the drying air. (d) Variations in the quality degradation rate. Symbols: (—) reference batch, (●) low value of the model parameter, (○) high value of the model parameter.

If the mass transfer coefficient between the inner and the outer grain compartment (β_1) is underestimated, the moisture content gradient is higher and the quality degradation is also increased (Figure 3.8b). A similar effect occurs if the mass transfer coefficient between the outer grain compartment and the air (β_2) is higher than expected (Figure 3.8c): the moisture content of the outer compartment decreases faster, increasing the moisture content gradient between the two compartments. The effects of the mass transfer coefficients on quality degradation are relatively limited, however. Five percent variation of the quality degradation rate coefficient (K_0) has a negligible effect (Figure 3.8d).

In contrast to the case of variations in the initial product state, re-computing optimal control profiles for the various values of the model parameters does not lead to significant performance improvement except for the water activity : the final quality decrease compared to the reference batch becomes 1% instead of 5% in Figure 3.8a.

3.4 Description of the optimal rice drying kinetic

The optimization results of the drying conditions for the reference batch (parameters in Table 3.2) are reported in Figure 3.9. The optimization algorithm computes the control variable profiles from which the state and the output variable trajectories are determined using the dynamic process model. Five zones can be distinguished in Figure 3.9:

Zone A. Water condensation on the product surface occurs at the very beginning of the drying process (Figure 3.9d) because the grain temperature is below the dew point temperature of the air. The water activity of the outer compartment is close to one (Figure 3.9f) which allows the usage of relatively intense drying conditions without any quality degradation (Figure 3.9d). Although superficial water activity is equal to 1, the model simulation program calculates the water activity in the whole outer compartment that is slightly less than 1.

Both the air evaporating capacity (Figure 3.9c) and the drying rate (Figure 3.9e) are high at the beginning of this zone but they decrease gradually due to the increase of the relative air humidity.

Zone B begins when the grain average moisture content falls below its initial value. The air evaporating capacity is decreased in order to limit internal moisture gradients and thus quality degradation. Two drying strategies are possible: working with conditions of low temperature-low air humidity or high temperature-high air humidity. Both assure weak evaporating capacities, but the drying rate is higher with the second choice.

Since operation duration is one of the constraints, the optimization algorithm uses preferably higher temperature conditions. Therefore, in this zone, the algorithm increases the relative humidity instead of decreasing the air temperature(Figure 3.9a).

Zone C begins when the relative air humidity reaches its maximum allowed value. Subsequent decrease of the evaporating capacity is only achieved through a temperature decrease (Figure 3.9a). The drying rate continues to decrease (Figure 3.9e).

Zone D. The water activity at the grain surface reaches the air relative humidity (Figure 3.9f) and the moisture content in the outer compartment attains its equilibrium value. The quality degradation rate begins to decrease and the drying rate reaches a minimum (Figure 3.9e). To continue the drying process, the evaporating capacity has to be increased. However that increase is dosed in order to cause a succession of mild drying conditions with a quasi-equilibrium state between the superficial water activity and the relative humidity of the air (characteristic in Zone D). The optimization algorithm decreases the relative humidity as much as required in order to slightly decrease the water activity in the outer compartment. Hence, the intercompartmental moisture content gradient, thus quality degradation rate, is reduced to a minimum.

Zone E. Moisture content is far of the target moisture content so the drying rate has to be increased (Figure 3.9e). Actually, in this zone one third of the total extracted water is removed. This is achieved by a sharp decrease of the relative air humidity (Figure 3.9a) that causes an increased quality degradation rate, which attains its highest value at the end of the drying process (Figure 3.9e).

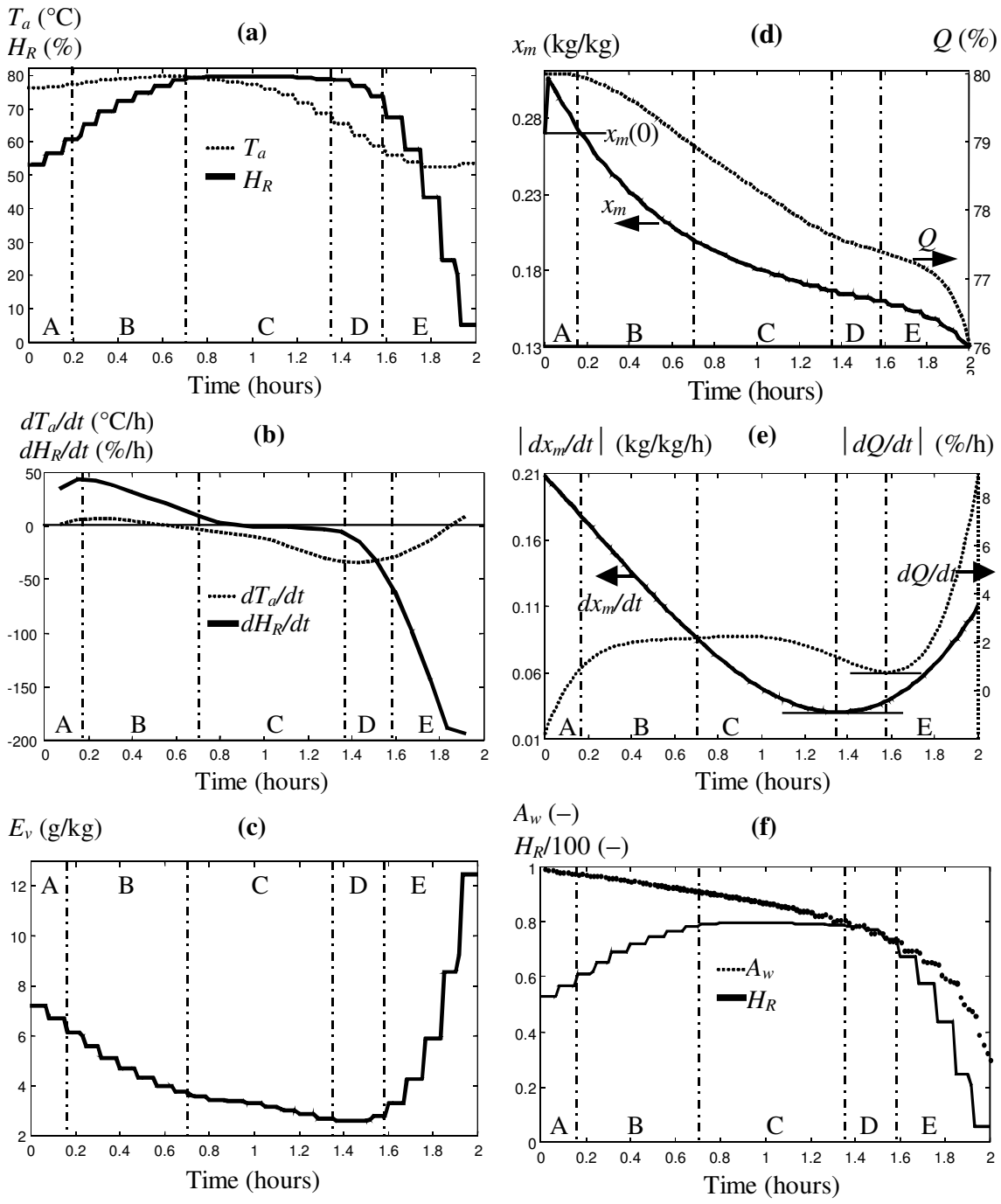


Figure 3.9. Optimal control strategy for the reference batch.
(a) Optimal profiles of the control variables: air temperature and relative humidity. (b) Rates of change of the control variables. (c) Air evaporation capacity. (d) Optimal trajectories of the output process variables: grain moisture content and quality. (e) Rates of change of the output variables. (f) Comparison between the water activity at the product surface and the relative humidity of the drying air.

3.5 Dependence of the optimal drying conditions on the total drying time

The evolution of the optimal drying strategy when total drying time increases is illustrated in Figure 3.10. Long drying times allow the usage of mild drying conditions. Lower temperature and higher relative humidity at the beginning of the batch are favored. Additionally, the control variable profiles become flat for long drying times, approaching constant drying conditions. The average air evaporating capacity decreases as duration increases but its "total" value, i.e. the area under each

curve, increases indicating a lower efficiency since the evaporated amount of water is the same in all cases.

Higher drying time allows lower drying rate and leads to reduced quality degradation. The optimization algorithm has the possibility to extend the drying phases with a low quality damage (zones A and D) and to reduce those with high quality degradation rates (zones B and E). It is well-known that the longer drying time, the better final product quality but also a higher drying cost is thus confirmed. This economic tradeoff is stated explicitly in the next section.

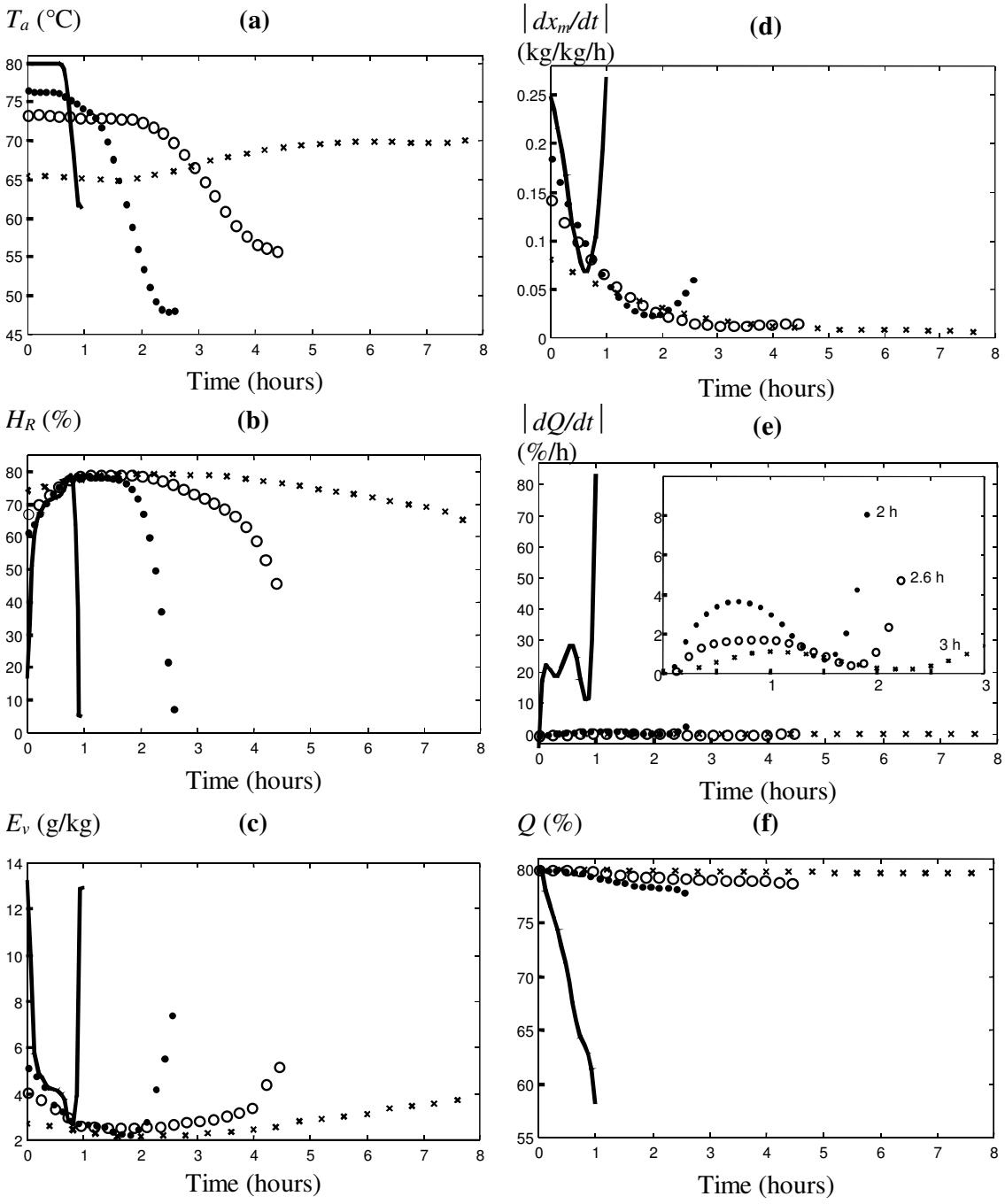


Figure 3.10. Optimal control policies for various total drying times. Symbols: (—) 1 hour, (●) 2.67 hours, (○) 4.5 hours, (×) 7.5 hours. (a) Air temperature. (b) Relative humidity. (c) Evaporation capacity of the drying air. (d) Drying rate. (e) Quality degradation rate. Insert: Quality degradation rate for short drying times. (f) Quality degradation.

3.6 The final quality – total drying time tradeoff

A given product, characterized by his initial state (moisture content, quality, grain temperature), dried at the optimal process conditions calculated by the optimization algorithm, yields a particular final quality value. The only way to modify this final value is to change the total drying time.

The highest achievable final product quality is plotted against the allowed drying time in Figure 3.11. Very fast drying necessarily leads to unacceptable grain breakage. Very slow drying, however, results in minor quality savings. The most convenient drying time has to be selected at the point where the increase of the product price due to higher quality compensates the increase of the process operation cost due to longer drying (principle of zero marginal cost or highest profit). This is essentially an economic decision, which is beyond the scope of this paper.

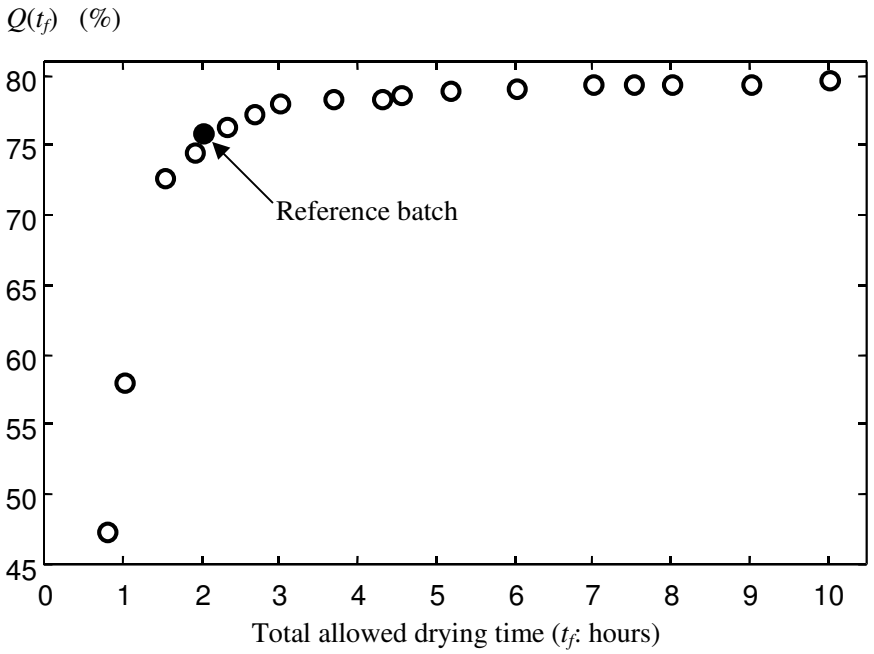


Figure 3.11. Highest achievable final product quality as a function of the total allowed drying time.

4 Conclusion

A sequential quadratic programming technique was used to determine the drying air temperature and relative humidity profiles that maximize the final head kernel yield of paddy rice. The optimization algorithm used a dynamic compartment model of the drying process coupled with a quality degradation kinetic. Constraints on total drying time, final moisture content and allowed range of operating conditions were imposed. The control profiles issued by the optimization method showed robust convergence.

Both simulation and optimization yielded a new insight in rice drying process. Quality optimization strategy favored mild drying conditions. Low quality degradation phases (e.g. condensation and quasi equilibrium drying zones)were extended as much as allowed by the total drying time. The optimal control strategy was very sensitive to the initial moisture content and water activity of the product. In practice, these parameters should be determined carefully in order to apply the most appropriate control profile. The drying time / final quality product tradeoff showed that in shorter operations quality degradation is important, but in too longer ones the quality improvement became negligible. The most appropriate drying conditions should be selected based on economic considerations including product price as a function of its quality and processing cost a function of the total drying time and the drying air parameters.

Table 3.3. Nomenclature

Symbol	*Units*	*Significance*
A_w	none	Water activity
B_{10}	kg m^{-3} s^{-1}	Mass transfer coefficient between the two grain compartments at 0℃
B_{11}	kg^{-1} kg $℃^{-1}$	Sensitivity coefficient of the mass transfer between the two grain compartments with respect to the mean moisture content and to the grain temperature
B_{20}	kg m^{-2} Pa^{-1} s^{-1}	Mass transfer coefficient between the outer grain compartment and the air at 0℃
B_{21}	$℃^{-1}$	Sensitivity coefficient of the mass transfer between the outer grain compartment and the air with respect to the air temperature
C_1, C_2	kg kg^{-1}	Sensitivity coefficients of the water activity with respect to the moisture content in the outer grain compartment
C_3, C_4	$℃^{-1}$, ℃	Sensitivity coefficients of the water activity with respect to the grain temperature
C_5	Pa $℃^{-1}$	Constant used in [11] between heat and mass transfer coefficients
C_{pg}	J kg^{-1} $℃^{-1}$	Specific heat capacity of the dry grain
C_{pw}	J kg^{-1} $℃^{-1}$	Specific heat capacity of water
E_a	J mol^{-1}	Equivalent activation energy for the quality degradation kinetic
E_v	(kg water) (kg dry air)$^{-1}$	Air evaporation capacity
$\overline{E}_Q$	%	Mean absolute error between the simulated and the measured values of the grain quality
$\overline{E}_X$	kg kg^{-1}	Mean absolute error between the simulated and the measured values of the grain moisture content
H_R	%	Relative air humidity
$H_{R\,min}$	%	Minimum allowed relative air humidity
$H_{R\,max}$	%	Maximum allowed relative air humidity
J	%	Optimization criterion: negative final product quality
J_{aux}	kg^2 kg^{-2}	Auxiliary optimization criterion: squared difference between the final and the target moisture content
K	$\%^{-1}$ s^{-1}	Quality degradation rate coefficient
K_0	kg^{-5} kg^5 $\%^{-1}$ s^{-1}	Quality degradation rate coefficient of the Arrhenius-type law
L_v	J kg^{-1}	Specific water vaporization heat
p_a	Pa	Partial water vapor pressure in the drying air
p_g	Pa	Partial water vapor pressure at the surface of the grain
$P_{g\,sat}$	Pa	Saturation vapor pressure at the grain temperature
Q	%	Rice quality (head kernel yield)
Q_{meas}	%	Measured value of the rice quality (head kernel yield)
R	J mol^{-1} K^{-1}	Perfect gas constant
S_{sg}	m^2 m^{-3}	Specific dry grain surface
t	s	Time
T_a	℃	Drying air temperature
$T_{a\,min}$	℃	Minimum allowed drying air temperature
$T_{a\,max}$	℃	Maximum allowed drying air temperature
t_f	s	Total drying time
T_g	℃	Grain temperature
U		Vector of control variables
U_{min}		Minimum allowed value for the vector of control variables
U_{max}		Maximum allowed value for the vector of control variables
		Vector of state variables
x_1	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	Moisture content of the inner grain compartment
x_2	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	Moisture content of the outer grain compartment
x_m	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	Average grain moisture content
x_{meas}	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	Measured value of the average grain moisture content
x_{target}	(kg water) (kg dry matter)$^{-1}$	Target value for the final average grain moisture content
α	W m^{-2} $℃^{-1}$	Heat transfer coefficient between the grain and the air
β_1	(kg dry matter) m^{-3} s^{-1}	Mass transfer coefficient between the two grain compartments
β_2	(kg water) m^{-2} Pa^{-1} s^{-1}	Mass transfer coefficient between the outer grain compartment and the drying air
ρ_g	kg m^{-3}	Dry rice density
τ_1	m^3 m^{-3}	Volume fraction of the inner grain compartment
τ_2	m^3 m^{-3}	Volume fraction of the outer grain compartment

5 Acknowledgements

The authors gratefully acknowledge to Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT – Mexico) for the financial support of this work.

6 Références

1. Kunze O.R. and Prasad S., 1978, Grain fissuring potentials in harvesting and drying of rice, Transactions of the ASAE, 21(2) pp. 361-366.
2. Siebenmorgen T.J., 1994, Role of moisture content in affecting head rice yield, in Marshal W.E. and Wadsworth, J.I. Rice Science and Technology, Marcel Dekker, Inc., NY, 470p.
3. Chen C. and Wu P., 2000, The study of interrupted drying technique for rough rice. Drying Technology, 18(10) pp. 2381-2397.
4. Inprasit C. and Noomhorm A., 2001, Effect of drying air temperature and grain temperature of different types of dryer and operation on rice quality, Drying Technology, 19(2) pp. 389-404.
5. Kunze O.R., 1991, Moisture adsorption in cereal grain technology – a review with emphasis on rice, Transactions of the ASAE, 7(6) pp. 717-723.
6. Arora V.K., Henderson S.M. and Burkhardt, T.H., 1973, Rice drying cracking versus thermal and mechanical properties, Transactions of the ASAE pp. 320-327.
7. Ban T., 1971, Rice cracking in high rate drying, Japan Agricultural Research Quarterly, 6(2) pp. 113-116.
8. Abud M., Courtois F., Bonazzi C. and Bimbenet J.J., 2000, Processing quality of rough rice during drying – modelling of head rice yield versus moisture gradients and kernel temperature, Journal of Food Engineering, 45 pp. 161-169.
9. Kamst F.G., Bonazzi C., Vasseur J. et Bimbenet J.J., 2002, Experimental study of the mechanical properties of rice grains in relation to drying stresses. Transactions of the ASAE, 45(1) sous presse
10. Abud A.M., Courtois F., Bonazzi C. and Bimbenet J.J., 1998, Kinetics of mechanical degradation of paddy rice during drying/ Influence of process operations conditions and modelling for control design, in Proceedings of the 11th International Drying Syposium (IDS'98), Greece, Vol B, pp. 1303-1310.
11. Lee M.H., Han C. and Chang K.S., 1999, Dynamic optimization of a continuous polymer reactor using a modified differential evolution algorithm. Industrial and Engineering Chemistry Research, 38(12) pp. 4825-4831.
12. Altinten A. and Erdogan S., 2000, Tracking performance of control methods. Chemical Engineering Communications, 181 pp. 21-36.
13. Boxtel A.J.B. and Knol L., 1996. A preliminary study on strategies for optimal fluid-bed drying, Drying Technology, 14 (3&4), 481-500.
14. Kiranoudis C.T. and Markatos N.C. , 2000, Pareto design of conveyor-belt dryers. Journal of Food Engineering, 46 pp. 145-155.
15. Mao Z. and Cao C., 1999, Simulation and optimization of cross flow grain dryers,Drying Technology, 17(9) pp. 1767-1777.
16. Vasconcelos L.G.S. and Maciel F.R., 1998, Development of a supervisory control strategy for the optimal operation of grain dryers, Drying Technology, 16(9&10) pp. 2017-2031.
17. Trelea I.C., Trystram G., Courtois F., 1997, Optimal constrained non-linear control of batch processes: application to corn drying, Journal of Food Engineering, 31(4) pp. 403-421.
18. Abud M., Courtois F., Bonazzi C. and Bimbenet J.J., 2000, A compartmental model of thin-layer drying kinetics of rough rice. Drying Technology 18, 17, pp. 1389-1414.
19. Abud Archila, M., 2000, Modélisation simultanée des transferts et de l'évolution de la qualité technologique du riz paddy en vue d'optimiser les conditions de séchage. Thèse ENSIA-Massy, France.
20. Loncin M. and Merson R.L., 1997, Food Engineering : principles and selected applications, Academic Press, New York, U.S.A., 494 p.
21. Pfost H.B., Maurer S.G, Chung D.S. and Milliken G.A., 1976, Summarizing and reporting equilibrium moisture data for grains, Drying Technology, 16(8) pp. 1533-1565.

22. Bonazzi C., Peuty M.A. and Themelin A., 1997, Influence of drying conditions on the processing quality of rough rice, Drying Technology, 15(3&4) pp. 1141-1157.
23. Dohrmann C.R., Robinett R.D., 1999, Dynamic programming method for constrained discrete-time optimal control, Journal of Optimization Theory and Applications, 101(2) pp. 259-283.
24. Press W.H., Teukolsky S.A., Vetterling W.T., Flannery B.P., 1997, Numerical recipes in C, Chapter 17: Two point boundary value problems, Cambridge University Press, 994p.
25. Gill, P.E., Murray, W. and Wright, M.H., 1981, Practical Optimization, Academic Press: London, 401 Pp.

7 Etudes complémentaires

L'optimisation a aussi été réalisée à l'aide des algorithmes génétiques. L'ensemble de résultats de cette étude est présenté dans l'annexe 1. Ces résultats montrent que la programmation quadratique séquentielle est la méthode d'optimisation la plus adéquate pour ce problème

La mise en œuvre des trajectoires optimales de conduite est analysée dans l'annexe 2.

8 Conclusion

L'optimisation des conditions opératoires du séchage du riz a été réalisée. Cette opération possède certaines caractéristiques présentes dans les procédés alimentaires : mode d'opération en discontinu, la dynamique du système varie alors en fonction du temps, les relations entre les variables sont non-linéaires, le procédé est soumis à des contraintes de produit final et des limitations techniques. L'utilisation du modèle introduit des nouvelles contraintes : les variables sont bornées par la région de validité du modèle.

Le problème d'optimisation non-linéaire sous contraintes, tel qu'il a été construit, est continu, dérivable et convexe[8]. Sa résolution est alors réalisée, en deux étapes, par la programmation quadratique séquentielle : un calcul initial (sans contraintes) des solutions sous-optimales mais réalisables, et une optimisation finale sous contraintes pour affiner les résultats. Les résultats montrent le compromis entre deux critères économiques antagonistes : la maximisation de la qualité et la diminution du temps d'opération.

Il est difficile de rencontrer, lors de l'optimisation d'un procédé alimentaire, un problème d'optimisation convexe comme celui présenté dans ce chapitre. Les divers mécanismes (physiques, chimiques et biologiques) agissant dans le système peuvent provoquent la présence des discontinuités, ainsi qu'un comportement multimodal dans le problème d'optimisation. Ces types de problème seront étudiés lors des chapitres prochains.

[8] La convexité a été établie grâce à l'obtention du même résultat à travers des différentes optimisations. Ces calculs ont été initialisés à l'aide des vecteurs de contrôle choisis aléatoirement.

Chapitre 4

Optimisation d'un procédé de déshydratation, imprégnation et cuisson par immersion.

Ce chapitre concerne l'optimisation dynamique des conditions opératoires pour la production du boucané par immersion. Ce procédé a été proposé (Poligné, 2001a) afin de surmonter les inconvénients posés par la production traditionnelle tels que le dépôt d'un agent cancérigène dans le produit, et la difficulté à maîtriser la qualité sanitaire et l'homogénéité du produit. La cuisson, le salage, le séchage et l'imprégnation en arôme, surviennent pendant l'immersion de la viande, à température contrôlée, dans une solution composée de sel, de sirop de glucose et d'arôme liquide de fumée. L'objectif de cette étude est de trouver des conditions d'opération qui, d'une part, présentent une amélioration sur le procédé artisanal et, d'autre part, assurent les caractéristiques propres du produit artisanal.

L'optimisation a été réalisée numériquement, à l'aide d'un modèle de système.(Poligné et al, 2002) Celui-ci est un réseau de neurones artificiels, dont la structure a été déterminée par les connaissances physiques du procédé. Les conditions opératoires sont la durée d'immersion, la température du bain (variable dans le temps) et la composition initiale de la solution d'immersion (concentrations de glucose et d'arôme). Le modèle calcule les variables qui déterminent l'état du produit : la perte en eau, les gains en sel, en sucre et en arôme, l'activité de l'eau et le pH. L'opération discontinue peut se réaliser dans un seul bain, ou bien en plusieurs bains successifs. Le produit doit atteindre une cible d'activité d'eau, pour assurer sa conservation, et un gain en phénols cible qui détermine son arôme caractéristique.

Les critères d'optimisation étudiés sont la minimisation du temps d'opération, la maximisation du rendement et la minimisation de la sensibilité aux variations des conditions opératoires et de l'état initial. Les variables de contrôle sont constantes sauf la température, qui peut varier toutes les heures (trajectoire sous forme des paliers). Le produit est contraint d'atteindre un état final cible. Les conditions opératoires sont soumises à des contraintes économiques, techniques et de validité du modèle.

Le problème d'optimisation dynamique multicritère est de type non-linéaire sous contraintes. L'optimisation de chaque critère a été réalisée séparément. Une étude préliminaire a mis en évidence la présence de plusieurs optima locaux (problème non-convexe), La stratégie d'optimisation choisie est donc la suivante : une recherche globale des optima possibles par algorithme génétique, à l'aide d'un critère auxiliaire qui pénalise la non-satisfaction des contraintes, suivie par une recherche locale sous contraintes par programmation quadratique séquentielle, pour affiner chaque solution trouvée. La meilleure solution est enfin sélectionnée parmi les optima locaux ainsi trouvés.

Dans la publication intitulée « Optimal operating conditions calculation for a pork meat dehydration-impregnation soaking process », soumise à *Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie* et reproduite ci-après, sont donnés les résultats de l'optimisation du temps et de rendement, ainsi que l'analyse des mécanismes causant la présence de plusieurs optima. Pour l'optimisation du temps, trois conformations sont étudiées : un seul bain à température constante, un seul bain à température variable, et deux bains en série à conditions constantes. Pour l'immersion réalisée dans un seul bain, l'optimum du temps maximise aussi le rendement. Néanmoins, l'opération optimale à deux bains est la plus adéquate des points de vue économique et de la gestion de la production.

L'étude de robustesse de l'opération minimisant le temps, ainsi que les résultats de la minimisation de la sensibilité sont présentés en annexes.

Optimal operating conditions calculation for a pork meat dehydration-impregnation soaking process

Olmos[1], I.C. Trelea[2], I. Poligné[3], A. Collignan[4], B. Broyart[1], G. Trystram[1]

[1] UMR Génie Industriel Alimentaire, ENSIA, 1 Av. des Olympiades, 91744 Massy, France
[2] UMR Génie et Microbiologie des Procédés Alimentaires, 78850 Thiverval-Grignon, France
[3] CCI, MRST, 100 route Rivière des Pluies, 97 490 Sainte-Clotilde, La Réunion
[4] CIRAD, Station de la Bretagne, 97408 Saint Denis Messag. Cedex 9, La Réunion

ABSTRACT Mass yield and operating time for a pork meat Dehydration-Impregnation Soaking (DIS) process were optimised using a coupled Genetic Algorithm/Sequential Quadratic Programming method in order to obtain the optimal operating conditions: temperature and soaking solution concentrations. DIS process dynamics are provided by a Neural Network Model. The non-linear optimisation problem was constrained to ensure the main product characteristics: stability indicated by water activity and flavour characterized by phenol gain targets. The climatic process conditions, model validity region, raw material costs and the operator-working schedule were taken into account.

Optimal solutions are discussed for three different batch configurations : single-stage processing under constant conditions, single-stage processing under varying temperature and two-stages processing under constant conditions.

The most convenient operation resulted in a two-stage soaking process: time, energy and cost saving, control easiness, product cooling anticipation and a reasonably high mass yield.

Keywords: Non-linear constrained optimisation, meat dehydration soaking process, boucané processing, sequential quadratic programming, genetic algorithms.

1 Introduction

Optimal operating conditions search methodology in food processes varies widely depending on the complexity of the operation. A first approximation is to select the operating conditions that achieve the best results using an experimental design. An improved solution is obtained, however, using model-based optimisation methods.

First principle (physic) modelling is extremely rare since mass and energy transfers are coupled to chemical, biochemical and/or microbiological reactions (whose mechanisms are often unknowns) and raw materials present heterogeneity and non-isotropy. Multivariable regressions and hybrid models (e.g. artificial neural networks and fuzzy logic models) are thus preferred. In these cases, a response surface methodology could be applied to find the optimal solution. (Broyart *et al.,* 2002 ; Chen *et al.,* 2001).

Nevertheless, optimal solution precision depends on the information quality and quantity obtained in the experimental work, results are presented as a set of optimal solutions (which physical correlation with the experimental operation is difficult to establish) and dynamic problems cannot be handled.

Thus, a better approach is to calculate the optimal conditions trough an iterative solution research methodology using a process mathematical model. Several methods could by applied (depending on the optimisation characteristics problem): sequential linear and quadratic programming, genetic algorithms, simulated annealing, etc. In these approach, optimal methods are also applied in optimal control process or in process design: configuration evaluation (as multi-stages process), equipment and instrument selection (Cacik *et al.,* 2001 ; Qi & Henson, 2000). In this case, optimal solution precision depends on the model accuracy into the validity range.

In this paper we present the optimal operating conditions calculated for an operation to produce boucané, using a numerical optimisation method.

Boucané is a traditional salted/dried/hot smoked pork belly product from Reunion Island (Poligné *et al.,* 2001). This cured product differs from commercially successful European slices

smoked pork belly and bacon, which have a mild smoked taste and are obtained by accelerated industrial production techniques (Pearson & Gillett, 1999). Traditional boucané is more like unam inung, a salted/smoked pork belly product from tropical Nigeria (Egbunike & Okubanjo, 1999). Boucané is desalted and prepared in cari, a traditional stew. Reunion consumers expect a strong, smoked flavour and a dark-brown appearance.

Traditional processing involves one salting stage followed by a smoking-cooking-drying single-step stage in an enclosed space. During processing both mass transfers and physico-chemical reactions take place. Stability, colour and product flavour are the three main quality assessment criteria of consumers in Reunion. This process presents some disadvantages, however: control difficulty, product heterogeneity and sanitary danger (a carcinogenic compound presence in product, the benzo(α)pyrane). The practice of directly smoking over burning embers causes the deposition of this compound, up to seven times the level accepted under European legislation. (Poligné *et al.,* 2001)

To solve these problems, an original Dehydration-Impregnation Soaking (DIS) process has been proposed (Poligné *et al.,* 2002). This process allowed to directly dehydrate, cook and formulate the product in a single operation: a pork belly product was plunged into a concentrated solution (composed of water, salt, glucose syrup and liquid smoke flavour) in a temperature-controlled bath (bath temperature between 10 et 70°C). Many other studies have applied this DIS process for salting/drying of meat products (Collignan and Raoult-Wack, 1992 ; Collignan *et al.,* 2001).

In an earlier work (Broyart *et al.,* 2002) an operating immersion conditions optimisation was carried out. This leaded to a product with the main quality characteristics presented in a traditional boucané. The resulting operating time was 32 h. Previously (Poligné *et al.,* 2002), a neural network model (NNM) was developed and validated. The model used the following operating conditions: temperature and the concentration of each immersion solution component, to compute the product state variables : water loss, salt, sugar and phenol gains, water activity and pH.

The objective of the present study is to propose the operating immersion conditions, which not only ensure the reproduction of the main characteristics of the traditional product, but also improve immersion processing (process time reduction and weight yield increase). Therefore, an off-line optimisation strategy was conceived where the product is constrained to reach a water activity and a phenol gain targets (conservation and taste indicators).

2 Materials and methods

2.1 Process model

A discrete-time dynamic model of the process was developed previously by Poligné *et al.,* (2002). The model has the general form:

$$X(t+\tau) = f\left(X(t), U(t)\right) \quad [1]$$

$$Y(t) = g\left(X(t)\right) \quad [2]$$

Here t is the current time, τ the sampling interval, X the state vector, U the control variable vector and Y the output vector.

The product state X is defined by the water loss (WL), salt gain (SG), sugar gain (S), phenol gain (PG), water activity (Aw) and pH:

$$X = \left[WL \quad SG \quad S \quad PG \quad Aw \quad pH\right]^T \quad [3]$$

The control variables (operating conditions) are the total batch duration (tF), the bath temperature (T), the glucose concentration (CDE21) and the liquid smoke aroma concentration (CALF):

$$U = \left[tF \quad T \quad CDE21 \quad CALF\right]^T \quad [4]$$

The temperature can be either constant or variable in time. The concentrations are those in the initial soaking solution. The process can be operated in one or more stages, with different solution concentrations.

The output variables are a subset of the state variables, considered most important for the product flavour (PG) and stability (Aw). Product flavour depends of the total phenol gain (Broyart *et al.,* 2002):

$$Y = \begin{bmatrix} PG & Aw \end{bmatrix}^T \qquad [5]$$

The dynamic function *f* was implemented using artificial neural networks (ANN) as shown in Figure 4.1. The details of the experimental design and of the neural network model identification and validation were reported previously (Poligné *et al.,* 2002).

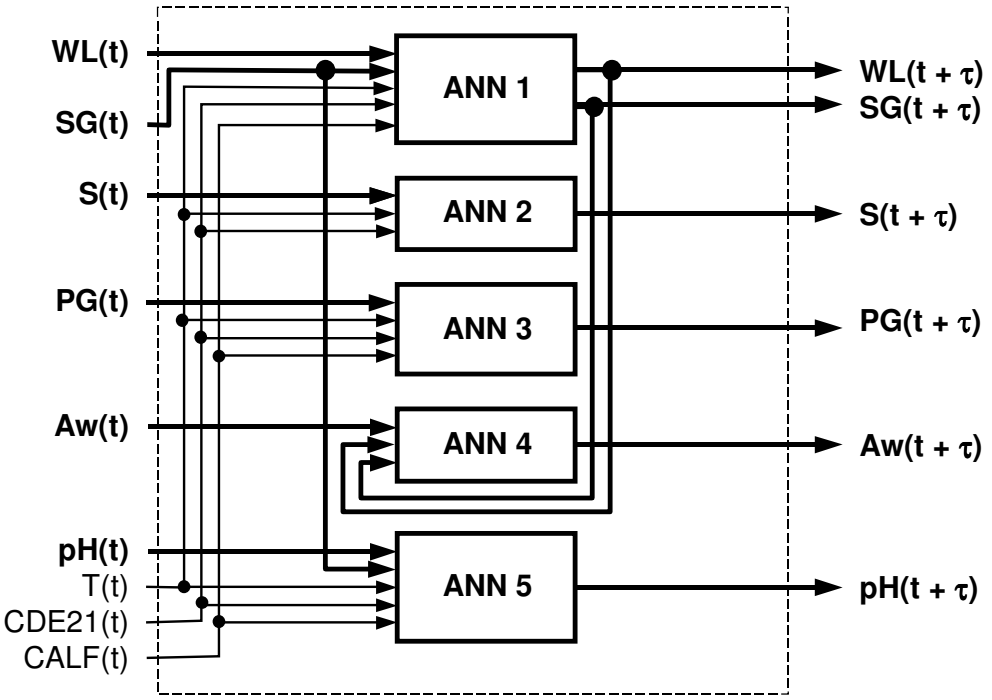


Figure 4.1. Structure of the artificial neural network model

The model accuracy is close to the repeatability of the experiments (Table 4.1). If the total simulation time (tF) was not an integer multiple of the sampling time (τ), linear interpolation of the state variables was performed to determine X(tF).

Table 4.1. Model accuracy

State variable	*Units*	*Standard deviation in the repeatability experiments*	*Residual modelling standard deviation*	*Determination coefficient*
WL	g/100 g	1.70	1.74	0.985
SG	g/100 g	0.75	0.75	0.985
S	g/100 kg	0.22	0.22	0.881
PG	g/100 g	1.29	0.65	0.989
Aw	Pa/Pa	0.01	0.01	0.975
pH	log	0.13	0.16	0.828

2.2 Optimisation problem

The optimisation problem consisted in the determination of the control variables that minimize economic criteria subject to technological constraints and product quality requirements.

The following optimisation criteria were considered:

Minimisation of the total process duration:

$$J_1 = tF \qquad [6]$$

Maximisation of the final mass yield (the sum of the salt and sugar gains minus the water loss). The phenol gain is negligible as far as the mass balance is concerned. Since standard optimisation software performs minimisation, the negative yield was used:

$$J_2 = -\left(SG(tF) + S(tF) - WL(tF)\right) \qquad [7]$$

The control variables were restricted to their usual ranges, traditionally used in the soaking process. These are a subset of the model validity range:

$$U_{\min} \le U(t) \le U_{\max} \qquad [8]$$

The output variables were constrained to reach pre-specified targets at the end of the batch. The validity domain of the model was established in previous work (Broyart *et al.,* 2002 ; Poligné *et al.,* 2002). Nevertheless, as indicated in Table 4.2, the working domain, for optimisation purposes was reduced. The considerations taken into account are: Reunion Island climatic conditions, cost of raw material and soaking solution ingredients, the difficulty of manipulation for operator point of view. The phenol gain target from sensory quality requirements and the water activity target was selected from product stability considerations:

$$Y(tF) = Y_{trg} \qquad [9]$$

The optimisation conditions are summarized in Table 4.2.

Table 4.2. Conditions for the optimisation calculations

Condition	***Variable***	***Units***	***Value***
Sampling time		hours	1
Initial product state X(0)	WL(0)	g/100 g	0
	SG(0)	g/100 g	0
	S(0)	g/100 g	0
	PG(0)	g/100 kg	0
	Aw(0)	Pa/Pa	0.986
	pH(0)	log	5.98
Lower bounds for the control variables U_{min}	tF_{min}	hours	1
	T_{min}	°C	25
	$CDE21_{min}$	kg/kg	0
	$CALF_{min}$	mL/kg	7.5
Upper bounds for the control variables U_{max}	tF_{max}	hours	48
	T_{max}	°C	60
	$CDE21_{max}$	kg/kg	0.65
	$CALF_{max}$	mL/kg	42
Targets for the output variables Y_{trg}	PG_{trg}	g/100 kg	5
	Aw_{trg}	Pa/Pa	0.830

2.3 Optimisation algorithm

Two frequently methods used for optimising non-linear constrained problems are the non-linear quadratic programming (Pushpavanam & Khan, 1999) and the genetic algorithms (Morimoto *et al.,* 1997; Zhao *et al.,* 2000).

Non-linear quadratic programming is the generalized form of the Newton's search method. The general aim is to transform the problem into an easier quadratic programming (QP) sub-problem that can then be solved directly and used as the basis of an iterative process (Gill *et al.,* 1981): The optimal criterion is approximated by a quadratic function with linear constraints, using a truncated Taylor series expansion. The model is treated as an additional constraint. The QP sub-problem solution is used to form a search direction for a line search procedure. Computation can be performed by commercially available software (Coleman *et al.,* 1999).

This method appears fast and accurate, but convergence to the global optimum is not guaranteed. Its robustness is assured only if there are not discontinuities in the optimisation and if the computation starts with a feasible initial vector, which satisfies all the constraints.

Genetic algorithms are based on evolutionary principles: in nature, species adapt to their environment through acquisition, selection and conservation of certain aptitudes (Goldberg, 1989).

The computation starts by generating a group of individuals (group of control vectors) whose genetic information (operating conditions values), determines an individually survival aptitude (optimisation criterion evaluation). Genetic information, which determines the best survival aptitudes, is preserved through generations.

For every generation, the calculation follows these steps:

- Selection of some candidate solution couples, which give the best score (of the optimisation criterion)
- Generation of a new population of candidate solutions, derived from the combination of the previously selected ones.
- Mutation (value change) is made in some of the candidate solutions.
- Optimisation criterion evaluation of each newly created solution.
- Calculation is stopped if the difference between the best scores of the last two generations is lower than a predetermined parameter or if a maximum number of iterations (generations) is reached. Otherwise the calculation continues in the first step for a new generation.

Genetic algorithm robustness is assured even in presence of discontinuities, but it does not handle equality constraints.

2.4 Optimisation procedure

In order to profit of the advantages of the two above presented methods and reduce its limitations the optimisation was performed in two phases, so the problem non-linearity and multi-modality are taken into account.

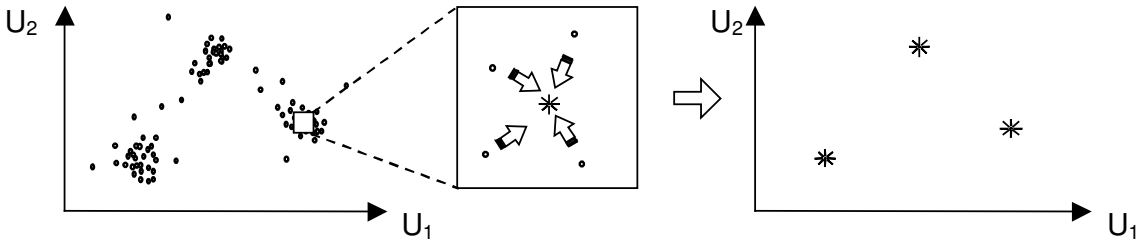


Figure 4.2. Hypothetical example of the two-phase optimisation.
Candidate sub-optimal solutions generated in phase 1 (•), in the left graphic,
and accurate locally optimal solutions obtained in phase 2 (∗), on the right one.

In phase 1, the admissible domain of the control variables was explored globally, using a stochastic optimisation technique. Genetic algorithms (Golderg, 1989) were selected for their ability to generate a set of promising candidate solutions clustered near the local optima (Figure 4.2). Since genetic algorithms could not handle equality constraints on the output variables directly, an auxiliary optimisation criterion, including a constraint violation penalty, was used in phase 1:

$$J_{aux} = J + \left\| Y(tF) - Y_{trg} \right\|^2 \qquad [10]$$

In phase 2, each candidate solution obtained in phase 1 was improved locally (Figure 4.2), with a deterministic optimisation algorithm. Sequential quadratic programming (Coleman *et al.,* 1999) was used due to its ability to locate the optimum quickly and accurately. The terminal constraints on the

output variables were included explicitly. The global optimum was selected among the local optima determined in phase 2.

Robust convergence to the same optima was observed for several random initialisations of the operating conditions.

3 Results and Discussion

The calculation results for the optimisation of the process operating conditions are summarized in Table 4.3.

Table 4.3. Optimal results

Result code	*Crite-rion*	*Optimal operating conditions*				*Final product state*						*Mass yield*	*Remarks*
		tF h	T °C	CDE21 kg/kg	CALF mL/kg	WL g/ 100g	SG g/ 100g	S g/ 100g	PG g/ 100kg	Aw Pa/Pa	pH log	g/ 100g	
E1	J_1	23	48	0.31	7.5[a]	24	8.0	0.8	5	0.83	5.3	84.8	
E1a	J_1	15	60	0.91	41	27	5.1	1.0	5	0.83	5.1	79.1	Larger bounds on U
E1b	J_1	19	60	1.32	26	26	4.6	0.8	5	0.83	5.2	79.4	Larger bounds on U
E2	J_2	23.6	54	0.33	7.5[a]	24	8.0	0.9	5	0.83	5.3	84.9	
E3	J_1	21	var[c]	0.28	7.5[a]	25	8.0	0.7	5	0.83	5.4	83.7	
E4	J_1	22.2 19.2[d]	60[b] 35[e]	0.00 0.28[e]	7.5[a] 7.5[a,e]	26	8.0	0.6	5	0.83	5.3	82.6	

[a] lowest admissible value [b] highest admissible value [c] time varying profile
[d] duration of the second stage [e] operating conditions in the second stage

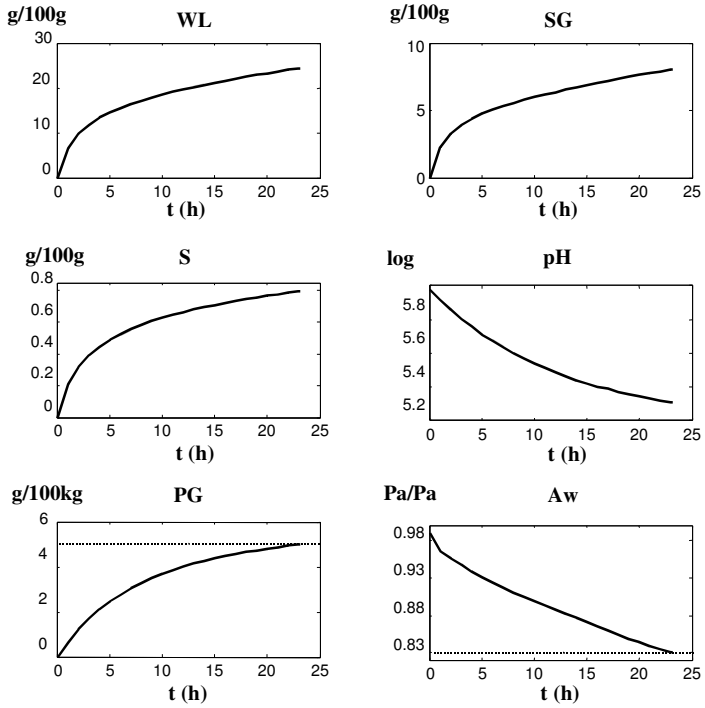


Figure 4.3. Product state variables kinetics in time optimal operating conditions E1. The dotted lines correspond to the Target values of water activity (Aw) and phenol gain (PG)

3.1 Single stage process in constant conditions

3.1.1 Time minimisation

The shortest possible processing time (23h), compatible with the set of constraints listed in Table 4.2, was obtained with the set of conditions E1 (Table 4.3). The target values of the output variables PG and Aw were reached at the end of the batch.

Typical shaped state kinetics (Poligné *et al.,* 2002) are obtained with the set of conditions E1 (Figure 4.3) : Meat is salt (SG) sugar (S) and phenol (PG) impregnated during soaking according to typical diffusion mechanisms. The water loss (WL) increases continuously because of the combined action of heat treatment, which causes a muscular contraction, and the strong salt concentration gradient between the meat and the soaking solution. The water activity (Aw) decreases while water loss and salt gain increase. pH also decreases since some acid compounds are synthesized during meat heat treatment. Output targets are also reached as shown in Figure 4.3 by dotted lines.

However, if optimisation is performed in the entire model validity range (T_{min} = 10°C, T_{max} = 70°C, $CDE21_{max}$ = 1.36 kg/kg), two other locally optimal solutions E1a and E1b are found. Although immersion processing in 15 h (E1a) and 19h (E1b) could be interesting because of their lower processing time compared to the traditional process (mean drying/cooking/smoking time of 21 h), processing in this conditions have some disadvantages : bath temperature reaches 60°C (long-term meat desegregation problems and high energy cost) and it uses high glucose syrup and smoke flavouring concentrations in the immersion solution (expensive imported compounds).

Processing in E1 conditions is more convenient. The processing temperature (48°C) is more product respectful, the expensive solution compounds are present in lower concentrations and the energy cost is reduced. The high salt content is acceptable since the product is desalted before consumption.

Operating conditions E1a and E1b are thus not recommended for practical use, but give an interesting insight into the dehydration-impregnation soaking process. The final operating time in E1b conditions is limited by the phenol impregnation rate. Conversely, the operations in conditions E1 and E1a are limited by the water activity decreasing rate.

This behaviour is easily noticeable in Figure 4.4, where the pathway followed by the output process variables from their initial values to the targets is shown. The dotted line corresponds to a pathway where both rates are proportional. In E1b conditions, the pathway goes below the dotted line near the end of the operation, which indicates that the phenol impregnation rate is proportionally slower than the water activity-decreasing rate. Physically, the very high sugar concentration in the immersion solution causes a molecular barrier, near the meat-solution interface, that slows down the salt and aroma impregnation process. (Collignan *et al.,* 2001). Lower final SG in conditions E1b (compared to E1 and E1a) indicates that the water activity target is reached due to a higher water loss.

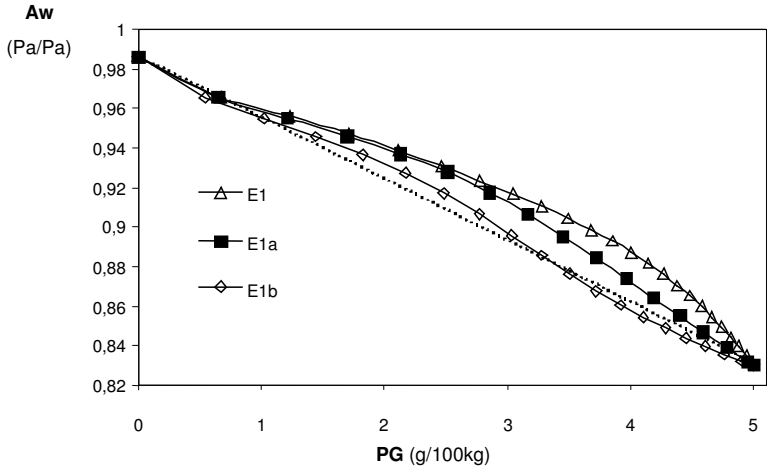


Figure 4.4. Process evolution in the (PG, Aw) space for all of the time-optimal operations. The dotted line shows a pathway with proportional rates of phenol impregnation (PG) and water activity (Aw) decrease.

In operations limited by water activity decreasing rate, two mechanisms are possible to reach the same final Aw : Salt impregnation favoured by a low sugar concentration in conditions E1 and water loss favoured by higher temperature and solute concentration gradient between the meat and the solution in conditions E1a.

3.1.2 Mass yield maximisation

In the traditional meat smoking process, the mass yield varies between 56 and 67 g/100g due to a high water loss (Poligné *et al.,* 2001). One of the advantages of the soaking process is a potentially higher mass yield. The weight yield maximisation was carried out for various fixed processing times. The obtained mass yields are shown in Figure 4.5. Each point in the yield graphic corresponds to a different fixed operating time. The corresponding operating conditions (T, CDE21 et CALF) values are also shown in Figure 4.5.

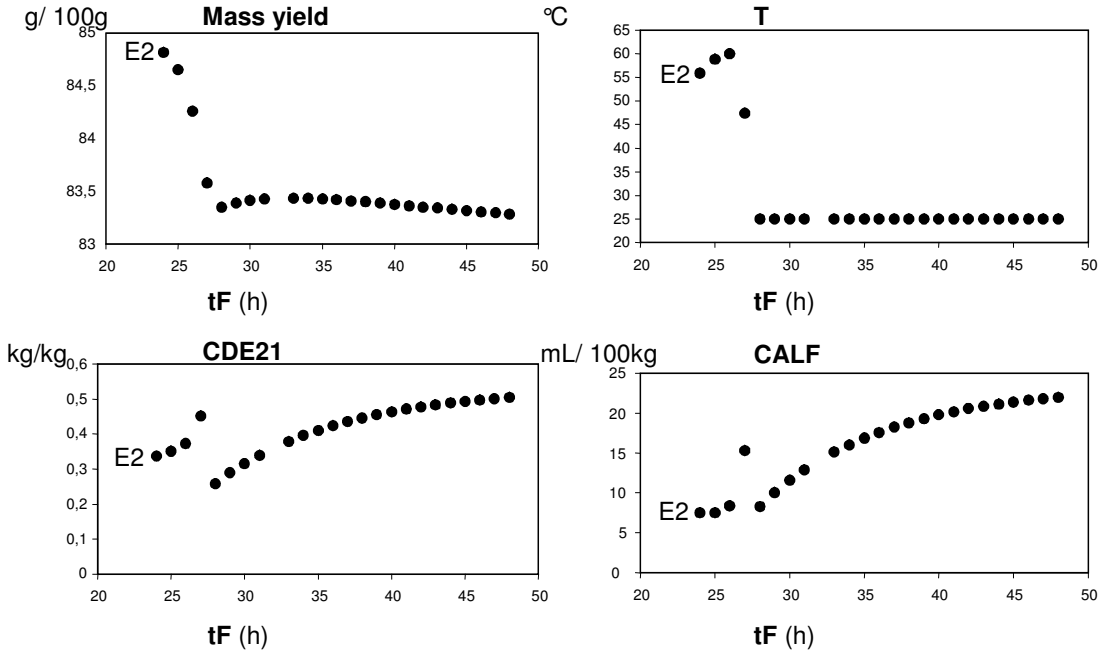


Figure 4.5. Mass yield maximisation results for various fixed batch durations and their corresponding values of operating conditions (T, CDE21 and CALF).
Each operation corresponds to a different fixed operating time. The best yield result is marked as E2.

In all cases, the mass yields are situated between 83 and 85 g/100g, which are significantly higher than in the traditional process. A nice result is that the highest yield (condition set E2, Table 4.3) is obtained for the shortest processing time (23h). Thus, both economic criteria, time minimisation (J_1) and yield maximisation (J_2) lead to the same product properties.

For processing times longer than 28h, the temperature is on its lower bound (Figure 4.5) and the yield is nearly constant. Since the same water activity target has to be reached, the sugar concentration is increased to prevent excessive salt gain. To reach the same phenol gain target, the liquid aroma concentration must be increased also, because of the competition with the sugar impregnation. Thus, long processing times appear disadvantageous from an economic point of view: low productivity, low yield and high concentrations of expensive ingredients.

3.2 Single stage process with time varying temperature

Since the optimal processing time operation also maximizes the mass yield, only batch duration minimisation (criterion J_1) is presented in the following.

A possible process improvement was considered by allowing a time varying temperature profile. For numerical calculations, the temperature profile was discretised in 1-hour intervals. The time

varying temperature profile is presented in Figure 4.6 and the concentrations of the immersion solution in Table 4.3 (conditions E3).

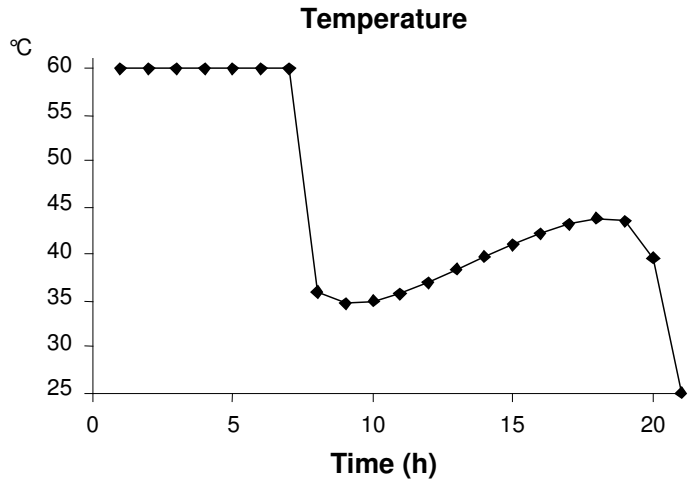


Figure 4.6. Optimal temperature profile in E3 conditions (operation time= 21 h; CDE21=0.28 kg glucose/kg water and CAL=7.5 mL liquid aroma/kg water) for a time-varying single stage process.

Although the total processing time, in conditions E3, is 2 hours shorter (21 h) than the optimal processing time in constant temperature (conditions E1), the highest operating temperature, used for eight hours in E3 conditions (Figure 4.6), could cause meat tissue disruption and immersion solution alteration.

3.3 Two stage process in constant conditions

The time-varying temperature profile in Figure 4.6 has two distinct phases. In the first phase, the temperature takes its maximum admissible value (60℃), while in the second phase it varies around 40℃. This suggests that a nearly optimal behaviour could be obtained in a two-stage process, each stage performed at constant temperature. The two-stage process introduces additional degrees of freedom, allowing for two different CDE21 and CALF concentrations.

The conditions of the two-stage process were selected taking into account the operator-working schedule. The duration of the first stage was limited to a maximum of 6 hours and the total duration was constrained to lie between 22 and 28 hours. Thus, the raw material preparation, cleaning, transfer from one bath to another and end product manipulation could be performed during an operator's normal working day. Additionally, the product cooling was anticipated, so the temperature of the second stage was bounded between 25 and 35℃.

The resulting optimal operating conditions (E4) are presented in Table 4.3. As expected, the total duration (22.2 h) is intermediate between the single stage process with constant (E1) and time varying temperature (E3). Energetically, the two stage process is also preferred to the one stage process because high temperature (60℃) is only required during the first stage (3 h), while most of the time (19.2 h) the bath temperature (35℃) is closer to the local ambient temperature (25℃). Meat disruption is thus reduced because high temperature is applied only for 3 h instead of 8.

In the first bath, the absence of sugar avoids browning reactions in the immersion solution and facilitates the solution preparation. High temperature favours the water loss that could carry away some meat substances and microorganisms, resulting in a "dirty" bath solution at the end of the first stage which has to be changed frequently. Inversely, the second bath solution could be easily recycled, with the subsequent expensive raw materials saving.

Table 4.4. Nomenclature

Symbol	*Units*	*Significance*
Aw	Pa/Pa	Water activity
CALF	mL/kg	Liquid smoke aroma concentration
CDE21	kg/kg	Glucose syrup concentration in the soaking solution
E1…E4		Codes for optimal operation condition sets
f		Dynamic (state transition) function
g		Output function
J_1	hours	Optimisation criterion for time minimisation
J_2	g/100g	Optimisation criterion for mass yield maximisation
PG	g/100kg	Phenol gain
pH	log	Acidity
S	g/100g	Sugar gain
SG	g/100g	Salt gain
t	hours	Current time
tF	hours	Total batch duration
U		Vector of control variables
WL	g/100g	Water loss
X		Vector of state variables
Y		Vector of output process variables
τ	hours	Sampling time interval
subscripts		
max		Upper bound
min		Lower bound
trg		Target

4 Conclusions

An original immersion process for boucané production was successfully optimised in this study. Optimisation is performed in two steps: an initial global search carried out by genetic algorithm and a final local search achieved by sequential quadratic programming. The optimisation procedure is both convergent and robust.

Optimisation criteria were weight yield maximisation and operating time minimisation. The product was forced to reach quality targets. Three different batch configurations were studied: a single-stage processing under constant conditions, single-stage processing under varying temperature and two-stages processing under constant conditions.

Instead a single global optimum, the optimisation procedure computed a set of different local solution results, which have an interesting insight into the understanding of the physical phenomena involved in the DIS process.

Optimal operating time is reduced from 32 h (previous optimisation study) down to 23 h, and optimal mass yield is increased up to 84.8% (compared to 67% obtained by traditional processing).

The most convenient operation resulted in a two-stage immersion: time, energy and cost saving, control easiness, product cooling anticipation and a relatively high mass yield (82.5%). Additionally, the batch time is adapted to the operator-working schedule.

5 Acknowledgment

The authors wish to thank the National Council for Science and Technology of Mexico, CONACYT, which contributed to the financing of this study.

6 References

Broyart, B., Poligné, I., Trystram, G. and Collignan, A. (2002). Utilisation des réseaux de neurones artificiels en vue de l'optimisation d'un procédé de salage/séchage/fumage/cuisson de produits carnés par immersion en solution concentrée. In : *Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002)*, 24-25 octobre, Toulouse (France).

Cacik, F., Dondo, R.G. and Marques, D. (2001). Optimal control of a batch bioreactor for the production of xanthan gum, *Computers & Chemical Engineering*, **25**, 409-418.

Chen, C.R., Ramaswamy, H.S. and Alli, I. (2001). Prediction of quality changes during osmo-convective drying of blueberries using neural network models for process optimisation, *Drying Technology*, **19**, 507-523.

Coleman, T., Branch, M.A. and Grace A. (1999). *Optimisation toolbox for Matlab: User's guide*, The MathWorks Inc., (Section 2.23-2.32).

Collignan, A., Bohuon, P., Deumier, F. and Poligné, I. (2001). Osmotic treatment of fish and meat products. *Journal of Food Engineering*, **49**, 13-162

Collignan, A. and Raoult-Wack, A.L. (1992). Dewatering and salting of meat through immersion in concentrated solutions at low temperature. In : *38th International Congress of Meat Science and Technology*. Clermont-Ferrand, France, 1186-1189

Morimoto, T., Baerdemaeker, J. and Hashimoto, Y. (1997), *Computers and Electronics in Agriculture*, **18**, 205-224.

Egbunike, G.N., Okubanjo, A.O. (1999). Effects of processing upon the quality of Nigerian meat products. *Livestock Production Science*, **59**, 155-163

Gill, P.E., Murray; W., Wright, M.H. (1981). *Practical optimisation*, Academic Press, London.

Pearson, A.M. and Gillett, T.A. (1999). *Processed meats* (3rd ed.). Maryland : Aspen Publishers

Poligné, I., Broyart, B., Trystram, G., and Collignan, A. (2002). Prediction of mass-transfer kinetics and product quality changes during a Dehydration-Impregnation-Soaking process using artificial neural networks. Application to pork curing. *Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie*, **35**, 748-756

Poligné I., Collignan A., and Trystram G. (2001). Characterization of traditional processing of pork meat into boucané. Meat Science, **59**, 377-389

Pushpavanam, S.R. and Khan, I. (1999). Optimisation of a biochemical fed-batch reactor using sequential quadratic programming, *Industrial and Engineering Chemistry Research,* **38**,1998-2004

Goldberg, D.E. (1989) *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley Publishing Company, N.Y.

Qi, R.H. and Henson, M.A. (2000), Membrane system design for multicomponent gas mixtures via mixed-integer non-linear programming, *Computer & Chemical Engineering*, **24**, 2719-2737.

Zhao, W., Chen, D. et Hu, S. (2000) Optimizing operating conditions based on ANN and modified Gas, *Computers & Chemical Engineering*, **24**, 61-65

7 Etudes complémentaires

Une étude d'optimisation a été réalisée pour trouver les conditions opératoires les plus robustes aux variations de la matière première, ainsi qu'aux variations des conditions opératoires. Les résultats montrent que les opérations minimisant la sensibilité à une condition d'opération, voient incrémenter leur sensibilité aux autres conditions d'opération. Aucune opération robuste à toutes les conditions d'opération n'a peut être trouvée lors de ce calcul. Les résultats de cette étude sont présentés dans l'annexe 3.

8 Conclusion

L'optimisation des conditions opératoires d'un procédé d'immersion, pour la production du boucané, a été réalisée. Ce procédé est intéressant car diverses opérations sont réalisées en même temps : déshydratation, imprégnation (formulation) et cuisson de la viande. Pour ce procédé, l'une des variables peut rester constante ou varier au cours de l'opération. Trois configurations d'opération ont été étudiées : un seul bain à température constante, un seul bain à température variable, et deux bains en série à conditions constantes.

A la différence de celui présenté dans le chapitre précédent, le problème d'optimisation non-linéaire sous contraintes, posé par cette opération, possède un comportement multimodal résultat des divers mécanismes qui agissent sur le système. Le problème (non-linéaire, continu, dérivable, non-convexe) a été résolu par une méthode d'optimisation hybride en deux étapes : une recherche globale par l'algorithme génétique pour proposer de bons vecteurs d'initialisation, suivie de la recherche locale de l'optimum par programmation quadratique séquentielle.

Dans le chapitre prochain sera exposé un problème d'optimisation qui, en plus de posséder un comportement multimodal, présente des discontinuités.

Chapitre 5

Optimisation d'un procédé continu de cuisson des biscuits

Ce chapitre présente l'optimisation des conditions opératoires d'un four continu pour la production de biscuits. L'évolution du produit dans le temps est liée à sa position à l'intérieur de l'équipement. La température de parois (180 à 300 °C), la vitesse d'extraction de l'air (0,5 à 10 m/s) et la vitesse du tapis (déterminant une durée de cuisson de 3 à 10 min), sont les conditions opératoires réglables dans le four. Ces paramètres agissent sur différents mécanismes (transfert de matière et d'énergie, réactions biochimiques et modification des propriétés structurales) qui déterminent les propriétés du produit. L'objectif de cette étude est de minimiser la durée de la cuisson, ainsi que les pertes énergétiques du four, tout en garantissant les caractéristiques de qualité du produit fini.

L'optimisation a été réalisée numériquement, à l'aide d'un modèle du système. Le modèle est composé de deux parties : Un modèle de connaissance qui, à partir de des conditions opératoires, calcule la température et la teneur en eau du produit. Ces données sont utilisées par un deuxième modèle empirique (réseau de neurones), pour calculer l'épaisseur (indicateur des dimensions) et la luminosité (indicateur de la couleur) du produit. (Broyart et Trystram, 2002 ; Broyart, 1998)

Les critères d'optimisation visés sont la minimisation du temps (but économique) et des pertes énergétiques (but de protection de l'environnement). L'optimisation de chaque critère a été réalisée dans des études séparées. Les conditions opératoires correspondent à 6 paliers de température (correspondant aux différentes zones du four), la vitesse d'extraction des 5 cheminées et la vitesse du tapis (12 variables de contrôle). Le produit est contraint d'atteindre des cibles de teneur en eau, de luminosité, et d'épaisseurs finale et maximale, ceci pour assurer les propriétés technologiques et sensorielles du produit (maniabilité, conservation, couleur, texture, …). Les variables de commande sont bornées par les limites de validité du modèle. Néanmoins, une étude, en dehors les limites de validité du modèle, a été réalisée pour analyser les mécanismes de transfert de la chaleur obtenus dans les opérations optimales.

Ce problème d'optimisation dynamique, non-linéaire et sous contraintes a été résolu à l'aide d'une méthode hybride : une recherche globale des solutions sous-optimales (mais réalisables), par algorithme génétique, suivie par une recherche locale (affinage des résultats), à l'aide de la programmation quadratique séquentielle. La recherche globale est menée non seulement pour éviter la convergence à des mauvais optima locaux, mais aussi pour surmonter les discontinuités présentes dans le problème d'optimisation.

Nous présentons l'analyse de convergence et robustesse des résultats optimaux : les opérations optimales réduisent de 45% la durée de la cuisson, et de 16% les émissions énergétiques. Néanmoins, ces deux critères sont antagonistes, ce qui est montré par un graphique du type Pareto.

De plus, nous avons réalisé une étude sur les mécanismes de transfert énergétique des opérations optimales, ainsi qu'une étude de l'épaisseur maximale atteinte pendant la cuisson afin de justifier son utilisation comme indicateur de texture. Les résultats de cette étude sont présentés en annexes.

1 Introduction

Le biscuit est un produit céréalier qui diffère des autres produits pâtissiers et de la panification par sa faible teneur en eau finale. Sa fabrication industrielle inclut une série d'opérations unitaires dont la cuisson est l'une des plus importantes. Lors de la cuisson, différentes transformations physico-chimiques ont lieu : des phénomènes de transfert d'énergie et de matière, des réactions biochimiques et des modifications des propriétés structurales. Le biscuit acquiert ainsi ses principales propriétés technologiques et d'usage : teneur en eau, dimensions, couleur, structure interne et goût. De plus, ce procédé contribue à absorber la variabilité liée au mode de conduite des opérations précédentes et à la nature des ingrédients utilisés (Broyart, 1998).

Les moyens d'action sur la plupart des fours convectifs continus sont la vitesse du tapis (durée de la cuisson), le nombre et la puissance des brûleurs (profil de température des parois du four) et le débit d'extraction des cheminées (profil d'écoulement de l'air et son taux de renouvellement à l'intérieur du four). Il est possible d'obtenir ainsi différents profils thermiques et hygrométriques en offrant une grande variété de conditions de fonctionnement. Pourtant, la recherche d'un point de fonctionnement optimal est rare (Manley, 1991 ; Broyart, 1998).

Des consignes de conduite sont calculées à partir de l'évaluation de la qualité du produit dans deux travaux concernant les fours de biscuiterie : Mc Farlane, (1990) s'est intéressé à la conduite des fours directs à gaz à partir des mesures de couleur et teneur en eau du produit fini. Plus récemment, Perrot, (1997) propose une méthodologie de contrôle (système expert flou) prenant en compte des mesures de couleur, teneur en eau et d'épaisseur du produit final. Cependant, la définition de la conduite de l'opération reste empirique dans la majorité de cas : celle-ci est réalisée par ajustements successifs (Barbotteau, 1994).

Notre étude vise le calcul des consignes de conduite pour, non seulement assurer l'obtention des biscuits à qualité conforme, mais aussi offrir des améliorations en temps et en gestion de l'énergie. Dans ce but, une méthodologie d'optimisation hors ligne a été mise au point. L'optimisation des procédés du secteur biscuiterie–pâtisserie semble économiquement avantageuse : en France (1996), le chiffre d'affaires de ce secteur industriel (163 entreprises) s'élevait à 2,2 milliards d'euros, pour un volume de production de 570 000 tonnes (Alliance 7, 1998).

Sur le plan méthodologique, la cuisson présente quelques particularités qui font d'elle une application intéressante de l'optimisation en conduite des procédés:

L'opération se caractérise par une distribution spatiale des consignes. L'optimisation vise alors l'obtention des profils de conduite. Le problème d'optimisation est dynamique, car le traitement subi par le biscuit varie en fonction de sa position dans le four.

La cuisson est de fait la mise en œuvre de diverses opérations dans une même technologie : séchage, coloration, développement des arômes, etc. Les consignes optimales résultent alors d'un compromis entre critères de qualité divers.

L'énergie pour la cuisson est un facteur clé. Une étude canadienne (Marcotte, et al, 2002) démontre que la contribution énergétique de la cuisson des produits céréalières est très significative et qu'un enjeu fort existe à minimiser les pertes et la consommation dans l'optique du respect des accords de Rio (diminution des émissions de gaz à effet serre)

Dans la bibliographie, les travaux sur l'optimisation de la cuisson concernent notamment la fabrication du pain. Trois critères d'optimisation sont généralement visés: la minimisation du temps d'opération, la minimisation de la perte de poids et la minimisation de la consommation énergétique. Une première approche d'optimisation est donnée par (Christensen et al, 1984 ; Mälkki et al, 1984). Ici, le fonctionnement optimal est sélectionné parmi l'ensemble des expériences réalisées. Par la suite, Paloheimo, et al (1984), ont élaboré un modèle statique (régression linéaire multiple) reliant les variables de qualité du produit aux conditions opératoires. Ils proposent des recommandations pour l'établissement des variables de commande. Dans tous ces travaux, les conditions opératoires restent constantes le long du procédé.

Récemment, Therdthai, et al (2002) ont proposé un profil optimal de température pour la cuisson du pain. Ils calculent d'abord un profil en quatre paliers de température moyenne dans la chambre de cuisson, à partir des consignes de température et d'écoulement de l'air dans le four. Ensuite, ce profil et le temps de cuisson, sont reliés aux variables de qualité du produit. Un modèle de régression linéaire multiple (deuxième ordre) est ainsi identifié. A l'aide du modèle, le point de fonctionnement optimal qui minimise la perte du poids est calculé.

Quoique meilleure, cette approche présente deux points faibles, tous deux liés au modèle utilisé. D'abord, le profil d'écoulement de l'air et son hygrométrie ne sont pas pris en compte de manière explicite dans le modèle, même s'ils interviennent dans le profil de température réelle résultante, leurs effets sur la qualité du produit sont difficiles à établir. Ensuite, les consignes de conduite (profil de température réelle) ne correspondent pas aux moyens d'action sur le four conventionnel, ce qui implique la création d'un contrôleur additionnel, ou bien le calcul additionnel des conditions opératoires qui fournissent un tel profil.

L'amélioration obtenue par l'utilisation des profils de consignes optimales remplaçant les conditions fixes, est retrouvée dans d'autres travaux concernant des procédés thermiques (Banga et al, 1991, Noronha et al, 1996 ; Chen and Ramaswamy, 2002). Mais, pour obtenir de tels profils, l'utilisation d'un modèle dynamique du système est indispensable. De plus, ce modèle doit être capable de décrire l'évolution des caractéristiques de qualité.

Pour notre étude, nous avons utilisé le simulateur de cuisson en continu proposé par Broyart (1998). Ce simulateur reproduit avec justesse la dynamique (spatiale) du système et évalue, à tout instant, la qualité globale du produit sur la base des indicateurs de texture, de stabilité, de couleur et de dimensions. Le simulateur a été mis au point au sein de notre laboratoire. Ainsi, nous bénéficions (et mettons en valeur) le savoir-faire acquis par le laboratoire concernant la cuisson. Ce simulateur utilise un modèle de connaissance qui prend en charge les phénomènes de transfert de chaleur et de matière, suivi par un modèle de représentation (réseaux de neurones), pour prédire les paramètres de qualité du produit.

L'optimisation avec un modèle de ce type implique l'utilisation des algorithmes de résolution complexes : pour un problème fortement non-linéaire et non dérivable, la résolution analytique ou la recherche par gradient, sont possibles à condition d'être réalisées de façon séquentielle : l'approximation du modèle par des fonctions plus simples (linéaires ou quadratiques) et son optimisation par des itérations successives. Ainsi, la programmation quadratique séquentielle (SQP) est appliquée avec succès pour des problèmes semblables dans l'industrie chimique, à condition d'initialiser le calcul avec des solutions réalisables, c'est-à-dire qui satisfont toutes les contraintes. (Pushpavanam et al, 1999 ; Cervantes et al, 2000 ; Klatt, 2000 ; Wozny and Li, 2000 ; Leineweber et al, 2003)

Or, dans l'optimisation des procédés alimentaires on peut trouver la présence d'un ensemble d'optima locaux, au lieu d'une solution unique, ce qui est connu par le terme multimodalité. Le caractère multidimensionnel de la qualité (problème multicritère) pose une difficulté additionnelle : la solution optimale doit assurer un certain compromis entre critères de qualité (souvent antagonistes). Dans ces conditions, la proposition des conditions d'initialisation de calcul pour la méthode SQP est difficile, d'autant plus que les optima obtenus par cette méthode sont fortement dépendants du point d'initialisation (optima locaux).

Pour ce type de problème, les méthodes stochastiques semblent a priori plus intéressantes : elles sont très robustes et assurent une recherche globale des optima. Parmi celles-ci, les algorithmes génétiques (AG) ont été utilisés dernièrement pour l'optimisation de procédés alimentaires et des bioprocédés (Morimoto et al, 1997 ; Wozny and Li, 2000 ; Makino, 2001 ; Chen and Ramaswamy, 2002 ; Ronen et al, 2002).

Nous proposons un algorithme de résolution hybride AG-SQP pour réaliser l'optimisation de la cuisson : une recherche globale des solutions prometteuses (par AG), suivi par l'affinage de ces résultats (recherche locale par SQP). Le meilleur candidat est sélectionné parmi l'ensemble des solutions affinées. Cette stratégie bénéficie ainsi des avantages de ces deux méthodes d'optimisation.

Notre travail est présenté de la manière suivante : Une première partie englobe les méthodes utilisées (simulateur et stratégie d'optimisation). La discussion des résultats sera ensuite consacrée à la description d'une opération de cuisson de référence, des points de fonctionnement optimisant le temps et les pertes énergétiques. Enfin, la conclusion et les perspectives de cette étude seront exposées.

2 Matériel et méthodes

2.1 Simulateur

Dans cette approche d'optimisation hors-ligne, nous avons utilisé le simulateur de cuisson en four continu mis au point par Broyart (1998, 2002).

Tableau 5.1. Nomenclature

Symbole	*Unités*	*Signification*
cp	J kg^{-1} $°C^{-1}$	capacité calorifique spécifique
D	m	longueur du four
d	m	pas de discrétisation de longueur du four
$\varepsilon_{\%}$	%	erreur relative
ε_x		erreur de prédiction
$E_{F,B}$	kJ kg^{-1}	énergie fournie par le four par kg de biscuit sec
E_C	MJ kg^{-1}	énergie théorique consommée par le four par kg de biscuit sec
H	J kg^{-1}	enthalpie (pour l'air: enthalpie humide)
Hm	J kg^{-1}	énergie modifiable
k		facteur de pondération
L	Unités	luminosité
Lv	J kg^{-1}	chaleur latente d'évaporation d'eau
m	kg	masse
n		nombre des mesures
T	°C	température
t	s	temps
v	m s^{-1}	vitesse
x	kg_{eau} $kg_{matière\ sèche}^{-1}$	teneur en eau
y	kg_{eau} $kg_{air\ sec}^{-1}$	humidité de l'air
Critères de qualité		
J_1	s	durée de la cuisson
J_2	kJ kg^{-1}	énergie modifiable par kg de biscuit sec
$J_{A1 \ldots A3}$		critères complémentaires (Annexe 5)
J'		critère auxiliaire (recherche globale par AG)
Vecteurs		
E1 … E4 ;		Résultats de l'optimisation selon différents critères
A1 … A4		Résultats de l'optimisation selon différents critères (Annexe 5)
U		conditions opératoires
X		variables d'état
Y		variables de qualité
Indices		
a		air
b		biscuit
bs		biscuit (matière sèche)
c		cible
e		eau
ev		eau évaporée
f		final
i		'i ème' élément
m, max		maximal
min		minimal
p		parois du four
t		tapis
tol		tolérance

2.1.1 Four pilote

Le simulateur a été validé sur un four-tunnel continu schématisé dans la figure 5.1. La chambre de cuisson comporte 6 zones. La chaleur est produite par des brûleurs à gaz naturel disposés en voûte et en sole du four, les produits de la combustion n'entrent pas en contact avec l'air présent dans la chambre de cuisson. L'air pénètre, aux conditions ambiantes, par l'entrée de pâtons et par la sortie du produit. A l'intérieur du four, il s'enrichit en vapeur d'eau, fournie par le séchage des biscuits. Enfin, il est extrait par cinq cheminées à vitesse d'extraction réglable. Les limites des zones dans le four coïncident avec les positions des cheminées. La durée de la cuisson est déterminée par la vitesse du tapis, la longueur du four étant fixe.

Les facteurs de conception du four (dimensions, propriétés physiques du tapis, parois du four, etc.), les propriétés du biscuit (dimensions et densité initiales, capacité calorifique et d'activité d'eau), l'hygrométrie et la température de l'air entrant au four sont considérés constantes.

A l'intérieur du four, on trouve un schéma de circulation air / produit du type mixte : une circulation à co-courant, dès l'entrée jusqu'à la cheminée dite de confluence et une circulation à contre-courant, à partir de la cheminée de confluence jusqu'à la sortie du four. La figure 5.1 illustre le schéma de circulation pour une confluence à la deuxième cheminée.

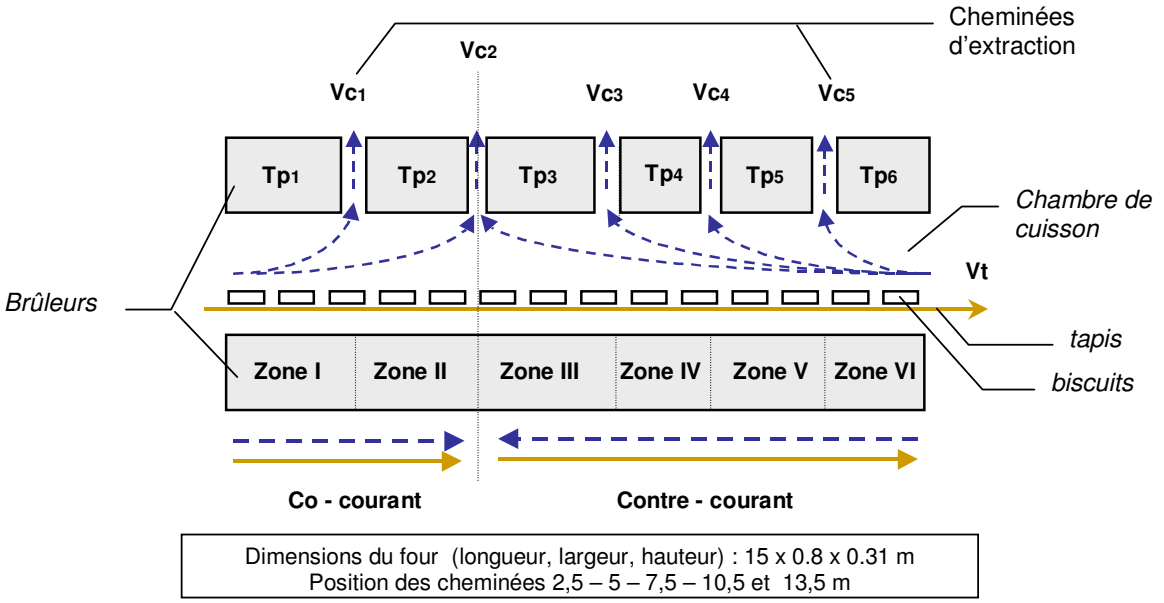


Figure 5.1. Schéma du four.
Les flèches représentent la direction de déplacement du biscuit (ligne continue) et d'écoulement l'air (ligne pointillée)

2.1.2 Description mathématique

Le simulateur est composé de deux parties : Un premier modèle statique déterministe qui, à partir des équations de transfert de matière et d'énergie, calcule la teneur en eau et la température du biscuit (Broyart and Trystram, 2002). Ces données sont ensuite injectées dans un deuxième modèle qui calcule l'épaisseur et la luminosité en surface du produit. Ce dernier modèle est composé d'un ensemble de réseau de neurones artificiels récurrents d'ordre 1, chaque sous-réseau est constitué par un perceptron à 1 couche cachée (Broyart, 1998).

Le modèle général, schématisé dans la figure 5.2, peut se représenter ainsi :

$$X(d) = f(U, X(0)) \qquad [1]$$

Le calcul est réalisé en fonction de la position (d) dans le four, avec un pas de calcul de 0.1 m. Les paramètres et leurs unités sont données sur le tableau 5.1.

Le vecteur de variables de conduite est défini par le vecteur des températures des parois à chaque zone (T_p), le vecteur des vitesses d'extraction de chaque cheminée (v_c) et la vitesse du tapis (v_t) :

$$U = \begin{bmatrix} T_p & v_c & v_t \end{bmatrix}^T \quad où,$$
$$T_p = \begin{bmatrix} T_{p_1} & T_{p_2} & \cdots & T_{p_6} \end{bmatrix} \; et \quad v_c = \begin{bmatrix} v_{c_1} & v_{c_2} & \cdots & v_{c_5} \end{bmatrix} \qquad [2]$$

La température des parois est homogène à l'intérieur de la zone, mais elle peut différer d'une zone à l'autre.

L'état du produit est défini par sa teneur en eau, x_b, sa température, T_b, sa luminosité en surface, L et son épaisseur, e :

$$X = \begin{bmatrix} x_b & T_b & L & e \end{bmatrix}^T \qquad [3]$$

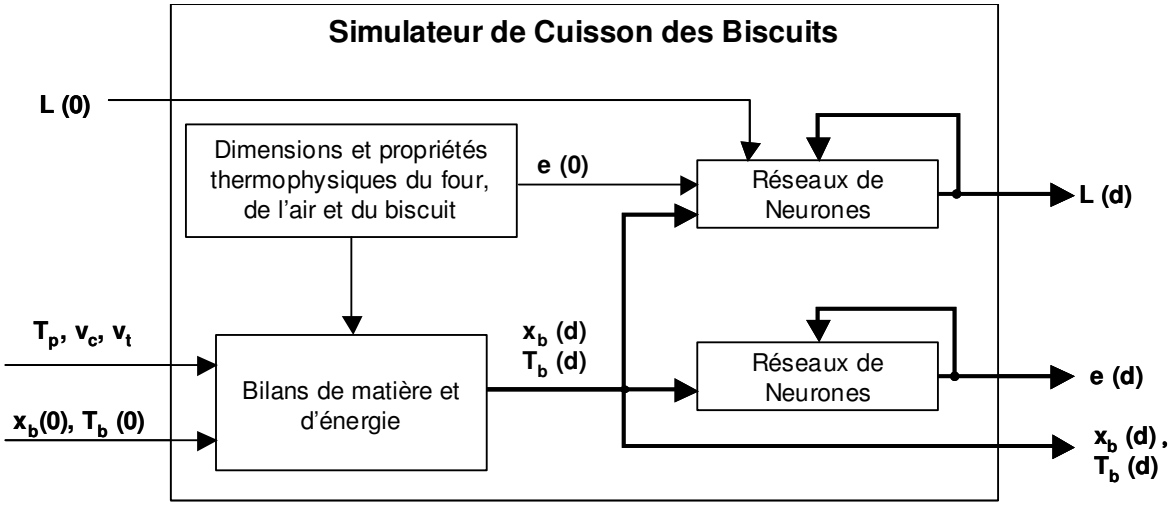


Figure 5.2. Structure du simulateur.

La luminosité, mesurée sur la base du système chromatique L*a*b* (d'après Trouvé, 1991), détermine le niveaux de clarté de la couleur en variant de 0 (noir) à 100 (blanc). Il est reconnu que la luminosité en surface est un bon indicateur de la qualité de cuisson. Nous ne considérons donc pas les variations des facteurs « a » et « b ». De même, les expériences menées par Chevallier (2002) montrent que la déformation de la surface du biscuit, en cours de cuisson, est négligeable : seule l'évolution de l'épaisseur est donc considérée comme indicateur de développement du produit.

Outre les variables d'état du produit, le simulateur calcule les états du tapis et de l'air de cuisson : température, humidité et vitesse d'écoulement, ainsi que l'énergie fournie par les différentes formes de transfert (radiation, convection et par contact).

2.1.3 Validation du modèle

Le simulateur a été validé expérimentalement par Broyart (1998, 2002). L'erreur de prédiction des variables d'état, ainsi que le domaine de validité des modèles sont résumés dans le tableau 5.2

Tableau 5.2. Validation du simulateur

Grandeur simulé	***Unités***	***Domaine de Validité***	***Erreur***
T_b	°C	20 – 200	6% *
x_b	kg $_{eau}$ / kg $_{biscuit\ sec}$	0 – 0,23	6% *
L	Unités de luminosité	0 – 100	5.21 Unités **
e	mm	0 – 9	0.55 mm **

$$^{*}\varepsilon_{\%} = \frac{\sum \frac{\left| X_{estimé} - X_{mesuré} \right|}{X_{mesuré}} \cdot 100}{n_x}, \qquad ^{**}\varepsilon_x = \sqrt{\frac{\sum \left(X_{estimé} - X_{mesuré} \right)^2}{n_x}}$$

(ref. Broyart, 1998)

Les valeurs simulées de la température et la teneur en eau des biscuits reproduisent bien le comportement expérimental du procédé. En dehors d'une légère surestimation de la température du pâton à l'entrée du four, les valeurs finales sont bien estimées (Broyart et Trystram, 2002). De la même manière, l'erreur de prédiction de la luminosité et de l'épaisseur diminue lorsqu'on s'approche de la sortie du four. Ces derniers écarts restent néanmoins plus importants que les tolérances imposées par l'industriel (tableau 5.3).

2.2 ***Problème d'optimisation***

2.2.1 Critères d'optimisation

Cette étude vise deux objectifs économiques : minimiser le temps de cuisson et les pertes énergétiques.

La durée de la cuisson, t_f , dépend de la vitesse du tapis, v_t, et de la longueur du four, D. Ainsi, le premier critère a été élaboré selon l'expression suivante :

$$J_1 = t_f = \frac{D}{v_t} \qquad [4]$$

Afin d'établir une expression du deuxième critère, l'énergie fournie par le four a été différenciée entre une part non modifiable (considéré constante) et une part modifiable, en accord avec son rôle joué dans la cuisson (figure 5.3). Le premier terme englobe l'énergie nécessaire pour accomplir toutes les transformations technologiques des biscuits et celle perdue par les parois pendant l'opération. Lors de l'optimisation, il est difficile de réduire cette énergie car nous travaillons avec le même four et les mêmes matériaux. Les variations d'énergie sensible des biscuits en sortant du four, ainsi que celles de pertes énergétiques (par les parois) sont négligeables.

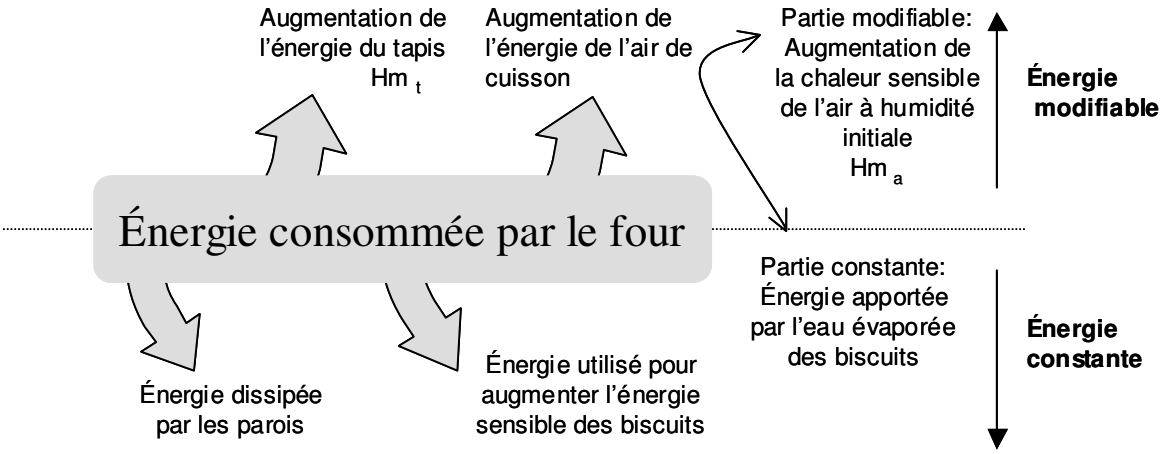


Figure 5.3. Distribution de l'énergie fournie par le four.

En revanche, on peut diminuer l'énergie (modifiable) qui sert à chauffer le tapis (Hm_t) et l'air de cuisson (Hm_a) selon les expressions qui suivent.

$$J_2 = Hm_t + Hm_a \qquad [5]$$

$$Hm_t = \frac{m_t cp_t \left(T_{t_f} - T_{t_0}\right)}{m_b} \qquad [6]$$

$$Hm_a = \frac{\sum_{i=1}^{5} m_{ai} \left(H_{ai_f} - H_{ai_0}\right) - m_{ev} Lv}{m_b} \qquad [7]$$

$$H_a(d) = cp_{as} + cp_e \cdot y_a(d) \cdot T_a(d) + y_a(d) Lv_e \qquad [8]$$

Hm_t correspond à l'augmentation de la chaleur sensible du tapis, Ha, est l'enthalpie de l'air humide, et Hm_a est l'augmentation totale d'enthalpie de l'air, moins l'énergie constante apportée par

l'eau évaporée (des biscuits). Cette dernière est constante car la masse d'eau évaporée par kg de produit est invariable : la teneur en eau résiduelle des biscuits doit atteindre une valeur cible à la fin de la cuisson.. Ces relations résultent d'un bilan enthalpique, pour une même température de référence et en faisant l'hypothèse que Lv et les Cp ne varient pas au cours de l'opération de manière sensible.

2.2.2 *Contraintes*

Les solutions possibles doivent appartenir au domaine de validité du simulateur :

$$U_{\min} \leq U \leq U_{\max}$$
$$T_b \leq T_{b\,\max} \qquad [9]$$

Et satisfaire les contraintes de qualité:

$$Y = Y_c \quad ; \quad où$$

$$Y = [\, xb_f \;\; L_f \;\; e_f \;\; e_m \,] \qquad [10]$$

Le vecteur de sortie (Y) englobe les variables désignant la qualité globale du biscuit, Y_c sont les valeurs cibles à atteindre avec une tolérance de variation, Y_{tol}, inférieure à celle acceptée par l'industriel. Le tableau 5.3 montre l'ensemble des conditions d'optimisation (valeurs cibles et tolérances).

Tableau 5.3. Conditions d'optimisation

Condition	***Symbole***	***Unités***	***Valeur***
Pas de longueur	d	m	0,01
Longueur du four	D	m	15
Etat initial	$x_b(0)$	kg_{eau} / $kg_{biscuit\ sec}$	0,23
X (0)	L (0)		72,2
	e (0)	mm	2,33
Bornes inférieures	$T_{p\ min}$	°C	180
U_{min}	$v_{c\ min}$	m/s	0,5
	$t_{f\ min}$	min	3
X_{min}	$x_{b\ min}$	kg_{eau} / $kg_{biscuit\ sec}$	0
	$T_{b\ min}$	°C	20
Bornes supérieures	$T_{p\ max}$	°C	300
U_{max}	$v_{c\ max}$	m/s	10
	$t_{f\ max}$	min	10
X_{max}	$x_{b\ max}$	kg_{eau} / $kg_{biscuit\ sec}$	0,23
	$T_{b\ max}$	°C	220
Bornes élargies	$T_p{}^*_{max}$	°C	600
	$v_c{}^*_{max}$	m/s	30
	$t_f{}^*_{min}$	min	2.5
	$x_{b\ f}$	kg_{eau} / $kg_{biscuit\ sec}$	0,01
Valeurs cibles	L_f		62
Y_{cible}	e_f	mm	5,3
	e_m	mm	7,5
*Tolérances***	$x_{b\ tol}$	kg_{eau} / $kg_{biscuit\ sec}$	0,001 (0,002**)
Y_{tol}	L_{tol}	Unités de luminosité	1 (2**)
	e_{tol}	mm	0,1 (0,25**)

Le domaine de validité du modèle est compris entre les bornes U_{min} et U_{max}.
*Bornes supérieures étendues uniquement utilisées pour l'étude de mécanismes de transfert énergétique : le temps de cuisson élargi est inférieur car la vitesse supérieure est plus haute.
** les tolérances industrielles sont données entre parenthèses

Les trois premières variables de Y sont couramment utilisées pour la conduite manuelle du procédé industriel. La teneur en eau résiduelle « x_{bf} », la luminosité « L_f » et l'épaisseur finale « e_f », sont respectivement les indicateurs de stabilité et de texture, de couleur en surface et de dimensions du produit. Leur valeur cible est désignée par l'industriel.

La texture « croustillante », très appréciée dans les biscuits, est le résultat de la formation de nombreuses alvéoles gazeuses formées au cours de la cuisson et d'une forte dureté des parois inter-

alvéolaires. D'après les résultats de B. Broyart (1998), cette distribution est liée aux valeurs de température et de vitesse de l'air appliquées au cours de cuisson, tandis que la dureté est influencée principalement par la teneur en eau finale du produit.

Dans le four le profil température-vitesse de l'air est le responsable du flux énergétique fourni aux biscuits qui, à son tour, conditionne la cinétique d'augmentation de volume du biscuit. Alors, nous émettons l'hypothèse que des profils d'évolution du volume semblables pendant la cuisson résultent en une distribution alvéolaire similaire dans le produit.

L'imposition des épaisseurs maximale (e_m) et finale (e_f) comme contraintes suffit pour obtenir des cinétiques similaires d'évolution de volume. C'est ainsi que e_m est choisie comme indicateur additionnel de texture, et sa valeur cible correspond à l'épaisseur maximale obtenue lors d'une opération de référence proposée par Broyart (1998).

2.3 Stratégie d'optimisation

La dynamique du procédé de cuisson est fortement non-linéaire. Les degrés de liberté du problème d'optimisation sont les conditions opératoires : le profil de température composé de 6 paliers, un pour chaque section du four, 5 vitesses d'extraction et une vitesse de tapis. Dans ces conditions, il existe une grande variété des solutions compatibles avec les contraintes (y compris les cibles). Une étude préliminaire (Annexe 4) nous a montré que les contraintes cibles présentent des discontinuités, à l'intérieur du domaine des variables de commande aux moments de changement de la cheminée de confluence.

En tenant compte de l'ensemble des caractéristiques du procédé, nous avons choisi la stratégie d'optimisation suivante : Le calcul débute par une recherche par algorithme génétique (technique stochastique), ce qui génère un ensemble de solutions sous-optimales qui sont ensuite affinées à l'aide de la programmation quadratique séquentielle (technique déterministe). La meilleure solution est choisie enfin parmi les optima locaux ainsi calculés. On a pu ainsi bénéficier des avantages des deux méthodes tout en surmontant leurs désavantages.

Les avantages principaux des méthodes stochastiques, et en particulier des algorithmes génétiques, sont leur aptitude à surmonter les discontinuités (robustesse) et l'extension globale de leur espace de recherche, caractéristiques liées à l'inclusion d'une recherche aléatoire jusqu'à la fin du calcul.(Goldberg, 1989) Nous avons choisi les algorithmes génétiques car nous étions déjà familiarisés avec la méthode, cela grâce aux précédents travaux d'optimisation. D'autres méthodes, comme le recuit simulé, peuvent néanmoins présenter les mêmes aptitudes de calcul.

Les algorithmes génétiques sont capables de trouver des solutions qui peuvent être très différentes entre elles. Leur application est intéressante car elles fournissent des informations additionnelles sur le procédé.

En revanche, ces algorithmes ne manipulent des contraintes d'égalité que de manière implicite dans le critère d'optimisation. Ainsi, lors de la recherche globale, un critère d'optimisation auxiliaire (J') est utilisé suivant l'expression :

$$\min J' = J + k\left(Y_c - Y\right)^2 \qquad [11]$$

où J correspond à l'un des critères décrits précédemment et, k, est un facteur de pondération.

Un désavantage de l'algorithme génétique est que ses solutions sont très grossières. Alors, l'affinage de ces résultats n'est possible qu'en augmentant soit le nombre d'évaluations (générations), soit la probabilité de mutation, ou bien, en affinant l'expression des gènes (le nombre de valeurs que peut acquérir une condition d'opération). Ce qui se traduit par l'augmentation du temps de calcul (et encore, l'obtention d'une amélioration du résultat reste aléatoire à cause de la nature de la méthode !)

La programmation quadratique séquentielle a été utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation dans l'industrie chimique, semblables à celui posé par la cuisson. Le calcul est réalisé de façon rapide et précise. Cette technique permet, de plus, de manipuler les contraintes de façon explicite. En revanche, sa robustesse dépend de l'utilisation des solutions réalisables (c. à. d. celles qui satisfont toutes les contraintes) dès le début du calcul, mais aussi de l'absence des discontinuités dans les fonctions qui déterminent l'état du système, les critères et les contraintes (Gill et al, 1981). C'est pourquoi nous l'avons utilisée comme affineur des résultats sous-optimaux fournis par l'algorithme génétique.

2.3.1 *Convergence de la stratégie d'optimisation*

La convergence des résultats est établie par une série de calculs d'optimisation avec différents vecteurs d'initialisation. Les cinétiques des variables d'état résultantes sont ensuite comparées pour établir la convergence.

2.4 Robustesse des points de fonctionnement optimaux

Pour l'étude de robustesse du point de fonctionnement optimal, les variations des réponses du simulateur causées par des petites variations de chacune des conditions opératoires sont analysées. Des variations de ± 0.5 ; 1 ; 2.5 ; 5 et 10% du domaine admissible de variation ($U_{max} - U_{min}$), déterminée par la région de validité du modèle, sont calculées. Les variations des réponses ont été normalisées par rapport à leur tolérance (industrielle) de variation (tableau 5.3).

3 Résultats et discussion

La discussion concerne la description de l'opération de référence, ainsi que l'analyse des résultats d'optimisation du temps et de l'énergie. Des études complémentaires réalisées pour justifier l'utilisation de l'épaisseur maximale comme indicateur de texture de biscuit, sont présentées dans l'annexe 5.

Le tableau 5.4 résume le vecteur des conditions opératoires, le vecteur de qualité de produit et les critères pour les résultats optimaux (E1..E4) et l'opération de référence (S). Les points de fonctionnement E1 et E3 minimisent la durée d'opération (J_1) tandis que E2 et E4 minimisent les pertes énergétiques (J_2). Les opérations E3 et E4 utilisent les bornes étendues (U^*_{max}, tableau 5.3), ces dernières conditions sont utilisées pour l'étude des mécanismes de transfert énergétique.

Les paramètres de conduite de référence (S) ont été ajustés, au préalable, par une méthode d'essai-erreur (Broyart, 1998), de façon à obtenir un produit qui satisfait les contraintes de qualité imposées par l'industriel. Dans le tableau 5.4, on peut vérifier que les variables cibles de qualité sont atteintes pour toutes les opérations.

Tableau 5.4. Optimisation de la durée de l'opération (E1, E3) et des pertes énergétiques (E2, E4). E3 et E4, utilisent des bornes maximales étendues (U^*_{max}). Comparaison avec l'opération de référence (S).

	Paramètres	***S***	***E1***	***E2***	***E3***	***E4***
Température des parois (°C)	$T_{p\,1}$	240	300	290	507	475
	$T_{p\,2}$	240	300	222	390	196
	$T_{p\,3}$	240	300	180	256	180
	$T_{p\,4}$	240	300	300	190	435
	$T_{p\,5}$	240	300	196	460	180
	$T_{p\,6}$	240	300	195	221	194
Vitesses d'extraction des cheminées (m/s)	$v_{c\,1}$	1	10	0,5	7,5	0,5
	$v_{c\,2}$	1	0,5	0,5	17,3	0,9
	$v_{c\,3}$	1,5	0,5	1,3	25	5,2
	$v_{c\,4}$	2,5	3,7	0,7	2,2	2,6
	$v_{c\,5}$	2	2,4	0,5	19,8	0,5
Temps de cuisson (min)	t_f	8,3	4,5	8,9	2,5	3,9
Paramètres de qualité finale	x_f (kg/kg)	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
	L_f	63,1	61,7	62,2	62,7	62,6
	e_f (mm)	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
	e_m (mm)	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5
*Critères d'optimisation***	J_1 (min)	8,3	4,5	8,9	2,5	3,9
	J_2 (kJ/kg)	586	649	489	983	535
Gestion énergétique	$E_{F,B}$ (kJ/kg)	723	658	697	779	690
	E_c (kJ/kg)	1 310	1 310	1 190	1 760	1 230

** le critère utilisé pour l'optimisation est marqué en gris, pour chaque opération présentée.

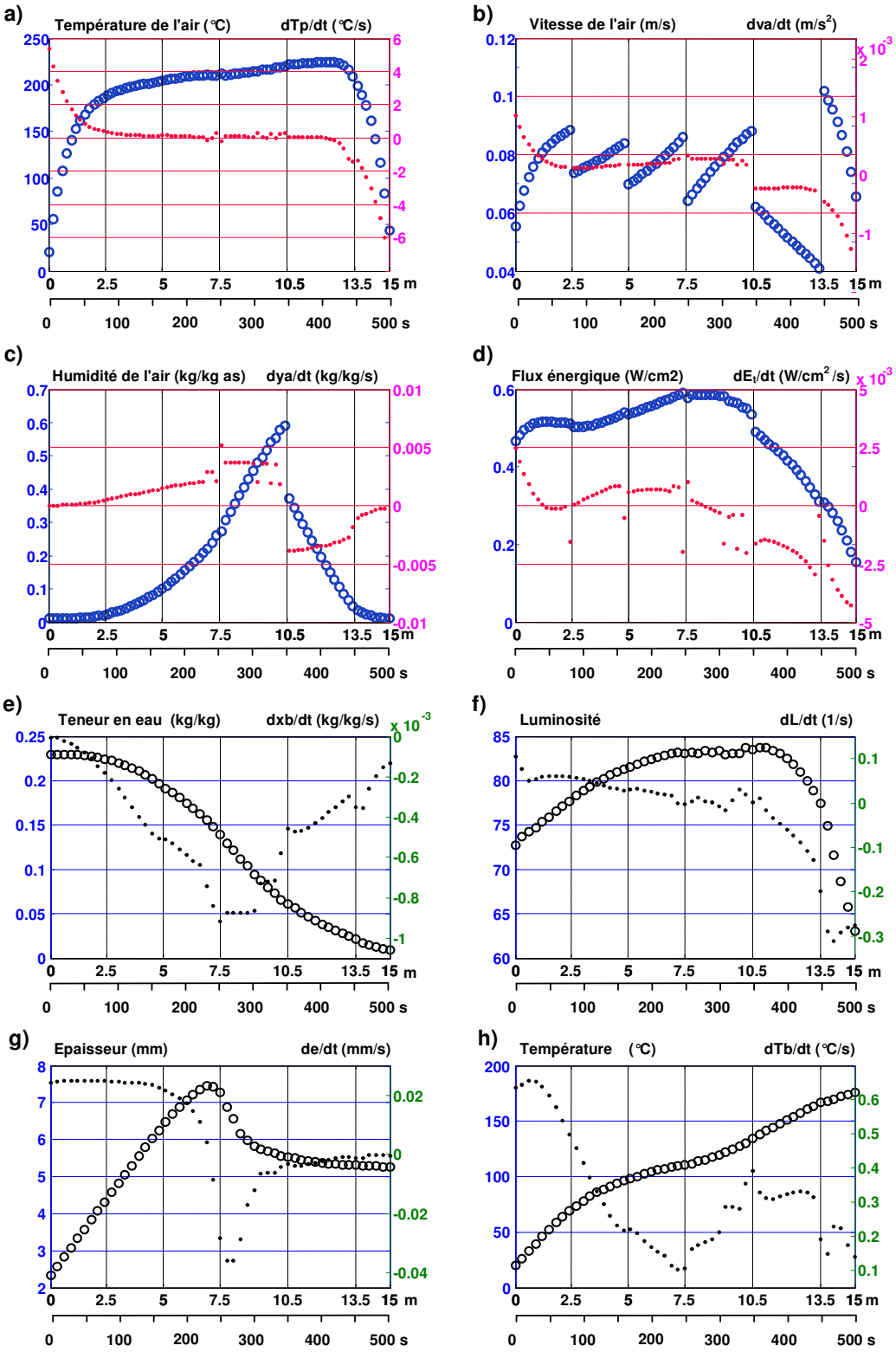


Figure 5.4. Opération de cuisson standard.
Evolution des conditions de l'air de cuisson (o) : (a) température, (b) vitesse et (c) hygrométrie. Flux énergique total (d) reçu par cm² de biscuit produit. Cinétiques des variables d'état (o) : (e) teneur en eau, (f) luminosité, (g) épaisseur et (h) température du biscuit. L'évolution de la vitesse instantanée de changement est montrée par des traits pointillés

3.1 Opération de cuisson standard

L'évolution des caractéristiques de l'air de cuisson (a,b,c), du flux énergique (d) et des variables d'état (e,f,g,h), résultante de la cuisson standard (S), est présentée dans la figure 5.4. Cette évolution est aussi bien exprimée en fonction de la position du biscuit (à l'intérieur du four) ou du temps de cuisson, les deux axes sont alors montrés sur la figure 5.4. La vitesse de variation instantanée de chaque paramètre est aussi tracée. La position des cheminées d'extraction, qui délimite en même temps les différentes zones du four, est marquée par des traits verticaux.

3.1.1 Evolution des conditions de l'air de cuisson à l'intérieur du four

La température de l'air entrant (figure 5.4a) augmente très rapidement (à une vitesse d'augmentation proche de 5°C/s). Cette vitesse diminue progressivement jusqu'à atteindre une valeur nulle. La température reste ainsi entre 200°C et 225°C la plus grande partie de l'opération.

Le caractère mixte du profil d'écoulement de l'air (co-courant et contre-courant) est illustré sur la figure 5.4 (b) : la vitesse de l'air augmente lorsqu'on se rapproche de la position d'une cheminée d'extraction ; au niveau de la quatrième cheminée, le sens de l'augmentation de la vitesse est inversé, ce qui signale le changement du profil d'écoulement de co-courant à contre-courant. La vitesse de l'air de cuisson reste inférieure à 0.1 m/s tout le long de l'opération.

L'air de cuisson s'enrichit en vapeur d'eau cédée par le produit (figure 5.4c). Il est évident que la vitesse d'humidification est supérieure dans les zones où la vitesse de séchage est supérieure (troisième et quatrième zones, où la vitesse de séchage est supérieure à 0.4 g/kg/s, voir figure 5.4e).

3.1.2 Evolution du flux énergétique reçu par le biscuit

L'évolution du flux énergique global par unité de surface du produit est indiquée dans la figure 5.4(d). Une analyse plus fine montre que l'énergie totale est fournie par trois mécanismes, avec une contribution de 21% du flux par contact biscuit-tapis, de 11% du flux convectif air-biscuit et de 68% du flux rayonné.

A l'entrée du four, le transfert de chaleur entre le biscuit et l'air de cuisson est limité à cause de la faible température de l'air (figure 5.4a,d). Néanmoins, le transfert par radiation est favorisé par un grand écart de températures entre les parois du four et le biscuit, ce qui provoque une rapide montée de température du biscuit à raison de 0.65-0.4 °C/s (figure 5.4d). De la même manière, la température du tapis croit en activant le transfert de chaleur par contact (biscuit-tapis).

Au bout de quelques secondes, l'augmentation de la température de l'air est plus rapide que celle du biscuit, (figure 5.4a, h), ce qui favorise l'accroissement de l'échange énergétique par convection (entre l'air et le biscuit). Ceci donne comme résultat une élévation du flux énergétique entre la deuxième et la quatrième zone du four. A l'approche de la sortie du four, le flux énergétique diminue progressivement car les écarts de température biscuit-air et biscuit-tapis s'affaiblissent : la température de l'air diminue (figure 5.4a) tandis que celle du biscuit ne cesse de s'accroître (figure 5.4h)

3.1.3 Cinétiques des variables d'état

La vitesse de séchage du biscuit augmente de façon constante (jusqu'à 0.9 g/kg/s) durant les trois premières zones. Ainsi, la teneur en eau diminue de 0.23 à 0.15 kg/kg (figure 5.4e). Ensuite, la vitesse de séchage diminue jusqu'à des valeurs très faibles à la fin de la cuisson.

La surface de biscuit présente un éclaircissement initial pendant les deux premières zones. La luminosité reste proche de 83 unités pendant les deux zones suivantes pour, enfin, diminuer très rapidement durant les dernières zones du four (figure 5.4f).

L'épaisseur augmente à vitesse constante pendant les 140 premières secondes d'opération, L'épaisseur maximale de 7.5 mm est ensuite atteinte à une vitesse décroissante, (figure 5.4g). Enfin, celle-ci diminue d'abord très rapidement et après de manière asymptotique jusqu'à atteindre sa valeur cible.

La température du biscuit augmente tout le long de la cuisson. Sa vitesse d'augmentation diminue progressivement jusqu'une valeur de 0.1 °C/s (à 110 °C), et ensuite prend de valeurs comprises entre 0.1 et 0.4 °C/s. La vitesse minimale de changement de température coïncide avec les valeurs maximales de vitesses d'effondrement de l'épaisseur et de séchage du biscuit.

Les cibles de teneur en eau, d'épaisseur et de luminosité sont atteintes à la sortie du four. A ce stade, les vitesses de changement de ces variables sont proches de zéro, exceptée celle de la luminosité qui atteint sa valeur maximale à la fin de la cuisson.

3.1.4 *Evolution de la luminosité et de l'épaisseur en fonction de la teneur en eau et de la température des biscuits*

Pour une meilleure compréhension des mécanismes mis en jeu, l'évolution de la luminosité et de l'épaisseur est décrite en fonction de la teneur en eau et de la température du biscuit, tel que le montre la figure 5.5.

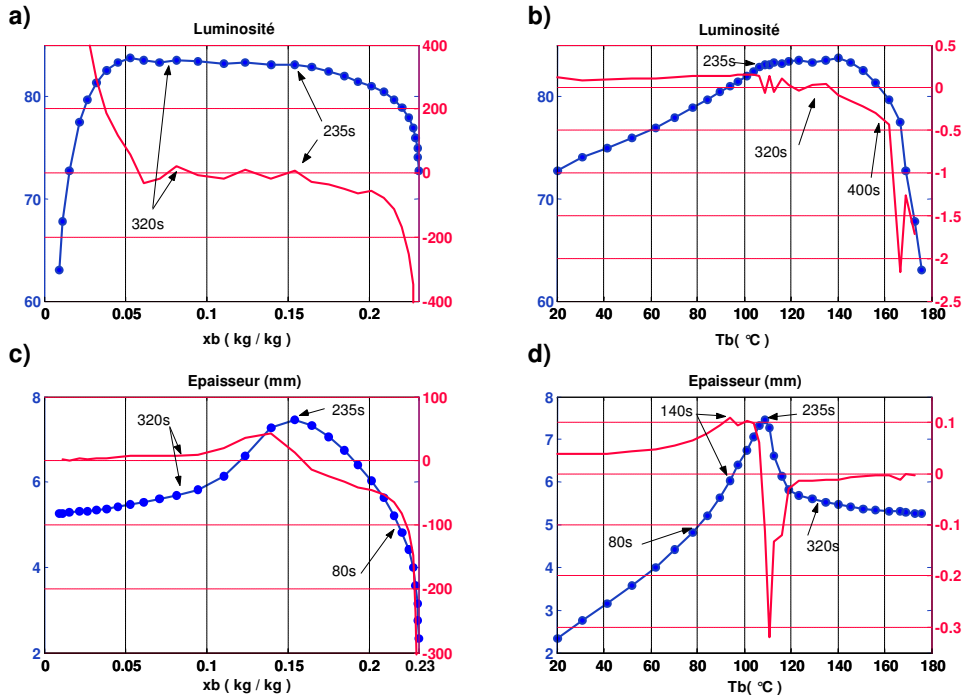


Figure 5.5. Evolution de la luminosité et de l'épaisseur par rapport à l'évolution de la teneur en eau et la température du biscuit (•). Les lignes (-) correspond aux relations de changement de luminosité et d'épaisseur par rapport à l'évolution de la teneur en eau et de la température de biscuit

L'éclaircissement initial de la surface du biscuit survient, entre 0.23 et 0.15 kg/kg de teneur en eau (figure 5.5a). Certains auteurs attribuent ce phénomène à la migration d'eau à la surface du biscuit (Shibukawa et al, 1989), ou à la formation des produits intermédiaires de la réaction de Maillard (Baisier and Labuza, 1992). La luminosité est ensuite maintenue entre 0.15 et 0.04 kg/kg de teneur en eau, pour enfin diminuer très rapidement jusqu'à l'obtention de la cible. Du point de vue de la température du biscuit (figure 5.5b), l'éclaircissement survient entre 20 et 110 °C. La luminosité reste ensuite près de sa valeur maximale (entre 110 et 130°C) et diminue, d'abord lentement (jusqu'à 160 °C) puis plus rapidement (activation des réactions de caramélisation).

Au début de l'opération, l'épaisseur augmente lorsque la température de biscuit augmente de 20 et 70°C, et la teneur en eau diminue (figure 5.5 b,c) ; les biscuits doublent ainsi leur épaisseur initiale. A ce stade, le mécanisme responsable de cette augmentation de volume est la production des gaz par la réaction de neutralisation des agents levants. (Kichline and Conn, 1970)

Ensuite l'augmentation diminue lentement jusqu'à atteindre l'épaisseur maximale, entre 0.22 et 0.15 kg/kg et 70 – 110°C. L'augmentation de l'épaisseur s'explique, d'une part, par l'expansion volumique à l'intérieur des alvéoles gazeuses (mélange d'air, de vapeur d'eau et des gaz produits des réactions chimiques des agents levants), et d'autre part, par le gonflement de l'amidon (au-delà de 60°C, en présence d'eau) ; à ce stade la consistance du pâton est celle d'un liquide très visqueux déformable (Bloksma, 1986).

Entre 110 et 130°C, la teneur en eau diminue jusqu'à 0.08 kg/kg et l'épaisseur atteint sa valeur maximale pour redescendre rapidement (figure 5.5c,d). Théoriquement, l'augmentation de l'épaisseur est stoppée graduellement par la formation d'une croûte, provoquée par l'assèchement de la surface et par la gélatinisation de l'amidon et des protéines, occasionnant la fixation de la structure interne du biscuit. (Manley, 1991 et Bloksma, 1986).

L'épaisseur diminue d'abord très rapidement (entre 235 et 320 s d'opération), puis lentement pour se rapprocher asymptotiquement de sa valeur finale cible de 5.3 mm (figure 5.5c,d). A ce stade, la pression croissante à l'intérieur des alvéoles (la température du biscuit ne cesse d'augmenter) provoque deux phénomènes : la coalescence des alvéoles et la rupture des parois inter-alvéolaires. D'une part, la porosité interne est développée par le passage forcé des gaz entre alvéoles et d'autre part, l'écroulement de la structure est favorisé par la fuite des gaz à l'extérieur et la rupture des parois alvéolaires. (Manley, 1991)

3.2 Optimisation du temps d'opération. Etude de convergence

Le point de fonctionnement E1 est le meilleur résultat trouvé lors de l'optimisation du temps d'opération (critère J_1). Néanmoins, diverses solutions (E1b … E1g) sont possibles avec des durées de cuisson très proches de cette valeur minimale. L'étude de convergence fournit un ensemble de solutions, minimisant la durée de cuisson, qui sont présentées dans le tableau 5.5.

La durée minimale (marquée en gris sur le tableau 5.5) varie entre 4,5 et 5 minutes. La solution (E1) réduit de 45% la durée de l'opération de référence (S). Sur le tableau, on observe que la plus haute température des parois (T_p) est utilisée dans la quasi-totalité des zones, alors que des hautes vitesses d'extraction sont seulement utilisées dans les premières cheminées.

Malgré la diversité des conditions opératoires obtenues, toutes les opérations satisfont les contraintes de qualité (tableau 5.5). Cette diversité est aussi responsable des différentes valeurs pour le critère J_2 qui évalue les pertes énergétiques (énergie modifiable).

L'énergie totale fournie aux biscuits est de 683 KJ/kg de produit (en moyenne), celle-ci peut varier d'environ 10% d'une opération à l'autre.

Tableau 5.5. Optimisation du temps d'opération (Critère J_1) : Point de fonctionnement optimal (E1), standard (S) et résultats de l'étude de convergence (E1b…E1g)

Conditions opératoires	***S***	***E1***	***E1b***	***E1c***	***E1d***	***E1e***	***E1f***	***E1g***
$T_{p\,1}$ (°C)	240	300	300	300	300	300	300	300
$T_{p\,2}$	240	300	300	300	300	300	300	300
$T_{p\,3}$	240	300	300	300	300	300	300	300
$T_{p\,4}$	240	300	300	300	300	300	300	300
$T_{p\,5}$	240	300	300	300	299	300	300	300
$T_{p\,6}$	240	300	264	190	300	300	300	280
$v_{c\,1}$ (m/s)	1	10	10	10	10	10	10	10
$v_{c\,2}$	1	0,5	10	10	8,4	2,3	0,5	6,4
$v_{c\,3}$	1,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	6,5	0,5
$v_{c\,4}$	2,5	3,7	0,5	0,5	0,5	1	0,5	0,5
$v_{c\,5}$	2	2,4	3,5	6,4	2,6	4,5	3	1,7
t_f (min)	8,3	4,5	4,7	5	4,6	4,5	4,6	4,6
Résultats	***S***	***E1***	***E1b***	***E1c***	***E1d***	***E1e***	***E1f***	***E1g***
x_f (kg/kg)	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
L_f	63,1	61,7	61,4	62,7	61,8	62,4	62,3	62,6
e_f (mm)	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
e_m (mm)	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5
J_1 (min)	8,3	4,5	4,7	5	4,6	4,5	4,6	4,6
J_2 (kJ/kg)	586	649	696	773	649	648	649	618
$E_{F,B}$ (kJ/kg)*	723,3	658,7	665	NC**	NC	NC	NC	NC

* $E_{F,B}$ = Energie fournie par kilogramme de biscuit produit ; ** NC = Non calculé

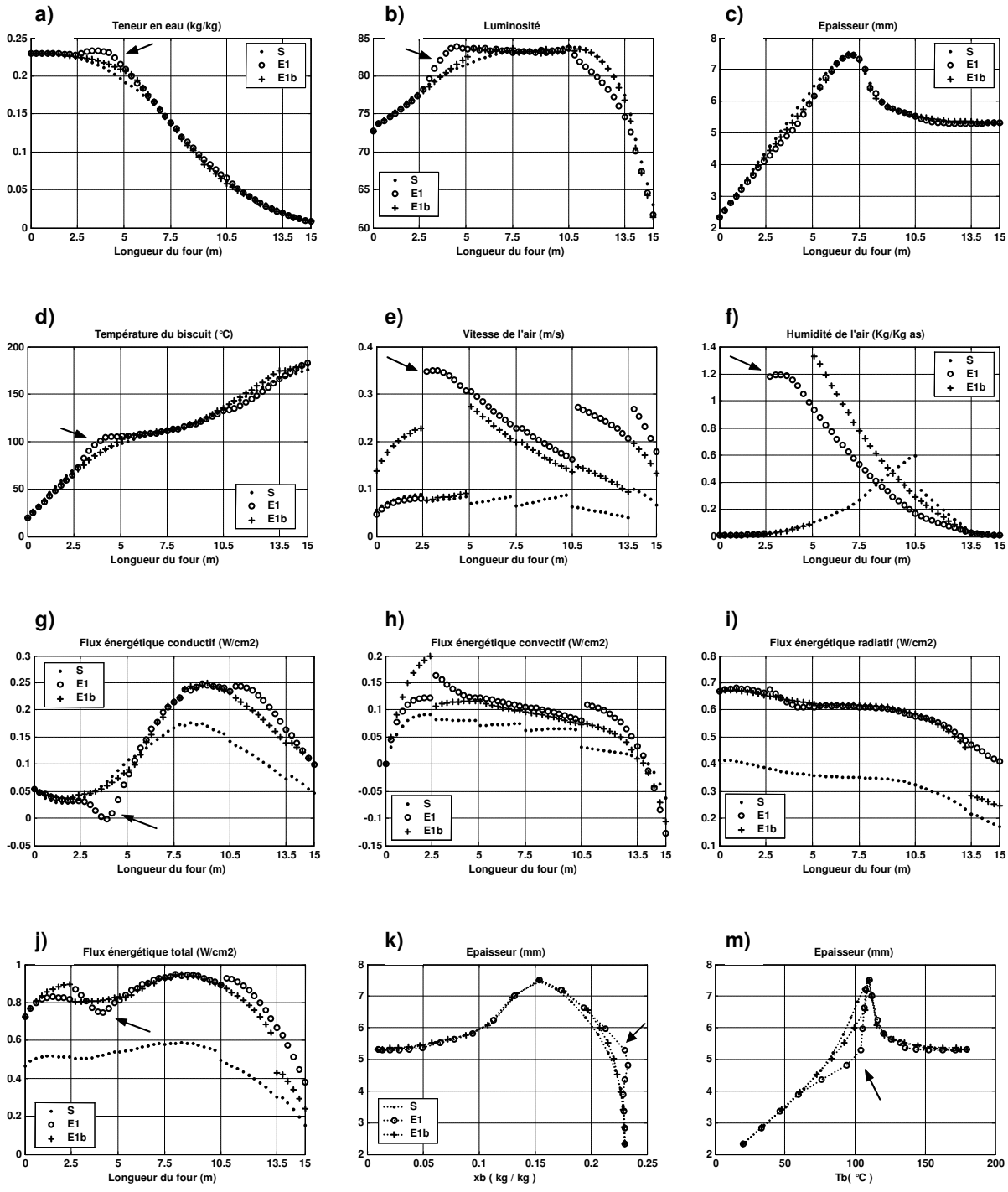


Figure 5.6. Dynamique des opération qui minimisent le temps (E1, E1b) : Evolution des variables d'état (a, b, c, d). Conditions de l'air (e, f). Flux énergétique conductif, convectif, radiatif et total (g, h, i, j). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (k, m).

3.2.1 Dynamique du système

L'évolution des conditions à l'intérieur du four et des variables d'état est montrée (figure 5.6) pour les conditions S, E1 et E1b. Le point de fonctionnement E1b donne le comportement le plus différent de l'opération E1.

Sur la figure 5.6 (a, b, c, d), on peut observer que malgré les différences du temps d'opération, les cinétiques des variables de qualité sont très ressemblantes. Au contraire, la gestion énergétique en fonction de la position dans le four est très différente (figure 5.6g, h, i, j) : le flux énergétique total des opérations E1 et E1b est nettement supérieur, mais il est administré pendant une période de temps inférieure (de 45%) à la durée de l'opération standard. En réalité, le flux énergétique fourni par le four par kilogramme de produit ($E_{F,B}$) est plus proche : 723,3 ; 658,7 et 665 $KJ/kg_{biscuit}$ respectivement pour les opérations S, E1 et E1b. On peut observer que les valeurs de flux énergétique et de l'énergie modifiable sont du même ordre de grandeur que les valeurs trouvées dans des travaux sur la panification : dépenses réelles variant entre 518 et 925 kJ/kg et flux énergétique théorique de 400 à 500 kJ/kg du pain. (Mälkki et al, 1984)

La réduction de l'énergie fournie par E1 et E1b réside dans l'augmentation des vitesses de séchage et des montées de la température, de l'épaisseur et de la luminosité du produit. Ceci est possible grâce à l'utilisation des conditions d'opération plus poussées (haute température et vitesses d'extraction supérieures). Pour l'opération E1, on va suivre ce comportement à l'aide des flèches dans la figure 5.6 :

Les températures de l'air, du biscuit et du tapis augmentent progressivement durant la première zone. Une fois arrivé à la cheminée de confluence, marqué par l'inversion de la direction d'augmentation de la vitesse de l'air (figure 5.6e), le biscuit entre en contact avec l'air circulant à contre-courant qui est chaud et très humide (figure 5.6f). La température de biscuit est inférieure à celle de rosée de l'air, la condensation survient alors à la surface (augmentation de la teneur en eau en figure 5.6a).

La condensation apporte de l'énergie au biscuit, ce qui active la montée de sa température (figure 5.6d), mais aussi provoque l'augmentation de l'activité de l'eau à la surface, donc l'accélération de la vitesse de séchage. Une augmentation de la température peut favoriser la synthèse de composants responsables de l'éclaircissement de la surface, ce qui semble expliquer la forte montée de la luminosité observée au début de la deuxième zone (figure 5.6b).

Le flux énergétique total décroît durant la deuxième zone, ce qui est causé par l'évolution rapide de la température du biscuit : les écarts de température biscuit-tapis et biscuit-air diminuent en provoquant une diminution notable du transfert par contact, un faible flux convectif (malgré la forte vitesse d'air) et une diminution sensible du flux radiatif (figure 5.6g, h, i, j). A partir de la troisième zone, le flux augmente pour assurer l'évolution des caractéristiques de qualité, et diminue lorsque celles-ci sont proches des cibles.

L'opération E1b ne présente pas de condensation : lorsque le biscuit atteint la cheminée de confluence au début de la troisième zone, sa température est supérieure à la température de rosée donc la condensation n'a pas lieu.

3.2.2 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits

Les profils épaisseur- teneur d'eau et épaisseur-température des biscuits (figure 5.6k, m), sont très proches pour les trois opérations, ce qui suggère une texture ressemblante au niveau des produits. Les différences présentées pour l'opération E1 sont provoquées par la condensation (figure 5.6k) et l'accélération de la cinétique de montée de température (figure 5.6m). Il est probable que ces différences n'ont pas d'effet significatif sur la texture finale car elles surviennent alors que le produit est encore un matériel très visqueux et élastique. Or, la texture est développée à partir du début de la fixation de la structure jusqu'à la fin de l'opération.

3.2.3 Robustesse du point de fonctionnement minimisant la durée d'opération (E1)

Sur la figure 5.7 on peut observer que l'ensemble des variables de qualité est très sensible à la durée de l'opération (déterminée par la vitesse de tapis), et relativement sensible à la température des parois: l'augmentation de la température fait diminuer la teneur en eau et la luminosité finale, tandis que l'augmentation de la vitesse de tapis (réduction de la durée d'opération) produit l'effet contraire. En revanche, des variations de 10% de la vitesse d'extraction ne produisent pas de changement significatif dans les variables de qualité.

La luminosité est la plus sensible des variables de qualité: elle peut diminuer de 30 unités si la vitesse du tapis est réduite de 10% (allongement de la durée). Cette sensibilité est le résultat d'une haute vitesse d'assombrissement de la surface du biscuit présente à la fin de la cuisson.

Au contraire, l'épaisseur est très robuste aux variations testées dans les consignes de conduite du four: la diminution de la température, les augmentations des vitesses d'extraction et de la vitesse du tapis, font diminuer l'épaisseur du produit, mais celui-ci ne sort jamais de la région de tolérance fixée par l'industriel.

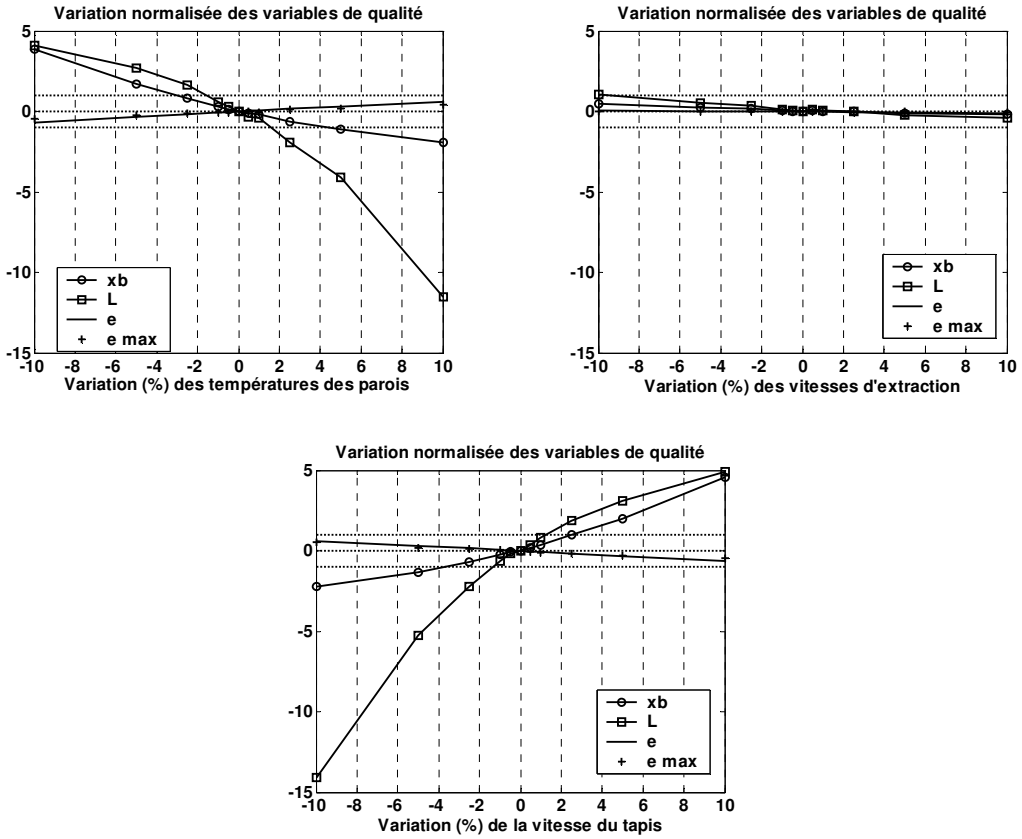


Figure 5.7. Robustesse de l'opération minimisant la durée (E1).
Une variation de 1% équivaut à des variations de 1.2°C (T_p), 0.1 m/s (v_c) et 10s (t_f).
Les lignes horizontales délimitent la zone d'acceptation des variables de qualité.

3.3 Optimisation des pertes énergétiques

Le point de fonctionnement E2 (tableau 5.4) est la meilleure solution issue de l'optimisation des pertes énergétiques (J_2). Divers optima locaux (E2b … E2d) sont aussi possibles. L'étude de convergence fournit l'ensemble des consignes de conduite à énergie modifiable présentées dans le tableau 5.6.

On peut observer sur le tableau 5.6 que la diversité des consignes est très grande, d'ailleurs elle est plus grande que celle présente dans les opérations minimisant le temps (voir tableau 5.5). Encore une fois, malgré ces différences, le produit atteint les variables de qualité cibles.

L'opération E2 diminue de 16.5% l'énergie modifiable résultante de l'opération standard, ceci avec une augmentation de 6.7% (31 s) de temps d'opération. Cette réduction de l'énergie modifiable résulte de la diminution de l'énergie de l'air sortant (Hm_a), ce qui est possible grâce à la diminution des vitesses d'extraction des cheminées tout le long de l'opération (tableau 5.6). En comparaison, le flux énergétique fourni par kg de biscuit ($E_{F,B}$) varie peu (diminution du 3,6 %).

Tableau 5.6. Optimisation des pertes énergétiques (J_2) : Point de fonctionnement optimal (E2), standard (S) et opérations pour l'étude de convergence (E2b…E2d)

	S	***E2***	***E2b***	***E2c***	***E2d***
$T_{p\,1}$ (°C)	240	290	209	300	229
$T_{p\,2}$	240	222	272	183	216
$T_{p\,3}$	240	180	223	268	236
$T_{p\,4}$	240	300	297	300	239
$T_{p\,5}$	240	196	192	214	236
T_p $T_{p\,6}$	240	195	180	180	180
$v_{c\,1}$ (m/s)	1	0,5	0,5	0,5	0,5
$v_{c\,2}$	1	0,5	0,5	0,5	0,5
$v_{c\,3}$	1,5	1,3	0,5	0,5	0,5
$v_{c\,4}$	2,5	0,7	0,7	0,5	0,5
$v_{c\,5}$	2	0,5	1,9	2,7	1,8
t_f (min)	8,3	8,9	8,9	7,4	10
Résultats	***S***	***E2***	***E2b***	***E2c***	***E2d***
x_f (kg/kg)	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
L_f	63,1	62,2	62,7	62,4	62,6
e_f (mm)	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
e_m (mm)	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5
J_1 (min)	8,3	8,9	8,9	7,4	10
J_2 (kJ/kg)	586	489	523	529	526
Hm_a (kJ/kg)	248	146	176	176	179
Hm_t (kJ/kg)	338	343	347	353	348
$E_{F,B}$ (kJ/kg) *	723	698	723	NC**	NC**

* $E_{F,B}$ = Energie fournie par kilogramme de biscuit produit ; ** NC = Non calculé

3.3.1 Dynamique du système

Les cinétiques des variables de qualité sont similaires pour toutes les opérations exposées sur le tableau 5.6. La dynamique de deux de ces opérations (E2 et E2b) est comparée à celle de l'opération standard (S) dans la figure 5.8. Concernant l'évolution des flux énergétiques (figure 5.8e, f, g, h), seules deux opérations sont illustrées pour que leur comportement soit le plus clairement exposé.

On peut observer que les opérations minimisant les pertes énergétiques agissent en deux parties bien différenciées (indiquées par des flèches sur la figure 5.8). Le procédé semble se diviser en deux étapes, chacune à trois zones : les températures des parois sont plus importantes durant la première zone et faibles au cours des deux zones suivantes (voir les consignes d'opération dans le tableau 5.6). Les vitesses de séchage et de montée de la température et de la luminosité sont donc plus grandes au début de chaque étape, pour ensuite diminuer progressivement. Il est important de signaler que, même si la vitesse de montée décroît progressivement, la température de biscuit continue à augmenter durant les zones 2 et 3 de la figure 5.8d, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de palier à 100°C (normalement présent dans les cinétiques de température de la cuisson du pain).

Les consignes de température activent aussi les trois mécanismes de transfert, donc le flux énergétique total, au début de la première zone de chaque étape (figures 5.8e, f, g, h). Le rapport entre les différents mécanismes pour E2 est néanmoins semblable à celui de l'opération standard : approximativement 20% de l'énergie totale est transférée par contact, 10% par convection et 70% par radiation.

Les profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits nous montrent des petites différences (figure 5.8i,j), entre les opérations minimisant les pertes énergétiques (E2 et E2b) et le fonctionnement standard (S). En comparaison des différences trouvées sur les essais à des épaisseurs maximales différentes (qui seront discutés ultérieurement), celles-ci sont minimes. On déduit alors que les différences dans la texture seront très réduites.

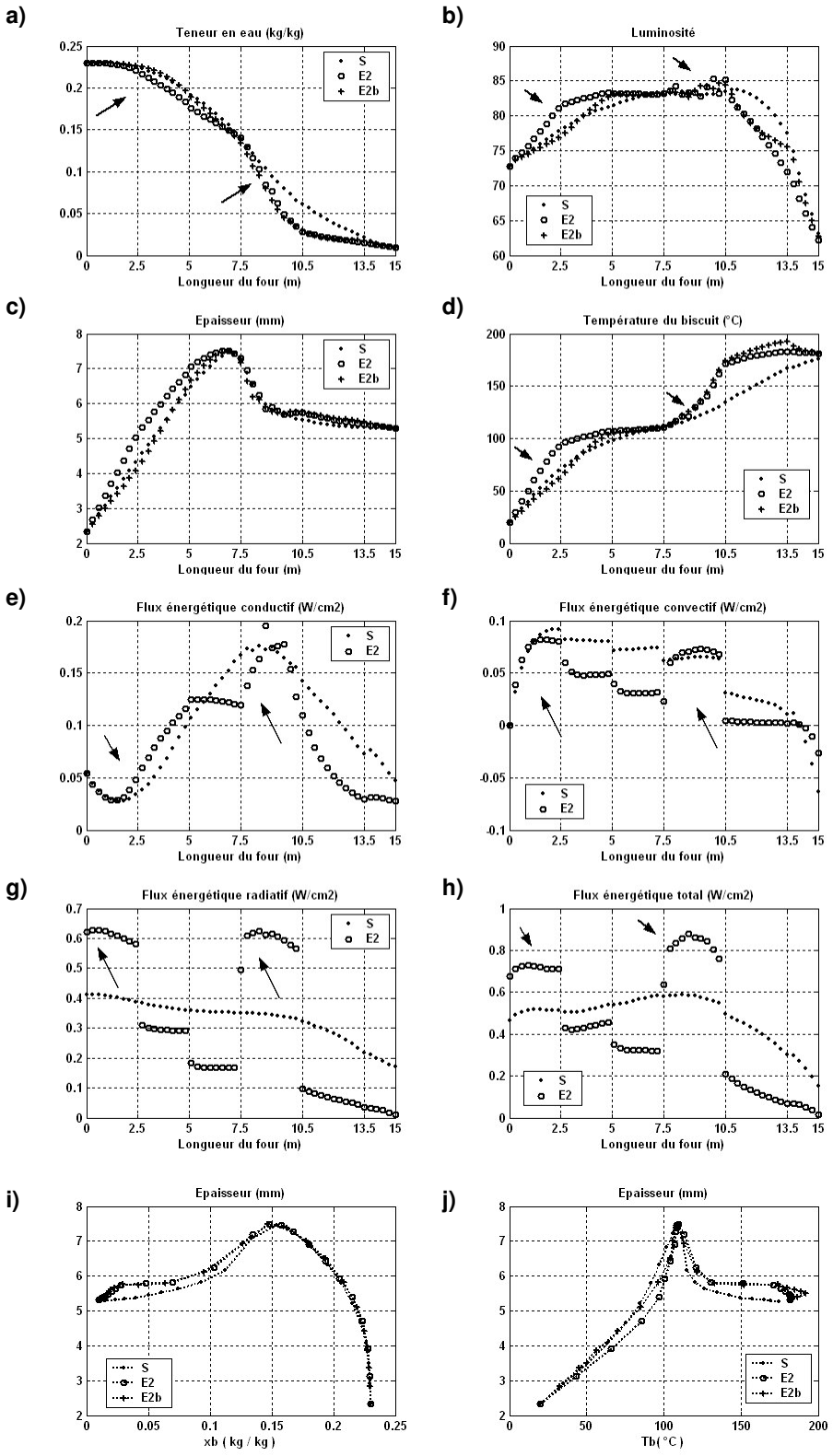


Figure 5.8. Dynamique des opération minimisant les pertes énergétiques (E2, E2b) : Evolution des variables d'état (a, b, c, d). Flux énergétique de contact, convectif, radiatif et total (e, f, g, h). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (i,j).

L'étude de robustesse nous a montré que cette opération (E2) est plus sensible que l'opération minimisant le temps d'opération. Contrairement à l'opération E1, la luminosité et la teneur en eau (de l'opération E2) sont aussi sensibles aux variations des vitesses d'extraction de l'air.

3.4 Compromis durée – pertes énergétiques

Cette étude est réalisée pour observer l'antagonisme entre les deux critères : minimisation du temps et minimisation des pertes énergétiques. Quelques opérations minimisant les pertes énergétiques à différentes durées d'opération (différentes vitesses du tapis) sont présentées sur le tableau 5.7, où l'on peut vérifier que les opérations satisfont les contraintes de qualité cible.

On peut observer que le minimum d'énergie modifiable augmente lorsqu'on diminue la durée de l'opération. Les pertes énergétiques sont dues principalement à l'extraction de l'air : la chaleur perdue dans l'air (Hm_a) augmente de 58% si l'on passe d'une durée de 10 à 4.55 minutes d'opération, tandis la perte énergétique provoquée par le tapis (Hm_t) n'augmente que de 8%.

Pour les opérations minimisant les pertes énergétiques, l'énergie totale fournie aux biscuits est de 663 KJ/kg de produit (en moyenne). Cette énergie ne varie pas significativement d'une opération à l'autre. En revanche le rapport entre les divers mécanismes de transfert énergétique est modifié en fonction de la durée: la proportion du flux par contact se voit diminuée, tandis que celle de la convection augmente dans les opérations à courte durée.

Tableau 5.7. Conditions opératoires minimisant les pertes énergétiques (J_2), à différentes durées de cuisson. Compromis entre les critères $J_1 – J_2$

Résultats	*A4a*	*E2=A4b*	*A4c*	*A4d*	*A4e*	*A4f*	*A4g*	*A4h*
t_f *(min)*	10	8,9	7,1	6,3	5,6	5	4,7	4,6
x_f *(kg/kg)*	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
L_f	61,9	62,2	62	62,6	61,6	61,4	62,7	62,5
e_f *(mm)*	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
e_m *(mm)*	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5	7,5
J_1 *(min)*	10	8,9	7,1	6,3	5,6	5	4,7	4,6
J_2 *(kJ/kg)*	492	489	495	500	526	550	584	611
Hm_a *(kJ/kg)*	152	146	150	139	163	183	216	241
Hm_t *(kJ/kg)*	340	343	345	360	364	366	369	370
Conduction (%)	19,2	19,9	18,9	17,7	17,6	17,8	17,4	17,4
Convection (%)	6,5	8,7	7,6	7,7	8,6	10,7	11,3	11,2
Radiation (%)	74,3	71,4	73,5	74,6	73,8	71,6	71,3	71,4

3.4.1 Diagramme de Pareto

Le caractère antagoniste des deux critères étudiés est démontré par un diagramme de Pareto dans la figure 5.9. On peut observer qu'un minimum de pertes énergétiques peut être obtenu pour des opérations à longue durée (entre 7,5 et 10 minutes) ; après quoi une diminution de la durée entraîne une augmentation des pertes énergétiques.

Il est important de remarquer que l'algorithme d'optimisation fournit un ensemble de solutions dont seule la meilleure est retenue. Sur le dernier tableau, seules les meilleures opérations sont montrées, et représentent la ligne qui délimite le diagramme de Pareto. Néanmoins les écarts de J_2 obtenus à l'intérieur de chaque ensemble ne sont pas négligeables, c'est pourquoi on les présente dans la figure 5.9 moyennant des traits pointillés verticaux. Ces écarts nous rappellent le caractère local des optima trouvés, comportement inhérent à la stratégie d'optimisation utilisée.

Sur la même figure, on peut localiser l'opération de référence (S) et les consignes minimisant le temps (E1) et les pertes énergétiques (E2). Les flèches marquent les améliorations apportées par l'optimisation.

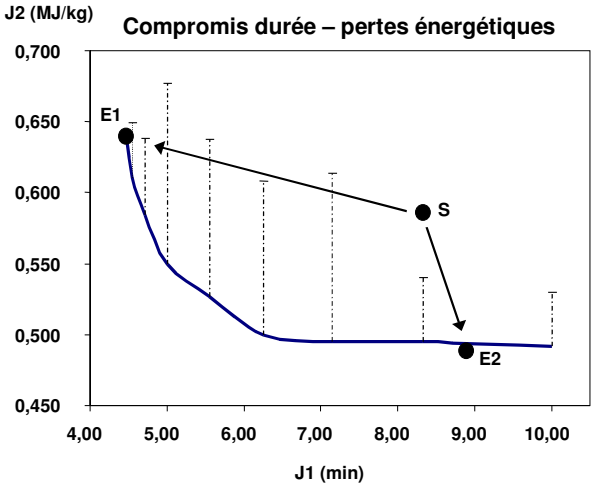


Figure 5.9. Points de fonctionnement qui minimisent les pertes énergétiques (J_2) à différentes durées de cuisson (J_1).
Les traits verticaux indiquent la variation de J2 entre les optima locaux pour chaque durée testée.
Opérations : standard (S), minimisant la durée (E1) et minimisant les pertes énergétiques (E2)

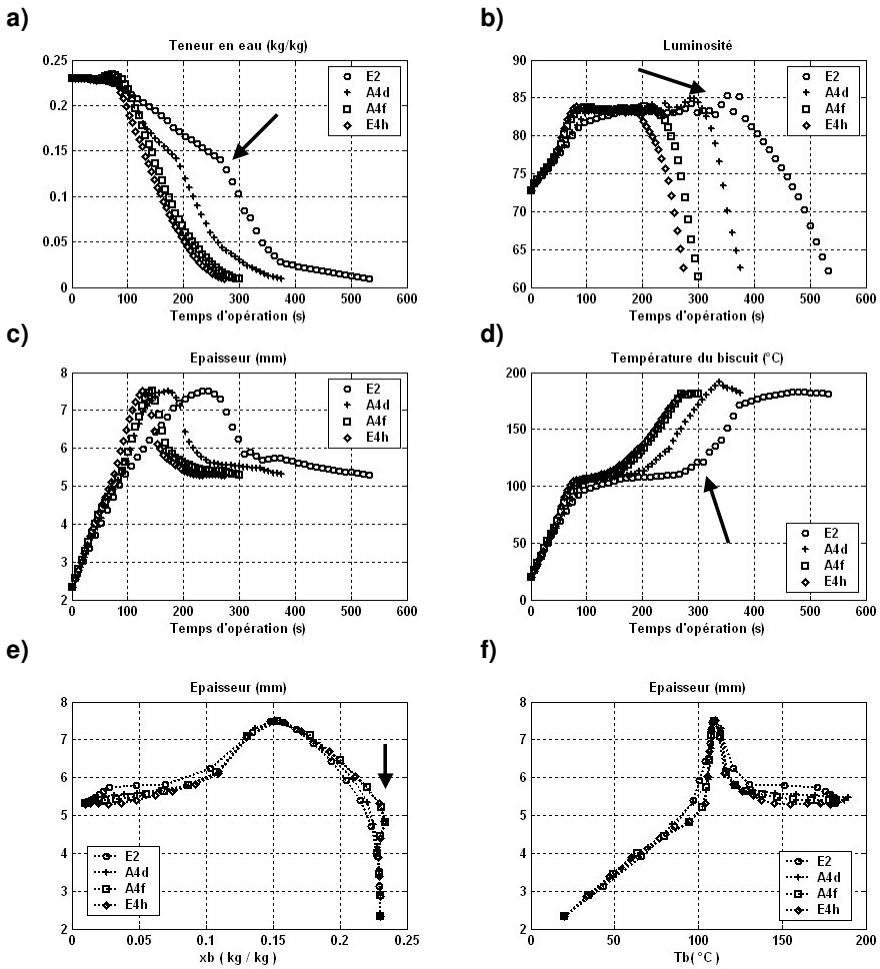


Figure 5.10. Opérations minimisant les pertes énergétiques à différentes durées de cuisson. Cinétiques des variables d'état (a, b, c, d). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (e, f).

3.4.2 Dynamique du système

L'évolution suivie par les variables de qualité en fonction du temps, pour les opérations minimisant les pertes énergétiques, est illustrée sur la figure 5.10. On peut observer (figure 5.10a) que lorsque la durée est allongée, la tendance est d'une part, de fournir l'énergie en deux étapes (tel qu'il a été montré pour l'opération E2, figure 5.8) et d'autre part, d'allonger la période intermédiaire où la température monte très doucement (entre 100 et 110°C, figure 5.10d).

Il est intéressant d'observer aussi la relation entre la luminosité (figure 5.10b) et la température (figure 5.10d) des biscuits : l'assombrissement se réalise dans la dernière partie du four peu après que la température de 150°C ait été atteinte par les biscuits. Cette constatation nous amène à réfléchir sur ce qui peut se passer en aval de la cuisson : sachant que le biscuit sort à une température supérieure à 150°C, il est possible que la cinétique d'assombrissement continue à évoluer avant que le biscuit ne soit refroidi. La réponse à cette hypothèse est importante dans la mesure où il ne sert à rien de donner des consignes de qualité lors de la cuisson, si celles-ci sont fortement conditionnées en aval de l'opération : l'efficience de la commande ne sera complète qu'en prévoyant (donc en contrôlant) toute source possible de changement des variables de qualité.

Les deux derniers graphiques de la figure 5.10 (e, f) illustrent les profils d'épaisseur en fonction de la teneur en eau et de la température du biscuit. La ressemblance entre ceux-ci nous amène à envisager l'obtention de produits possédant des textures similaires.

3.5 Mécanismes de transfert énergétique

Pour réaliser cette étude, les bornes de température et de vitesses de l'air et du tapis ont été relâchées (U^*_{max} dans le tableau 5.3). Dans ces conditions les opérations minimisant les temps (E3) et les pertes énergétiques (E4), sont calculées. Les résultats (incluant les opérations E1, E2 et S) sont exposés dans le tableau 5.4, où l'on peut vérifier que cibles de qualité sont atteintes.

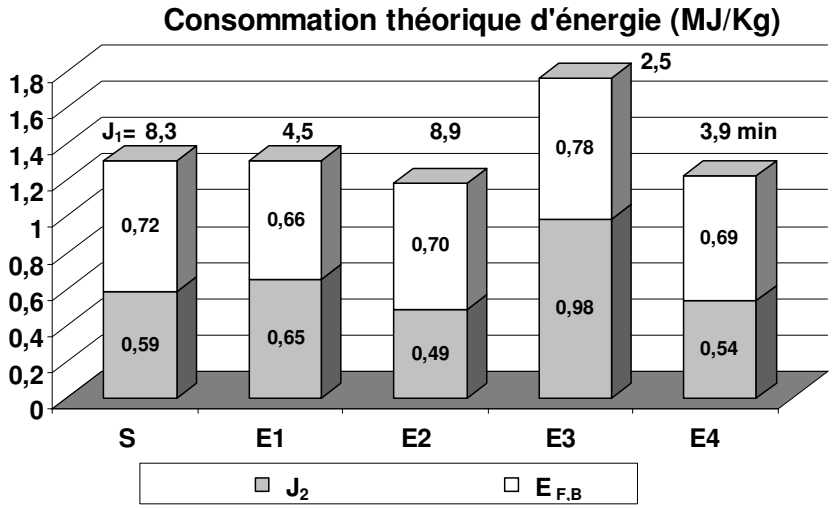


Figure 5.11. Consommation théorique d'énergie (Ec) : Energie fournie aux biscuits ($E_{F,B}$) et les pertes énergétiques (J_2). Les pertes d'énergie par les parois du four ne sont pas considérées. La durée de la cuisson (J_1) est signalée dans la partie supérieure des barres. Points de fonctionnement : (S) standard, (E1, E3) minimisant la durée, (E2, E4) minimisant les pertes énergétiques. E3 et E4 utilisent les bornes élargies U^*_{max}..

3.5.1 Gestion énergétique

On peut observer (tableau 5.4) qu'en utilisant des conditions de température et de vitesses d'extraction plus importantes, on arrive à diminuer le temps d'opération jusqu'à 2.5 minutes (soit 30% de la durée de l'opération standard) avec les conditions E3, mais au risque d'augmenter les pertes énergétiques (un surplus de 67% des pertes). A première vue, les consignes E4 ne donnent pas d'amélioration quant à la minimisation des pertes énergétiques : l'énergie modifiable de l'opération E4

est supérieure à celle de l'opération E2. Etant le nouveau domaine inclus dans l'ancien, on devrait normalement trouver un optimum au moins aussi bon que E2. Pourtant, les calculs n'ont pas réussi à converger vers cette solution. Il est probable que la cause de ce phénomène est la manière qu'utilise l'algorithme génétique pour fournir des solutions candidates : pour cette étude, le nombre des valeurs que peuvent prendre les variables est limité à 128 (§3.2.1.1, chapitre 2). Ces valeurs sont uniformément distribuées entre les bornes. Pour les bornes élargies, la distance entre ces valeurs augmente ce qui cause une diminution de la précision de la méthode à localiser la solution optimale. Ensuite, la méthode SQP ne fait qu'affiner le résultat au voisinage de la solution initiale. Ce résultat illustre la difficulté à trouver l'optimum global lorsque le problème d'optimisation est fortement multimodal.

D'ailleurs, nous n'avons pas réalisé d'autres calculs pour augmenter cette précision, car l'intérêt était de trouver un optimum en dehors du domaine de validité du modèle. Or, dans cet espace, aucune solution semblait donner un meilleur résultat que celui obtenu par E2.

Sur la figure 5.11 on peut apprécier la consommation énergétique du four pour la cuisson dans les différentes conditions. La consommation énergétique du four, Ec, résulte de la somme de l'énergie fournie aux biscuits ($E_{F,B}$) et les pertes énergétiques (J_2). Les pertes d'énergie par les parois du four n'y sont pas considérées. On peut observer que les opérations minimisant le temps (E1 et E3) perdent plus d'énergie (10 et 67% en plus, respectivement).

De plus, l'opération E3, malgré la notable diminution du temps, consomme un plus de 35% d'énergie comparée à l'opération standard. Pour les consignes E1, le gain énergétique apporté par la condensation au début de l'opération (voir figure 5.6), diminue l'énergie fournie aux biscuits de 9% ; grâce à cette diminution, la consommation énergétique est proche à celle des consignes de référence (S) malgré les grandes pertes énergétiques (J_2).

Quant aux opérations minimisant les pertes énergétiques, les consignes (E2, E4) non seulement diminuent les pertes énergétiques (chaleur perdue dans l'air extrait et le tapis), mais aussi la consommation énergétique du four par kg de produit. On peut remarquer dans la figure 5.11, le compromis des critères du point de fonctionnement E4 : la réduction des pertes énergétiques (de 9%), n'est pas aussi avantageuse que celle présentée par les conditions E2 (de 16%), mais la diminution du temps de cuisson (de 56%) est considérable, ceci avec une réduction de la consommation énergétique du four de 6,4%.

La validation expérimentale des résultats obtenus par les consignes E4 est intéressante dans la mesure où elle représente des enjeux, non seulement économiques, mais aussi de protection à l'environnement : les opérations diminuant les pertes énergétiques, diminuent aussi la consommation énergétique et, indirectement, la production des gaz à effet serre. Cependant, il est nécessaire de traiter les résultats E3 et E4 avec prudence, du fait qu'ils ont été obtenus hors de la région de validité de la première partie du modèle (de connaissance), la deuxième partie du modèle (réseau neurones) reste dans sa région de validité).

3.5.2 Dynamique du système

Dans les opérations E3 et E4, comme pour l'opération E2, on peut remarquer une évolution en deux étapes. Ce comportement est illustré pour les consignes E3 sur la figure 5.12 à l'aide des flèches. Sur cette figure, la dynamique comparative entre les deux opérations minimisant le temps (E1 et E3) est exposée, ainsi on peut facilement observer la diminution de la durée présentée par l'opération E3.

On peut remarquer (figure 5.12e, f) que l'épaisseur maximale est atteinte à une température et une teneur en eau, inférieures pour les consignes E3. Ainsi, leur structure s'écroule avec un décalage de 10°C par rapport aux profils présentées par les points de fonctionnement S et E1. Ce décalage n'est pas présent entre les profils d'épaisseur issus par les consignes S, E2 et E4.

3.5.3 Apport énergétique relatif des trois mécanismes de transfert

Les fractions du flux énergétique total sont illustrées sur la figure 5.13 pour le point de fonctionnement standard (S), et ceux minimisant la durée (E1, E3) et les pertes énergétiques (E2, E4, voir tableau 5.4). Dans tous les cas la plus grande partie de l'énergie est fournie par rayonnement (60 à 70% du flux énergétique total).

Le transfert par convection est le moins utilisé, celui-ci restant à des pourcentages inférieurs de 10% du flux énergétique total, sauf pour les consignes E3 qui minimisent la durée de la cuisson (pour les bornes élargies) où c'est le flux par contact qui est minoritaire.

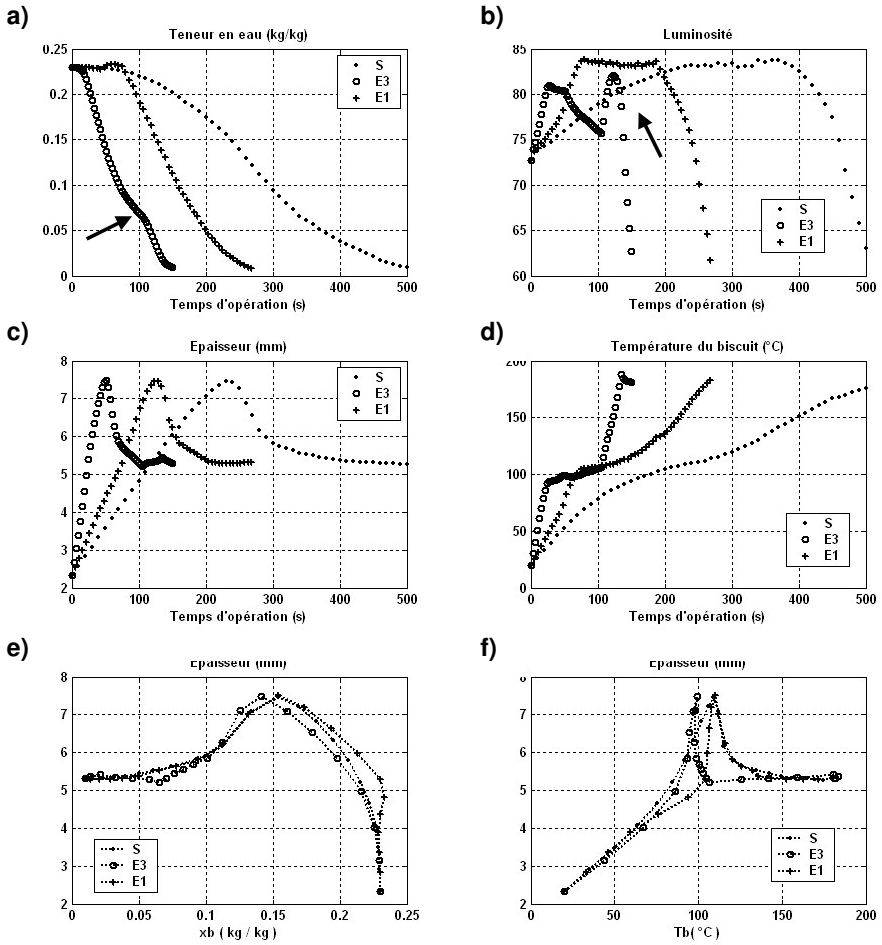


Figure 5.12. Dynamique comparative des opérations (S) standard, (E1) minimisant le temps et (E3) minimisant le temps, à bornes des conditions opératoires élargies. Cinétiques des variables d'état (a, b, c, d). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (e,f)

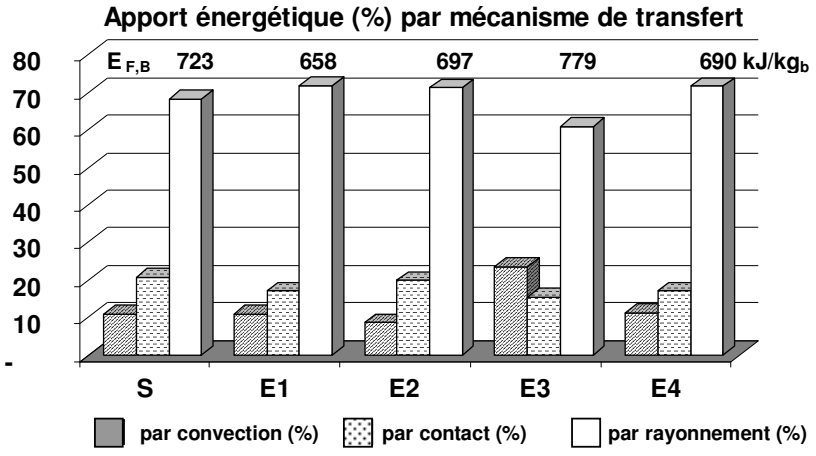


Figure 5.13. Flux énergétique total par kg de biscuit ($E_{F,B}$) transféré par les différents mécanismes. Points de fonctionnement : (S) standard, (E1, E3) minimisant la durée, (E2, E4) minimisant les pertes énergétiques. E3 et E4 utilisent les bornes élargies U^*_{max}..

Ces résultats nous indiquent qu'en permettant des vitesses d'extraction plus grandes le temps d'opération est considérablement réduit, ceci favorise le transfert énergétique par convection et provoque une diminution des flux par contact et radiatif.

Au contraire, les opérations minimisant les pertes énergétiques (E2 et E4) visent la réduction des vitesses d'extraction afin de diminuer les pertes de chaleur par cette voie. Ce qui occasionne une diminution du flux convectif.

4 Conclusion

L'utilisation de la stratégie d'optimisation, basée sur un modèle dynamique, permet de déterminer les profils de consignes de conduite du four pour la cuisson –en continue– des biscuits.

Les enjeux de l'optimisation de la cuisson justifiant notre travail sont diverses :

Technologique : La cuisson est une opération clef de la production des biscuits dont ceux-ci acquièrent ses propriétés technologiques et d'usage. Moyennant l'optimisation, on peut assurer une qualité conforme du produit.

Economique : deux critères souvent utilisés en optimisation de procédés sont optimisés : la durée de la cuisson est diminué de 45% (avec une augmentation des pertes énergétiques inférieure à 10%), tandis que les pertes énergétiques sont réduites de 16% (avec une augmentation de la durée de 7%).

De protection à l'environnement : les pertes énergétiques (non négligeables pour cette technologie), donc la consommation énergétique, peuvent être réduites, ceci en gardant un compromis économique intéressant.

Méthodologique : la cuisson représente un ensemble indissociable de transformations physico-chimiques. Sa conduite implique la gestion des divers critères de qualité, moyennant une série de profils de conditions opératoires variables sur la longueur du four. L'application de l'optimisation dans la définition de consignes est innovante parce que, jusqu'à présent, cette définition est réalisée empiriquement par ajustements successifs.

Le problème d'optimisation posée par la cuisson, réunit différentes caractéristiques présentes dans les procédés alimentaires : système dynamique, non-linéaire, discontinu pour certaines conditions opératoires, sujet à des contraintes de qualité du produit finale et intermédiaire (cas de l'épaisseur maximale) et des contraintes imposées par l'équipement. Cette représentativité fait que la stratégie d'optimisation utilisée dans cette étude, peut être appliquée aisément à d'autres procédés alimentaires.

La stratégie d'optimisation utilisée réunit deux méthodes de résolution : une recherche globale par algorithme génétique, suivie par l'affinage des résultats (recherche locale) par programmation quadratique séquentielle. Cette stratégie permet de bénéficier des avantages de deux méthodes, en surmontant leurs limitations.

Il est plus intéressant de trouver un ensemble des profils de consignes (optima locaux), qu'un optimum global unique : en conduite, on a le choix entre divers points de fonctionnement qui donnent des produits à qualité conforme. De plus, l'analyse de ces résultats contribue à une meilleure compréhension du procédé, et apporte des indications utilisables dans la conception de l'équipement ou du procédé.

Concernant la compréhension du procédé, cette étude fait une analyse de la gestion énergétique de différents points de fonctionnement du four :

En général, l'énergie fournie aux biscuits est apportée selon la distribution suivante : autour de 20% du flux apporté par contact, 10% par convection et 70% par radiation. Néanmoins, on a constaté qu'en permettant de hautes vitesses d'extraction, la fraction du flux énergétique transféré par convection se voit favorisée (en réduisant les transferts par radiation et par contact) ; ceci permet la réduction de la durée de la cuisson, mais au prix d'une sévère augmentation des pertes énergétiques.

En revanche, la minimisation des pertes énergétiques implique les réductions du débit d'extraction de l'air et, par conséquent, du flux convectif. Les résultats montrent l'intérêt de l'apport énergétique en deux étapes.

En outre, on a observé que la robustesse du point de fonctionnement optimal dépend très étroitement du critère utilisé : des variations de débit d'extraction, n'influencent pas la qualité du

produit des opérations minimisant le temps ; au contraire, elles affectent la qualité des biscuits produits avec les consignes minimisant les pertes énergétiques.

Or, il est important de traiter ces conclusions avec prudence pour deux raisons liées à l'approche utilisée pour l'optimisation : d'abord, les conclusions ont été émises après l'étude des données fournies par simulation, ainsi la justesse de l'analyse dépend de la précision du simulateur. Enfin, le caractère local des optima trouvés ne doit pas être négligé : cet étude ne donne pas les points de fonctionnement optimal global, mais seulement le meilleur candidat parmi un ensemble de solutions.

Il serait alors intéressant de réaliser des expériences afin de vérifier d'une part, la relation entre l'épaisseur maximale et la texture du produit et d'autre part, les opérations à gestion énergétique en deux étapes, notamment celle minimisant les pertes énergétiques (conditions opératoires hors de la région de validité du simulateur), tout en gardant un bon compromis avec la durée de la cuisson.

Une autre perspective serait de réaliser une étude incluant l'étape de refroidissement post-cuisson. La durée (et l'énergie) sera encore réduite si l'on divise l'opération en deux parties : pendant la cuisson le produit obtient les cibles de teneur en eau et d'épaisseur, tandis que la luminosité reste à une valeur intermédiaire ; et pendant le refroidissement (sans apport énergétique), la couleur s'assombrit jusqu'à sa valeur cible de luminosité. Ceci est possible dans la mesure que le produit sort très chaud du four : la luminosité continue a varier tant que la température de biscuit est supérieure de 150°C.

5 Références Bibliographiques

Alliance 7 (1998) Biscuiterie pâtisserie industrielle, Ed. Syndicat National de la Biscuiterie Française, Paris, 35 Pp.

Baisier, W.M. and Labuza, T.P. (1992) Maillard browning kinetics in a liquid system, Journal of Agricultural and Food Chemistry, 40 : 707-714.

Banga, J.R., Perez, M.R.I., Gallardo, J.M. and Casares, J.J. (1991) Optimization of the thermal processing of conduction-heated canned foods : study of several objective functions, Journal of Food Engineering, 14 (1) 25-51.

Bloksma, A.H. (1986) Rheological aspects of structural changes during baking. In Blanshard, et. al. Chemistry and Physics of baking, The Royal Society of Chemistry, London, 171-178.

Chevallier, S., Della Valle, G., Colonna, P., Broyart, B. and Trystram, G. (2002) Structural and chemical modifications of short dough during baking, Journal of Cereal Science, 35 (1) : 1-10.

Broyart, B. (1998) Modélisation des phénomènes de transferts et des modifications de qualité induites lors de la cuisson d'un biscuit sec en continu, Thèse Génie des Procédés, Ecole Nationale Supérieure des Industries Agricoles et Alimentaires, Massy, France.

Broyart, B.and Trystram, G. (2002) Modelling heat and mass transfer during the continuous baking of biscuits, Journal of Food Engineering, 51 (2002) : 47-57.

Cervantes, A., Tonelli, S., Brandolin, A., Bandoni, A. and Biegler, L. (2000) Large-scale dynamic optimization of a low density polyethylene plant, Computers & Chemical Engineering, 24 (2-7) : 983-989.

Chen, C.R. and Ramaswamy, H.S. (2002) Modelling and optimization of variable retort temperature (VRT) thermal processing using coupled neural networks and genetic algorithms, Journal of Food Engineering, 53 (3) : 209-220.

Christensen, A., Blomqvist, I. and Skjöldebrand, C. (1984) Optimization of the baking process (convection ovens). In: Zeuthen, P., et al. (Eds) Thermal Processing and Quality of Foods, Applied Science, London, 482-486.

Gill, P.E., Murray; W., Wright, M.H. (1981). Practical optimisation, Academic Press, London.

Goldberg, D.E. (1989) Genetic algorithms in search, optimization and machine learning, Addison-Wesley, New York.

Kichline, T.P. and Conn, T.F. (1970) Some fundamental aspects of leavening agents, Baker's Digest, 44 : 36-40.

Klatt, K.U. (2000) Model-based optimization and control of chromatographic processes, Computers & Chemical Engineering, 24 (2-7) : 1119-1126.

Leineweber, D.B., Schäfer, A., Bock, H.G. and Schlöder, J.P. (2003) An efficient multiple shooting based reduced SQP strategy for large-scale dynamic process optimization. Part II: Sofware aspects and applications, Computers & Chemical Engineering, 27 (2) : 167-174.

Makino, Y. (2001) Selection of packaging conditions for shredded cabbage by genetic algorithms, Journal of Agricultural Engineering Research, 78 (3) : 261-271.

Mälkki, Y., Seibel, W., Skjöldebrand, C. and Rask, Ö. (1984) Optimization of the baking process and its influence on bread quality. In: Zeuthen, P., et al. (Eds) Thermal Processing and Quality of Foods, Applied Science, London, 355-361.

Manley, D. (1991) Technology of biscuits, crackers and cookies, 2 ed, Ed. Ellis Horwood Series in Food Science and Technology, Chinchester, 476 Pp.

Marcotte, et al, (2002) Etude canadienne, référence privée.

Mc Farlane, I. (1990) New method for computer management of baking ovens, Food Control, 1 : 111-116.

Morimoto, T., Purwanto, W., Suzuki, J. and Hashimoto, Y. (1997) Optimization of heat treatment for fruit during storage using neural networks and genetic algorithms, Computers and Electronics in Agriculture, 19 (1) : 87-101.

Noronha, J., Vazn Loey, A., Hendickx, M. and Tobback, P. (1996) Simultaneous optimisation of surface quality during the sterilisation of packed foods using constant and variable retort temperature profiles, Journal of Food Engineering, 30 (3-4) : 283-297.

Paloheimo, M., Mälkki, Y. and Kaijaluouto, S. (1984) Optimization of baking process: Combined heat transfer. In: Zeuthen, P., et al. (Eds) Thermal Processing and Quality of Foods, Applied Science, London, 487-492.

Perrot, N. (1997) Maîtrise des procédés alimentaires et théorie des ensembles flous. Thèse Génie des Procédés : Ecole Nationale Supérieure des Industries Agricoles et Alimentaires, Massy, 134 Pp.

Pushpavanam, S. R., Rao, S. and Khan, I. (1999) Optimization of a biochemical fed-batch reactor using sequential quadratic programming, Industrial and Engineering Chemistry Research, 38 (5) : 1998-2004.

Ronen, M., Shabtai, Y. and Guterman, H. (2002) Optimization of feeding profile for a fed-batch bioreactor by an evolutionary algorithm, Journal of Biotechnology, 97 (3) : 253-263.

Shibukawa, S., Sugiyama, K. and Yano, T. (1989) Effect of heat transfer by radiation and convection on browning of cookies at baking, Journal of Food Science, 54 : 621-624.

Therdthai, N., Zhhou, W., Adamczac, T. (2002) Optimisation of the temperature profile in bread baking, Journal of Food Engineering, 55 (1) : 41-48.

Trouvé, A. (1991) La mesure de la couleur. Principes, techniques et produits du marché. Ed. Afnor, Paris, 193 Pp.

Wozny G.and Li P. (2000) Planning and optimization of dynamic plant operation, Applied thermal Engineering, 20 (15-16) : 1393-1407.

6 Etudes complémentaires

La présence des discontinuités dans le problème d'optimisation, est mis en évidence lors d'une étude présentée dans l'annexe 4.

L'annexe 5 présente une étude réalisée pour justifier l'utilisation de l'épaisseur maximale, comme indicateur additionnel de la texture du produit.

7 Conclusion

L'optimisation des conditions opératoires de la cuisson des biscuits, en four continu, a été réalisée. Les caractéristiques importantes de cette opération, qui ne sont pas présentes dans les les applications des chapitres précédents, sont : son mode de fonctionnement continu qui provoque une dynamique spatiale (au lieu de temporelle), l'utilisation des contraintes cibles de produit intermédiaire (épaisseur maximale) et l'utilisation des contraintes discontinues (provoqués par le modèle).

Une méthode d'optimisation hybride en deux étapes : recherche globale par algorithme génétique et affinage des résultats par programmation quadratique séquentielle, est la stratégie la plus adéquate pour résoudre ce problème d'optimisation dynamique, non-linéaire, discontinue et multimodale, soumis à des contraintes.

Discussion générale

La discussion est organisée de la manière suivante : dans un premier temps, nous allons discuter de la représentativité des cas étudiés dans l'univers des procédés alimentaires. En deuxième temps, afin de montrer les avantages apportés par la démarche d'optimisation proposée, nous allons synthétiser les résultats obtenus pour les trois applications. Nous continuerons la discussion par l'analyse de la pertinence de la stratégie d'optimisation et la justesse des résultats obtenus. Et, en dernier lieu, nous parlerons des aspects améliorables de l'approche de la méthodologie utilisée dans notre travail et les éventuelles suites possibles.

1 Représentativité des cas étudiés

L'industrie alimentaire regroupe une grande diversité des technologies. Les particularités de ces procédés se reflètent dans les caractéristiques du problème d'optimisation et, par conséquent, influencent le choix de la méthode d'optimisation.

Nous avons voulu aborder cette diversité à travers des applications présentées dans les trois chapitres précédents. Ainsi, on peut trouver dans ce travail des procédés :

- continus et discontinus,
- opérant en une seule ou en plusieurs étapes,
- évoluant dans le temps et dans l'espace,
- dont le produit doit atteindre des spécifications finales cibles, ou bien une propriété cible au cours de l'opération,
- des critères d'optimisation techniques, économiques et de qualité.

Ces opérations ont en commun les aspects suivants : ce sont des systèmes dynamiques, non-linéaires, multivariables –plusieurs variables d'action, plusieurs grandeurs suivies en sortie– et soumis aux contraintes diverses. Les problèmes d'optimisation sont multicritères.

La stratégie d'optimisation, telle qu'elle est décrite dans le chapitre 2, peut être utilisée pour de nombreux procédés alimentaires possédant des caractéristiques semblables à celles énumérées ci-dessus.

Néanmoins, dans nos exemples d'application, nous n'avons pas traité les cas suivants :

- les procédés à variables discrètes ou à variables symboliques.
- les procédés semi-continus
- l'enchaînement des procédés différents

Des stratégies de résolution pour ces types de procédés seront évoquées lors de la dernière partie de cette discussion.

2 Synthèse des résultats principaux

Le tableau 6.1 synthétise les principaux résultats obtenus pour chaque opération optimisée. Ces résultats sont présentés pour différents domaines :

- les améliorations trouvées,
- les connaissances sur le procédé acquises à partir de l'analyse des résultats,
- quelques informations sur l'applicabilité des conditions optimales dans la conduite
- et les idées intéressantes à appliquer, ultérieurement, lors de la conception et de conduite de ces procédés.

Tableau 6.1. Synthèse des résultats principaux

	Séchage	*Immersion*	*Cuisson*
Améliorations	• Le compromis durée-qualité est montré sur la base d'un diagramme de Pareto	• La durée de l'opération est réduite de 32 h à moins de 23 h (opération à température variable) • Le rendement est augmenté de 67% (procédé traditionnel) à 83% • Les opérations minimisant le temps, maximisent aussi le rendement. • L'opération en deux bains séquentiels à conditions constantes est néanmoins la plus adéquate : 22.2 h d'opération et 82.5% de rendement	• L'opération minimisant la durée réduit de 45% le temps d'opération standard. • L'opération minimisant les pertes énergétiques, les réduit de 16.5%. • L'opération qui réduit les pertes énergétiques (hors de domaine de validité du modèle) réduit les pertes de 9%, la consommation énergétique totale de 6.4% et le temps d'opération de 56%.
Connaissances acquises	• Effet positif de la condensation sur la qualité du produit • Gestion de la capacité évaporatoire de l'air • Gestion de l'humidité relative afin de préserver la qualité du riz	• Existence des plusieurs zones d'opération pour donner les mêmes caractéristiques au produit : La cible d'activité de l'eau de la viande peut être atteinte par perte en eau, ou bien par imprégnation en sel. • La diffusion compétitive entre les divers solutés est décelée grâce à l'analyse d'imprégnation des phénols à différentes concentrations de sucre.	• Etude de l'épaisseur maximale comme indicateur de texture • Gestion énergétique du procédé à travers les différents modes de transfert énergétique entre le four et le produit.
Applicabilité en conduite	• Etude de la marge d'erreur acceptable lors de la mise en œuvre des conditions optimales • L'étude de robustesse montre que la qualité du produit est très sensible à l'état initial, et à l'activité de l'eau du produit. • Les résultats sont moins sensibles aux variations des paramètres du modèle	• Diverses conditions opératoires aussi performantes peuvent être utilisées. • Les études de robustesse montrent que les résultats sont sensibles aux variations des conditions opératoires et aux variables initiales. Cette sensibilité n'est peut pas être diminuée par la démarche d'optimisation proposée dans ce travail	• Diverses conditions opératoires optimales aussi performantes peuvent être utilisées pour arriver au même produit • Les études de robustesse montrent que la luminosité est la variable la plus sensible aux variations des conditions opératoires, suivie par la teneur en eau. • La variable qui a le plus d'influence sur le système est la vitesse du tapis.
Idées de conception et de conduite	• Les résultats encouragent l'utilisation des conditions favorisant la condensation initiale à la surface du produit	• L'opération en deux bains est plus intéressante : La durée d'opération considère les horaires de l'opérateur, le temps de nettoyage et le transfert de la viande d'un bain à l'autre ; les conditions utilisées tiennent compte le climat de la région et un possible refroidissement du produit	• Une augmentation du transfert convectif peut réduire le temps de la cuisson • La réalisation de l'opération en deux étapes permet une meilleure gestion énergétique • En considérant que la cible de couleur est atteinte lors d'un période de refroidissement, le temps de cuisson peut encore être réduit.

Une discussion approfondie de ces résultats est utile. En fait, la justesse de nos résultats dépend, en premier lieu, de la pertinence de la stratégie d'optimisation utilisée et, en deuxième lieu, des incertitudes liées au modèle, à la méthode numérique et aux perturbations de système (variabilité des matières premières et variabilité des conditions opératoires). Ces aspects seront traités dans les prochains paragraphes.

3 Pertinence de la stratégie d'optimisation

Face à un problème d'optimisation, nous sommes obligés de prendre des décisions quant à la meilleure façon de le résoudre. Ces décisions concernent la construction du problème et le choix de la méthode d'optimisation. Ces deux parties intègrent ce que nous appelons la stratégie d'optimisation.

La stratégie d'optimisation proposée dans notre travail permet le calcul des conditions optimales de conduite, dont les avantages sont largement cités dans les chapitres 3, 4 et 5. Cette stratégie comporte cependant quelques limitations exposées dans les paragraphes qui suivent. Ces limitations sont illustrées par des exemples issus directement de nos applications.

3.1 Construction du problème

Les problèmes d'optimisation étudiés sont dynamiques, multicritères, non-linéaires et soumis à des contraintes diverses. De façon générale, la construction du problème d'optimisation passe par les étapes suivantes :

- paramétrisation du vecteur de commande, pour transformer le problème dynamique en problème statique de moyenne ou grande dimension,
- le critère d'optimisation compte un seul objectif à la fois,
- seules les spécifications du produit et les bornes des variables sont utilisées comme des contraintes explicites
- les autres contraintes sont utilisées comme « critères additionnels » afin d'en choisir une parmi un ensemble de solutions optimales.

La justification de l'utilisation de ces étapes et les conséquences sur la justesse des résultats, sont exposées dans les paragraphes suivants.

3.1.1 Paramétrisation du vecteur de commande

La paramétrisation du vecteur de commande nous a permis d'aborder le problème numériquement, à l'aide des méthodes d'optimisation statique. La paramétrisation est un aspect critique car celle-ci détermine le nombre de variables à optimiser. Elle influence par conséquent le temps de calcul.

Pour les applications réalisées dans ce travail, les trajectoires ont été présentées sous forme de paliers. Le nombre de paliers est défini soit en suivant les caractéristiques technologiques de l'équipement (séchoir, four), soit en accord avec le pas de calcul du modèle (immersion). Nous proposons ainsi des trajectoires optimales susceptibles d'être suivies par les systèmes de commande des équipements

Cependant, notre approche s'est arrêtée là : nous n'avons pas déterminé le nombre exact des paliers donnant le meilleur résultat. Par ailleurs, nous n'avons ni évalué d'autres types de paramétrisation, ni envisagé une collocation irregulière.

Or, nous avons fait quelques observations lors de notre travail. Dans la minimisation de la durée d'opération pour la production de boucané, nous avons observé que l'opération optimale à température variable (23 paliers), présente une amélioration par rapport à l'opération optimale à conditions constantes (1 palier). Néanmoins, cette amélioration est semblable à celle trouvée pour une température à deux paliers (deux bains en série à conditions constantes).

Cet exemple nous montre qu'au bout d'un certain nombre de paliers, l'amélioration trouvée n'est plus significative. Par contre, un nombre inférieur de paliers peut diminuer le temps de calcul.

3.1.2 Définition du critère d'optimisation

La résolution directe d'un problème multicritères implique soit la définition d'un critère unificateur (p.e. la somme pondérée des critères), soit l'utilisation d'une théorie de décision. Dans les deux cas, on a besoin d'informations pour définir « le meilleur compromis ».

Pour illustrer ce propos, nous utilisons la figure 3.11 (chapitre 3), qui montre le compromis antagoniste entre deux critères (qualité et durée) d'optimisation du séchage du riz. En l'absence d'autres repères (par exemple une étude économique), il est difficile de déterminer le meilleur compromis. Or, appliquer un facteur de pondération à chaque critère, n'est pas la meilleure solution : les valeurs de ces facteurs sont souvent déterminées arbitrairement.

Face à cette situation, nous avons décidé de calculer l'optimum sur la base d'un seul critère à la fois. Nous nous contentons alors de signaler les opérations optimales ayant des compromis intéressants, en laissant libre le choix de la solution la plus adéquate. De plus, le critère est défini sous la forme la plus simple possible et les contraintes sont définies par des fonctions explicites. Ceci afin de simplifier le calcul et de faciliter l'analyse physique des résultats.

Cependant, l'expression de ce critère n'est pas toujours simple. En voici un exemple : afin de minimiser la consommation énergétique du four, dans la production de biscuits, divers critères peuvent être utilisés :

Minimiser la consommation du gaz du four. Dans notre cas particulier, nous ne connaissons pas les relations mathématiques reliant la consommation du gaz aux conditions opératoires du four, alors, nous ne pouvons pas utiliser ce critère.

Minimiser une fonction dépendante de la température des parois, nous pouvons, par exemple, utiliser l'expression :

$$J = \sum Tp$$

Pourtant, on risque de diminuer l'énergie nécessaire pour assurer la transformation technologique des biscuits, ce qui se traduit par une augmentation de la durée de la cuisson.

Il est donc plus adéquat de minimiser une fonction déterminant seulement les pertes énergétiques. Par exemple, on peut utiliser l'expression suivante :

$$J = \sum_{i=1}^{5} A_i T_{ch\ i} + BT_t$$

où $T_{ch\ i}$ est la température de sortie de l'air à la « i-ème » cheminée, T_t, la température de sortie du tapis, A et B, sont les paramètres de pondération. Mais, la détermination des paramètres de pondération pose un nouveau problème. Par exemple, pour déterminer les paramètres A, on décide de leur accorder une valeur proportionnelle à la vitesse de sortie de l'air de chacune des cheminées, ceci car nous savons que les cheminées à débit supérieur dégagent plus d'énergie. Cependant, ce débit ne dépend que de la vitesse d'extraction, mais aussi du diamètre de la cheminée et du volume spécifique de l'air qui, à son tour, dépend de la température et de l'air à chaque cheminée. Si l'on utilise des facteurs de pondération constants, le critère ne va plus être représentatif pour évaluer l'objectif d'optimisation. Or, des paramètres de pondération variables ne sont pas faciles à définir.

Cet exemple nous montre à quel point la définition du critère d'optimisation, pour un objectif « simple », peut devenir très difficile.

Dans notre travail, nous avons choisi d'éviter autant que possible, l'utilisation des paramètres de pondération (à valeur arbitraire). Pour ce cas en particulier, le plus « simple » était de calculer, par un bilan général de matière et d'énergie, les pertes énergétiques (d'après les conditions de l'air et du tapis fournies par le modèle). Le développement mathématique de ce critère est présenté dans le chapitre 5.

3.1.3 Utilisation des contraintes

Les contraintes sont définies par des fonctions explicites dans le problème d'optimisation. Seulement dans deux cas elles sont utilisées de manière implicite dans le critère : lors de la recherche des solutions réalisables, ou bien lors de l'utilisation de l'algorithme génétique (méthode qui ne maîtrise pas les contraintes de façon explicite).

Systématiquement, nous utilisons un minimum de contraintes explicites lors du calcul, ceci afin de ne pas alourdir d'emblée le problème. Ces contraintes assurent d'une part, les spécifications du produit et d'autre part, le respect du domaine de validité du modèle et les limitations techniques de l'équipement. Si une infinité de solutions optimales est trouvée, nous ajoutons des contraintes explicites lors du calcul pour diminuer l'espace des solutions.

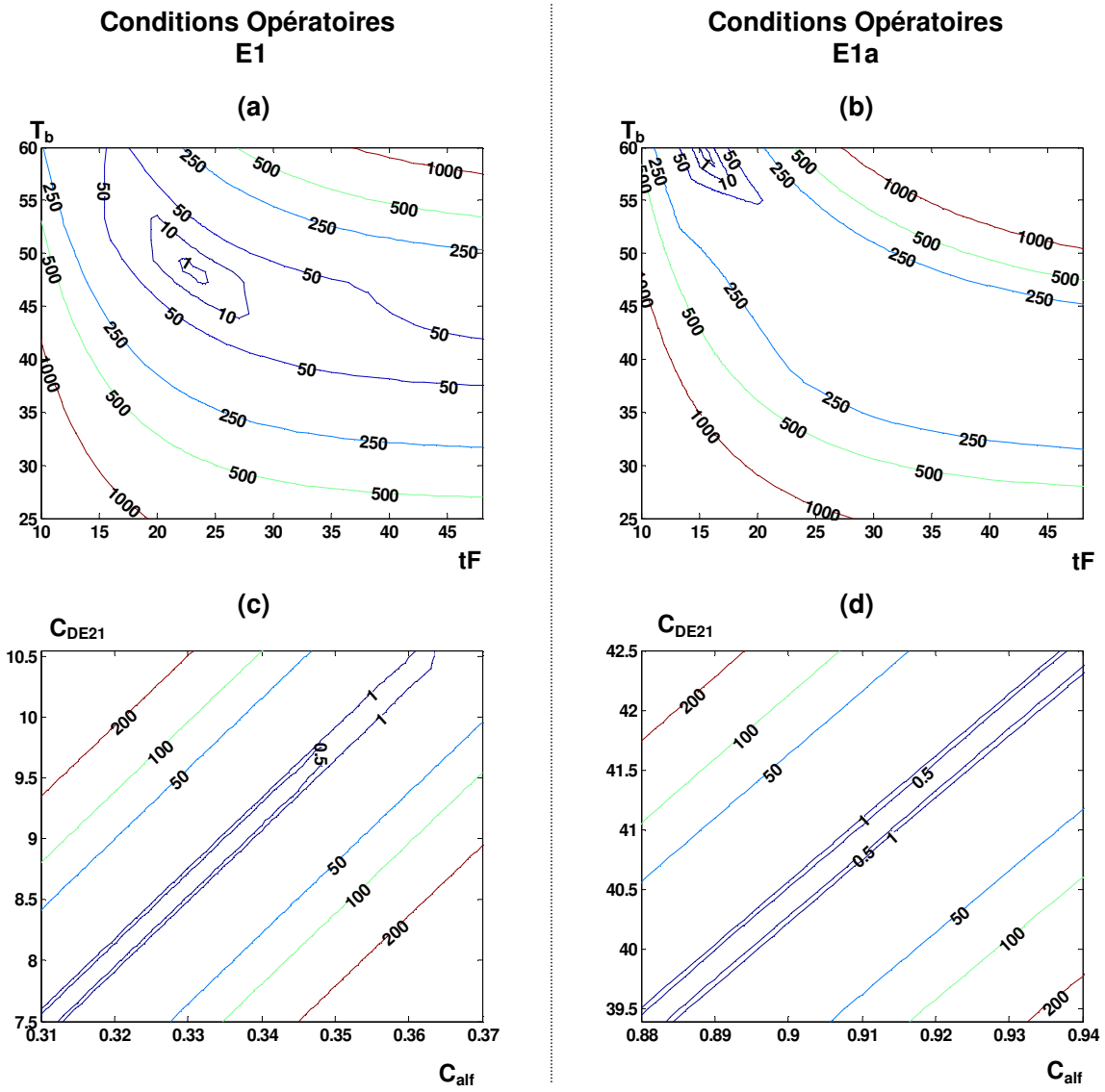


Figure 6.1. Sensibilité des opérations optimales minimisant le temps, E1 (gauche) et E1a (droite), aux variations des conditions opératoires. Les courbes de niveau représentent l'écart entre l'état final et les cibles (activité de l'eau et gain en phénols), par rapport à la tolérance admise.

Le rôle du critère et des contraintes dans la délimitation de l'espace des solutions optimales, peut être analysé sur la base de la figure 6.1. Celle-ci illustre la sensibilité aux conditions opératoires de deux opérations minimisant le temps, E1 et E1a, présentées dans le chapitre 4 pour l'optimisation de la production de boucané. Ces opérations ont été calculées en utilisant les conditions opératoires bornées par le domaine entier de validité du modèle. Les courbes de niveau indiquent l'écart aux cibles divisé par la tolérance de variation acceptée. Les solutions réalisables sont délimitées par iso-contour de niveau 1 (écart identique à la tolérance). A des fins graphiques, seulement deux des conditions opératoires ont été variées à la fois, les deux autres étant maintenues constantes.

Pour les graphiques supérieurs de la figure 6.1 (a, b) la solution est bien définie : les iso-contours diminuent jusqu'à l'obtention d'un point minimal (une seule solution). En revanche, le comportement des iso-contours des graphiques inférieurs (c,d) est différent : ceux-ci diminuent jusqu'à l'obtention d'une ligne donnant les coordonnées d'un ensemble de solutions équi-performantes. Dans ce cas, il est possible d'imposer d'autres contraintes pour réduire l'espace de

recherche. Pour réaliser l'optimisation de la production de boucane, nous avons utilisé les contraintes additionnelles suivantes : la température minimale du bain égale à la température moyenne de l'Ile de la Réunion, les temps d'opération sont ajustés aux horaires de l'opérateur et la concentration maximale du glucose (la matière première la plus chère) est réduite de moitié.

Ces contraintes ont été ajoutées au problème d'optimisation, en amont du calcul des conditions opératoires optimales, pour la minimisation de la durée d'opération (un bain à température variable et deux bains) et pour la maximisation du rendement.

Cependant, elles peuvent aussi bien être utilisées, à la fin du calcul, comme des « critères additionnels » pour sélectionner la meilleure parmi des solutions équiperformantes.

3.2 Choix de la méthode d'optimisation

La deuxième partie de la stratégie d'optimisation consiste à choisir une méthode de résolution adéquate au problème d'optimisation. Tant que cela est possible, nous utilisons la programmation quadratique séquentielle (SQP). Cette méthode déterministe statique a été conçue pour résoudre, de manière rapide et exacte, des problèmes tels que ceux posés dans les applications : optimisation non-linéaire sous contraintes. Néanmoins, cette méthode est de nature locale. De plus, elle demande des solutions réalisables et l'absence des discontinuités, dès l'initialisation du calcul pour assurer sa convergence et sa robustesse.

Le calcul de l'optimum est donc systématiquement divisé en deux étapes. La première, pour déterminer de bons candidats d'initialisation. La deuxième, réalisé par SQP, pour calculer l'optimum local. Ce système nous a permis d'obtenir de bons résultats de façon robuste. Pour des problèmes convexes, continus et dérivables, la première recherche peut être réalisée par SQP. Pour les autres problèmes, nous avons utilisé un algorithme génétique (AG) pour mener une première recherche globale, si le problème est multimodal (non-convexe), et pour surmonter les discontinuités. Les meilleurs candidats obtenus par AG sont ensuite affinés dans la deuxième étape.

Nous avons constaté les avantages et les limitations de chacune des méthodes utilisées, à travers nos trois exemples d'application. L'annexe 1 montre la difficulté des algorithmes génétiques à converger vers une solution exacte, lors d'un problème continu, dérivable et convexe. Alors que la méthode SQP s'avère la plus adéquate. En revanche, nous avons constaté que, lors de la résolution des problèmes multimodaux et discontinus, la méthode SQP peut converger vers des mauvais optima locaux ou ne pas converger du tout.

Dans le cas de la production du boucané, d'autres méthodes ont aussi été testées : La méthodologie des surfaces de réponse, la méthode Levenberg-Marquardt, la programmation quadratique séquentielle seule et l'algorithme génétique seul. Ces méthodes ont cependant donné des résultats moins performants. D'une part, les méthodes déterministes convergent à des mauvaises solutions locales au voisinage du point d'initialisation, ceci provoqué par le comportement multimodal du problème. D'autre part, l'algorithme génétique a donné des meilleurs résultats, mais présente des difficultés à satisfaire les contraintes et à converger vers la solution exacte. La méthode hybride (AG-SQP) s'est finalement révélée la plus adéquate.

En conclusion, la méthode de résolution, proposée par le diagramme décisionnel (figure 2.2 du chapitre 2), a suffi pour optimiser les procédés étudiés. Néanmoins, cette stratégie requiert l'absence des discontinuités au voisinage des solutions optimales, ce qui exclut les problèmes à critère non-dérivable (numériquement) et ceux possédant un comportement fortement non-linéaire et discontinu.

Il nous semble possible de résoudre ces derniers problèmes soit par une méthode stochastique, soit par une méthode déterministe de recherche directe (Simplex ou programmation dynamique). La méthode choisie doit cependant assurer la convergence exacte à l'optimum et maîtriser les contraintes.

L'algorithme génétique tel qui a été programmé pour ce travail, n'est donc pas adapté à ces derniers problèmes. Néanmoins, il nous semble possible d'améliorer sa convergence locale en ajoutant des règles, dans l'étape de renouvellement de la population, pour inclure la génération des solutions candidates de manière déterministe.

4 Justesse des résultats optimaux

Jusqu'ici, nous nous sommes intéressés à trouver une stratégie d'optimisation afin de résoudre un problème de manière robuste, c'est à dire d'appliquer une méthode de résolution qui va toujours

converger vers la meilleure solution possible. Mais rien ne nous indique que cette solution est adéquate du point de vue de la conduite. Pour illustrer ce propos, nous allons utiliser la figure 6.1 qui montre des résultats de l'optimisation de la production de boucané. Les opérations optimales E1 et E1a ont été calculées avec un critère de minimisation de la durée de l'opération.

Cette figure illustre deux scénarios où la meilleure solution, celle qui minimise le critère d'optimisation, n'est pas la solution la plus adéquate pour sa mise en œuvre :

- Les deux solutions, E1 et E1a, ont été proposées par l'algorithme d'optimisation. Il est évident que du point de vue de l'optimisation, l'opération E1a est la plus performante (15 h de durée au lieu de 23h). Néanmoins, l'opération E1 est la plus intéressante dans la pratique, car elle est la plus robuste aux variations de temps et de température (la région des solutions réalisables est plus grande).
- Pour la conduite, un comportement présenté par les graphiques inférieurs (figure 6.1c et d) est très souhaitable : une variation dans l'une des variables (perturbation) peut être compensée (corrigée) par l'autre variable, sans provoquer de changements dans le produit. En revanche, pour l'optimisation un comportement semblable est a priori mauvais, car il complique la convergence de l'algorithme vers une solution unique.

D'autres auteurs ont reporté des situations similaires où l'optimum n'est pas la solution la plus adéquate. Par exemple, Bernaerts et al (2000), en travaillant sur l'optimisation de l'identifiabilité d'un modèle biologique, ont trouvé que la mise en œuvre expérimentale du plan d'expérience optimal conçu n'est pas réalisable : dans ces conditions, la variable mesurable prend des valeurs si petites qu'il est impossible de la différencier du bruit propre de la mesure. De plus, l'expérience optimale est très longue (90h). Ils ont alors décidé d'utiliser un plan d'expérience sous-optimal, du point de vue de l'identifiabilité, qui permet la bonne réalisation expérimentale et réduit le temps d'expérience (38h).

En ce qui nous concerne, la pertinence des résultats est déterminée par

- leur justesse, liée à la précision du modèle et aux incertitudes de la méthode de calcul utilisée
- leur applicabilité réelle dans la conduite des procédés. Celle-ci est liée à la robustesse des résultats aux perturbations dans le système : variabilité de la matière première et perturbations dans les conditions opératoires

Pour améliorer la justesse du calcul des conditions opératoires optimales, nous avons utilisé le modèle le plus fiable possible. Cette fiabilité est déterminée par la précision d'estimation et par la capacité à reproduire la dynamique du système. Les modèles utilisés doivent satisfaire ces deux aspects.

En particulier, l'erreur d'estimation des modèles utilisés est du même ordre de grandeur que l'erreur de mesure expérimentale. Uniquement dans l'optimisation du séchage, nous avons étudié la sensibilité de l'opération optimale aux variations des paramètres du modèle. Nous avons constaté qu'il y a des paramètres auxquels l'opération est sensible. C'est pourquoi, il est indispensable de bien identifier ces paramètres lors de la modélisation. Une démarche d'optimisation des plans d'expériences peut être menée afin de maximiser l'identifiabilité des ces paramètres, ainsi que de minimiser leur corrélation.

En revanche, nous n'avons pas évalué la précision du calcul par rapport aux incertitudes de la méthode de calcul (l'erreur causée par le calcul numérique des dérivées, ou par l'approximation du problème par des sous-problèmes quadratiques).

En outre, pour analyser l'applicabilité réelle des résultats, nous avons réalisé des études de robustesse aux variations de la matière première et aux variations des conditions opératoires. Les résultats sont synthétisés dans la partie applicabilité en conduite du tableau 6.1.

4.1 Robustesse aux variations des conditions opératoires

En pratique, une grande partie des opérations optimisant un critère de productivité, de temps ou d'énergie, sont plutôt sensibles aux variations des conditions opératoires. Leur mise en œuvre requiert alors un bon système de poursuite, pour assurer des résultats optimaux. Par exemple, la minimisation de la durée de l'opération, demande des conditions d'opération très précises (et généralement extrêmes). Les variations de ces conditions peuvent donc engendrer des produits non-conformes (hors spécification). La minimisation de l'énergie a un comportement semblable : un minimum

d'énergie étant fourni afin d'obtenir le produit, une défaillance provoquant la réduction de cette énergie peut empêcher le produit d'atteindre les spécifications.

D'ailleurs, une augmentation de la robustesse de l'opération n'est possible que si l'on admet de dégrader volontairement les résultats optimaux, c'est-à-dire d'utiliser des solutions sous-optimales (comme c'est le cas de la minimisation du temps de la production du boucané, exemple présenté ci-dessus).

Toutefois, il est possible de calculer les conditions optimales qui minimisent la sensibilité aux variations. Ceci a été fait pour la fabrication du boucané (Annexe 3). Cependant, nos résultats montrent que, pour ce cas en particulier, la minimisation de sensibilité aux variations d'une condition, provoque l'augmentation de la sensibilité aux variations des autres conditions opératoires. De plus, ces opérations optimales dégradent les résultats trouvés pour les autres critères (minimisation du temps et maximisation du rendement).

Nous avons donc décidé de présenter les résultats optimaux pour les critères principaux (temps, énergie, rendement), accompagnés de leur étude de robustesse. Cette étude peut montrer la marge d'erreur permise lors de la poursuite des conditions opératoires optimales.

On peut cependant envisager la réalisation des études de robustesse plus réalistes. Nous avons utilisé des « perturbations » proportionnelles à chaque condition. Ces perturbations agissent de façon constante tout le long de l'opération. Alors que les systèmes réels sont perturbés par des variations plus ou moins intenses à différents instants de l'opération. Et, selon le système de régulation, il y a des conditions susceptibles d'être plus perturbées que d'autres. L'utilisation des « perturbations » variables, lors d'une étude de robustesse, nous semble donc plus adéquate.

Pour les problèmes multimodaux (cuisson et immersion), il est possible d'utiliser la robustesse comme un « critère additionnel » afin de sélectionner la meilleure solution parmi les optima calculés.

4.2 Robustesse aux variations de la matière première

Nous avons aussi constaté, dans nos applications, la sensibilité de l'opération optimale aux variations de la matière première. La justesse des résultats optimaux n'est donc assurée que si les valeurs réelles d'état initial sont utilisées lors du calcul de l'optimum.

5 Vers une stratégie d'optimisation plus pertinente et des résultats plus adéquats

Comme nous l'avons mentionné précédemment, nos résultats sont limités par la représentativité des cas étudiés, par la pertinence de la stratégie d'optimisation et par la pertinence des résultats vis-à-vis de la conduite des procédés.

A ces limitations nous allons ajouter les suivantes :

- Nous avons réalisé l'optimisation d'une opération unitaire sans compter que, dans le processus de fabrication, elle fait partie d'un ensemble des procédés enchaînés. Les effets provoqués de cette considération sont plus importants lors des procédés agissant en continu. Par exemple, pour la cuisson de biscuits, le flux de produits du four doit être synchronisé avec les flux des opérations en amont et en aval de la cuisson. S'il existe une opération, autre que la cuisson, qui limite ce flux de produits, l'optimisation de la durée de la cuisson n'a pas d'intérêt. Dans ces conditions, la démarche adéquate est de fixer le temps d'opération (en synchronisation avec les autres opérations) et de réaliser l'optimisation d'autres critères (p.e. minimiser les pertes énergétiques).
- Lors du calcul de l'optimum, nous ne considérons pas l'inertie des cinétiques d'évolutions des propriétés du produit. Autrement dit, nous considérons que l'évolution des propriétés s'arrête à la fin de l'opération. Mais ces propriétés peuvent éventuellement continuer à varier pendant les premiers instants en dehors de l'équipement.

Pour illustrer le dernier point, nous allons utiliser nos résultats de nouveau. On peut considérer que le modèle prend en compte cette inertie, si le protocole de mesure stipule une analyse hors ligne, les propriétés des produits échantillonnés ont ainsi le temps de se stabiliser. Ceci est le cas pour la qualité estimée du riz, lors du séchage, et les propriétés estimées du boucané.

En revanche, les mesures prises en ligne ne comptent pas cette période de « stabilisation ». Dans la cuisson des biscuits, la luminosité peut continuer à évoluer à la sortie du four pour les raisons suivantes :

- l'évolution de la luminosité atteint la plus haute vitesse de changement vers la fin de l'opération,
- la température de biscuit à la sortie du four (supérieure à 150 °C) favorise la réaction de caramélisation. La luminosité peut donc continuer à changer.

Or, le modèle ne tient pas compte de cette inertie. Si les variations provoquées par cette inertie sont suffisamment grandes, lors de la mise en œuvre des conditions optimales, le produit peut sortir des spécifications (produit à qualité non-conforme). Pour ce cas en particulier, il est important de considérer une période de refroidissement du produit pour assurer l'atteinte à la cible de luminosité.

Le long de cette discussion générale, nous avons exposé les différentes décisions prises afin d'arriver à notre objectif principal : le calcul par optimisation des conditions de conduite des procédés alimentaires. Ces décisions délimitent d'une part, la généralité et la pertinence de la stratégie d'optimisation proposée et d'autre part, la justesse et la pertinence de nos résultats vis-à-vis de la conduite.

En synthèse, les points à améliorer dans notre démarche sont les suivantes :

- L'élargissement du champ de domaine de la stratégie d'optimisation proposée. Ce point demande d'une part, la conception d'une stratégie d'optimisation des procédés possédant des variables discrètes et symboliques et d'autre part, l'application de la stratégie d'optimisation (conçue dans ce travail) lors de l'optimisation des procédés semi-continus et des procédés enchaînés (à l'aide des contraintes additionnelles pour assurer la synchronisation).
- Au niveau de la construction du problème d'optimisation. Evaluer différents types de paramétrisation du vecteur de commande, pour sélectionner le plus adéquat.
- Au niveau de la méthode d'optimisation. Améliorer la convergence de l'algorithme génétique et proposer des moyens pour maîtriser les contraintes explicites.
- Au niveau de la justesse des résultats optimaux. Trouver un moyen d'évaluer les incertitudes liées à la méthode de calcul.
- Au niveau de la robustesse des opérations optimales. D'une part, il serait intéressant d'utiliser des modèles qui tiennent compte des incertitudes (dès leur identification) dans le calcul de l'optimum. D'autre part, on peut améliorer les études de robustesse en utilisant des perturbations variables.

Alors que si l'on utilise les stratégies d'optimisation proposées dans ce travail, des meilleurs résultats peuvent être trouvés si :

- en aval du calcul de l'optimum, on utilise le modèle le plus fiable possible
- au cours du calcul, on utilise les variables d'état réelles de la matière première
- en aval du calcul, on réalise un bonne poursuite des conditions optimales et l'on prévoit l'inertie de l'évolution des propriétés du produit en fin de l'opération.

En général, le meilleur moyen pour évaluer la pertinence et la justesse des résultats est de réaliser une validation expérimentale. Malheureusement, cette validation n'a pas été possible dans notre cas.

Conclusion et perspectives

L'objectif de ce travail de recherche concerne la mise en place d'une méthodologie permettant de résoudre des problèmes d'optimisation présentés dans l'industrie alimentaire. Cette méthodologie prend en compte le développement d'outils de modélisation et l'utilisation efficace des méthodes d'optimisation.

La contribution principale de notre travail concerne la proposition d'une stratégie d'optimisation, adaptée aux caractéristiques des procédés alimentaires, dans le but d'obtenir les conditions optimales de conduite. Cette stratégie inclut deux étapes :

- la construction du problème d'optimisation, dont la complexité majeure est apportée par le modèle du système et
- le choix de la méthode de résolution la plus adéquate. Le choix est réalisé sur la base d'un diagramme de décision qui utilise deux méthodes d'optimisation complémentaires : un algorithme génétique (AG) et la programmation quadratique séquentielle (SQP).

Grâce à cette stratégie, il est possible d'optimiser un grand nombre des procédés alimentaires.

La stratégie d'optimisation a été conçue après une réflexion sur la problématique que pose l'optimisation des procédés alimentaires. Pour cela, l'étude bibliographique est focalisée sur :

- la caractérisation des procédés alimentaires,
- l'identification des méthodes de d'optimisation adaptées à leurs caractéristiques, et
- l'analyse des divers travaux existants en optimisation des procédés alimentaires.

Après cela, nous avons identifié les avantages et limitations de diverses approches d'optimisation, pour enfin proposer des stratégies en utilisant les meilleurs moyens trouvés afin de maîtriser ces problèmes d'optimisation.

Dans la deuxième partie du travail, nous avons appliqué cette méthodologie pour le calcul des conditions optimales de conduite de trois opérations :

- un procédé discontinu de séchage du riz,
- un procédé discontinu de déshydratation, imprégnation et cuisson d'un produit par immersion, et
- un procédé continu de cuisson des biscuits.

Les opérations choisies sont assez représentatives de l'univers des procédés alimentaires. L'optimisation a été réalisée numériquement, en utilisant des modèles fiables qui ont été développés, au préalable, au sein du même laboratoire (séchage et cuisson) ou en collaboration avec d'autres laboratoires (immersion).

Trois points de vue sont considérées lors de l'analyse des résultats : celui du génie de procédés, celui de l'optimisation et celui de la conduite. Les résultats principaux, particuliers à chaque application, ont été (ou seront) soumis à publication A priori, nos résultats sont encourageants : pour les trois applications, les opérations optimales sont plus performantes que les opérations de référence.

Or, les limitations de notre démarche ont largement été exposées dans la discussion générale. L'absence d'une validation expérimentale constitue une limitation majeure. Néanmoins, nous justifions alors la pertinence de nos résultats par l'analyse des incertitudes agissant sur le calcul et sur le système.

Ainsi, le moyen le plus adéquat d'utiliser les résultats de cette recherche, lors de la conduite des procédés, est de réaliser l'optimisation en tenant compte des caractéristiques du matière première, puis poursuivre les conditions optimales à l'aide d'un bon système de commande.

Ce travail, qui n'est pas une fin en soi, s'inscrit dans un des axes de recherche de l'UMR Génie des Procédés Alimentaires, GENIAL. Pour son développement, nous avons utilisé des modèles conçus lors de travaux précédents, et nos résultats pourront être utilisés lors des études ultérieures

(de commande optimale, par exemple). De plus, la stratégie d'optimisation développée dans ce travail, peut être appliquée à d'autres procédés alimentaires.

Dans un travail futur, il est souhaitable de mener une optimisation jusqu'à sa validation expérimentale. Ceci permettra d'analyser l'impact des incertitudes sur la justesse des résultats, ainsi que tester si les études de robustesse (réalisées par simulation) donnent une information suffisante (et réaliste) de la marge d'erreur permise lors de la conduite.

En pratique, les perspectives de travail dans le domaine d'optimisation des procédés alimentaires sont nombreuses. La méthodologie que nous proposons à été appliqué, cependant, à des procédés à variables continues. Il serait donc intéressant d'étendre ce domaine d'étude jusqu'aux procédés à variables discrètes ou symboliques.

Au niveau de la construction du problème, il reste des questions à élucider concernant la meilleure façon de définir le critère d'optimisation, et la manière de traiter les problèmes multicritères. De plus, une réflexion sur la façon de réduire les incertitudes, s'impose, pour donner des résultats plus réalistes.

Il serait, en fin, intéressant de prendre en compte les incertitudes dans le calcul de l'optimum. Deux voies sont possibles : soit, le modèle tient compte de ces incertitudes, soit celles-ci sont ajoutées au problème d'optimisation comme des contraintes additionnelles. Il est tout aussi important de décider comment ces incertitudes vont agir sur le problème (de façon aléatoire ou bien systématique) et comment gérer l'impact d'une incertitude par rapport aux autres (il y a des incertitudes qui affectent davantage le comportement du système).

Références bibliographiques

Abud Archila, M. (2000) Modélisation simultanée des transferts et de l'évolution de la qualité technologique du riz paddy en vue d'optimiser les conditions de séchage, Thèse, ENSIA-Massy.

Abud M., Courtois F., Bonazzi C. and Bimbenet J.J. (2000) A compartmental model of thin-layer drying kinetics of rough rice. Drying Technology 18 (17) : 1389-1414.

Alonso, A.A., Banga, J.R. and Pérez, R. (1998) Modeling and adaptative control for batch sterilization, Computers & Chemical Engineering, 22 (3) : 445-458.

AlSofi, M.A., Hassan, A.M., Hamed, O.Q, Dalvi, A.G.I., Kither, M.N.M., Mustafa, G.M. and Bamardouf, K. (2000) Optimization of hybridized seawater desalination process, Desalination, 131 (1-3) : 147-156.

Altinten A.and Erdogan S. (2000) Tracking performance of control methods, Chemical Engineering Communications, 181 : 21-36.

Arteaga, G.E., Vazquez, A.M.C. and Nakai, S. (1994) Dynamic optimization of the heat treatment of milk, Food Research International, 27 (1) : 77-82.

Balsa-Canto, E., Alonso, A.A. and Banga, J.R. (2002) A novel, efficient and reliable method for thermal process design and optimization. Part I : theory., Journal of Food Engineering, 52 : 227-234.

Balsa-Canto, E., Banga, J.R and Alonso, A.A. (2002b) A novel, efficient and reliable method for thermal process design and optimization. Part II : Applications, Journal of Food Engineering, 52 : 227-234.

Banga, J.R., Balsa-Canto, E., Moles C. G. and Alonso, A.A. (2003) Improving food processing using modern optimization methods, Trends in Food Science and Technology, 14 (4) : 131-144.

Banga, J.R., Pan, Z. and Singh, R.P. (2001) On the optimal control of contact-cooking processes, Food and Bioproducts Processing, 79 (3) : 145-151.

Banga, J.R., Versyck, K.J. and Van Impe, J.F. (2002) Computation of optimal identification experiments for nonlinear dynamic process models: a stochastic global optimization approach, Industrial and Engineering Chemistry Research, 41 (10) : 2425-2430.

Bardot, I., Heyd, B., Trystram, G., Hossenlopp, J. et Danzart, M. (1992) Méthode automatisée de formulation sensorielle pour des boissons non gazeuses, Sciences des Aliments, 12 (1992) : 19-36.

Becker, R.W. and Lago, G.V. (1970), A global optimization algorithm, In Proceedings of the 8th Allerton Conference on Circuits and Systems Theory, 3-12. .

Bernaerts, K., Servaes, R.D., Kooyman, S., Versyck, K.J., Van Impe, J.F. (2002) Optimal temperature input design for estimation of the square rood model parameters: parameter accurancy and model validity restrictions, International Journal of Food Microbiology, 73 (2-3) : 145-157.

Bernaerts, K., Versyck, K.J. and Van Impe, J.F. (2000) On the design of optimial dynamic experiments for parameter estimation of a Ratkowsky-type growth kinetics at suboptimal temperatures, International Journal of Food Microbiology, 54 (1-2) : 27-38.

Bernardo, F.P., Pistikopoulos, E.N. and Saraiva, P.M. (2001) Quality costs and robustness criteria in chemical process design optimization, Computers & Chemical Engineering, 25 (1) : 27-40.

Betts, J.T. (2001) Practical Methods for optimal control using nonlinear programing. Ed. SIAM Society for Industrial and Applied Mathematics, 190 Pp.

Biegler, L.T., Cervanves, A.M., Wächter, A. (2002) Advances in simultaneous strategies for dynamic process optimization, Chemical Engineering Science, 57 (4) : 575-593.

Bimbenet, J.J., Duquenoy, A. et Trystram, G. (2002) Génie des procédés alimentaires. Des bases aux applications, Ed Dunod, Paris, 554 Pp.

Block, J.M., Barrera, A.D., Figueiredo, M.F. and Gomide, F.A.C. (1997) Blending process optimization into special fat formulation by neural networks, Journal of the American Oil Chemists' Society, 74 (12) : 1537-1541.

Bloksma, A.H. (1986) Rheological aspects of structural changes during baking. In Blanshard, et. al. Chemistry and Physics of baking, The Royal Society of Chemistry, London, 171-178.

Bock, H. G., & Plitt, K. J. (1984). A multiple shooting algorithm for direct solution of optimal control problems. Ninth IFAC world congress, Budapest.

Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. (2000). Inspiration for optimization from social insect behaviour. Nature, 406, 39–42.

Borne, P., Dauphin, T.G., Richard, J.P., Rotella, F. and Wambettakis, I. (1990) Automatique. Commande et optimisation des processus, Ed. Technip, Paris, 303 pp.

Box, G.E., Hunter, W.G. and Hunter, J.S. (1978) Statistics for experimenters. An introduction to design, data analysis, and model building, John Wiley and Sons, N.Y.

Bozan, M., Borak, F. and Or, I. (2001) A computerized and integrated approach for heat exchanger network design in multipurpose batch plants, Chemical Engineering and Processing, 40 (6) :511-524.

Brooks, S.H. (1958). A discussion of random methods for seeking maxima, Operations Research, 6: 244-251.

Broyart, B. (1998) Modélisation des phénomènes de transferts et des modifications de qualité induites lors de la cuisson d'un biscuit sec en continu, Thèse Génie des Procédés, Ecole Nationale Supérieure des Industries Agricoles et Alimentaires, Massy, France.

Broyart, B.and Trystram, G. (2002) Modelling heat and mass transfer during the continuous baking of biscuits, Journal of Food Engineering, 51 (2002) : 47-57. .

Bryson, A.E. and Ho, Y.C. (1975) Applied optimal control, Hemisphere Publishing Corporation, NY.

Cacace, J.E.and Mazza, G. (2003) Optimization of extraction of anthocyanins from black currants with aqueous ethanol, Journal of Food Science, 68 (1) : 240-248.

Cacik, F., Dondo, R.G. and Marques, D. (2001) Optimal control of a batch bioreactor for the production of xanthan gum, Computers & Chemical Engineering, 25 (2-3) : 409-418.

Carrasco, E.F. and Banga, J.R. (1997) Dynamic optimization of batch reactors using adaptive stochastic algorithms, Industrial and Engineering Chemistry Research, 36 (6) : 2252-2261.

Cervantes, A. and Biegler, L.T. (1999). Optimization strategies for dynamic systems. In Floudas, C. and Pardalos, P. (Eds), Encyclopedia of Optimization, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

Cervantes, A., Tonelli, S., Brandolin, A., Bandoni, A. and Biegler, L. (2000) Large-scale dynamic optimization of a low density polyethylene plant, Computers & Chemical Engineering, 24 (2-7) : 983-989.

Chalabi, Z.S., van Willigenburg, L.G. and van Straten, G. (1999) Robust optimal receding horizont control of the the thermal sterilization of canned foods, Journal of Food Engineering, 40 (3) : 207-218.

Chekhova, E., Barton, P.I. and Gorak, A. (2000) Optimal operation processes of dicrete-continuous biochemical processes, Computers & Chemical Engineering, 24 (2-7) : 1167-1173.

Chen, C.R., Ramaswamy, H.S. (2002) Modelling and optimization of variable retort temperature (VRT) thermal processing using coupled neural networks and genetic algorithms, Journal of Food Engineering, 53 (3) : 209-220.

Clarke T.L.and MacGregor J.F. (1998) Optimization to molecular-weight distribution using batch-to-batch adjustments, Industrial and Engineering Chemistry Research, 37 (9) : 3660-3669.

Cochran, W.G. and Cox, G.M. (1957) Experimental designs, 2nd ed., John Wiley and Sons, N.Y.

Collignan, A. and Raoult-Wack, A.L. (1992). Dewatering and salting of meat through immersion in concentrated solutions at low temperature. In : 38th International Congress of Meat Science and Technology. Clermont-Ferrand, France, 1186-1189.

Corne, D., Dorigo, M., & Glover, F. (1999). New ideas in optimization. New York: McGraw-Hill.

Das, I. and Dennis, J.E. (1998) Normal-boundary intersection: A new method for generating the Pareto Surface in nonlinear optimization problems. SIAM J. Optimization 8(1998), pp 631-657.

Davin, A., Cordero, J.C., Athier, G., Floquet, P., Domenech, S. and Pibouleau, L. (2001) Optimisation des paramètres du recuit simulé appliqué aux réseaux d'appareillages : Réacteurs, échangeurs de chaleur, Entropie (Paris), 37 (231) : 12-27.

de Blank, H., Hendrix, E., Litjens, M. and Van Maaren, H. (1997) On-line control and optimisation of the pelleting process of animal, Journal of the Science of Food and Agriculture, 74 (1) : 13-19.

De Ory, I., Romero, L.E. and Cantero, D. (2002) Optimum starting-up protocol of a pilot plant scale acetifier for vinegar production, Journal of Food Engineering, 52 (1) : 31-37.

Dedieu, S., Azzaro-Pantel, C., Dietz, A., Pibouleau, L. et Domenech, S. (2002) Procédures d'aide à la décision multicritère par algorithme génétique pour la conception d'ateliers discontinus de chimie fine. In : Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002), 24-25 octobre, Toulouse (France).

Desai, R. and Patil, R. (1996) SALO: Combining simulated annealing and local optimization for efficient global optimization. In Proceedings of the 9th Florida AI Research Syposim (FLAIRS-'96), Key West, FL, pp. 233-237.

Dondo, R.G.and Marques, D. (2001) Optimal control of a batch bioreactor : a study on the use of an imperfect model, Process Biochemistry, 37 (4) : 379-385.

Dong D., McAvoy T.J. and Zafiriou E. (1996) Batch-to-batch optimization using neural network models, Industrial and Engineering Chemistry Research, 35 (7) : 2269-2276.

Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A. (1996). The ant system: optimization by a colony cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, B26, 29–41.

Edgar, T. F., & Himmelblau, D. M. (1988). Optimization of chemical processes. New York: McGraw-Hill.

Esposito, W. R., & Floudas, C. A. (2000). Deterministic global optimization in nonlinear optimal control problems. Journal of Global Optimization, 17, 97–126.

Feng, J.P.and Luo, Z.J. (2000) A method for the optimal control of forging process variables using the finite element method and control theory, Journal of Materials Processing Technology, 108 (1) : 40-44.

Fikar, M., Latifi, M.A., Corriou, J.P. and Creff, Y. (2000) CVP-based optimal control of an industrial depropanizer column, Computers and Chemical Engineering, 24 (2-7) : 909-915.

Filippi, C., Bordet J., Villermaux J. and Marchal S. (1989) Batch reactor optimization by use of tendency models, Computers & Chemical Engineering, 13 (1/2) : 35-47.

Floudas, C. A. (2000). Deterministic global optimization: theory, methods, and applications. Dordrecht: Kluwer Academic.

Freire, D.N.J., Van Loey, A., Hendrickx, M. and Tobback, P. (1996) An empirical equation for the description of optimum variable retort temperature profiles that maximize surface quality retention in thermally processed foods, Journal of Food Processing and Preservation, 20 (3) 251-264.

Galvan, I.M., Isasi, P. and Zaldivar, J.M. (2001) PNNARMA model : an alternative to phenomenological models in chemical reactors, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 14 (2) : 139-154.

Gentric, C., Pla, F, Latifi, M.A. and Corriou, J.P. (1999) Optimization and non-linear control of a batch emulsion polymerization reactor, Chemical engineering journal, 75 (1) : 31-46

Georgakis, C. (1995) Modern tools of process control: the case of black, gray and white models, Entropie, 194 : 34-48.

Giessler, S., Hasebe, S. and Hashimoto, I. (2001) Optimization aspects for reactive batch distillation, Journal of Chemical Engineering of Japan, 34 (3) : 312-318.

Gill, P.E., Murray, W. and Wright, M.H. (1981). Practical optimization, Academic Press, London, 401 pp.

Goldberg, D.E. (1989) Genetic algorithms in search, optimization and machine learning, Ed. Addison Wesley, N.Y., 412 pp.

Gupta, R., Shishodia, K.S. and Sekhon, G.S. (2001) Optimization of grinding process parameters using enumeration method, Journal of Materials Processing Technology, 112 (1) : 63-67.

Gupta, R.R.and Gupta, S.K. (1999) Multiobjective optimization of an industrial nylon-6 semibatch reactor system using genetic algorithm, Journal of Applied Polymer Science, 73 (5) : 729-739.

Hanke, M. and Li, P. (2000) Simulated annealing for the optimization of batch distillation processes, Computers & Chemical Engineering, 24 (1) : 1-8.

Heiniö, R.L.and Ahvenainen, R. (2002) Monitoring of taints related to printed solid boards with an electronic nose, Food Additives and Contaminants, 19 : 209-220.

Heyd, B. and Bardot, C.I. (1997) Hedonic optimisation of a formulated beverage by simplex algorithm, Sciences des Aliments, 17 (4) : 409-416.

Heyen, G. et Gerkens, C. (2002) Application d'algorithmes génétiques à la synthèse de systèmes de mesures redondants. In : Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002), 24-25 octobre, Toulouse (France).

Huang, Y. and Lu, W.M. (1996) Nonlinear optimal control: Alternatives to Hamilton-Jacobi equation. Proceedings of the 35th IEEE Conference on Decision and Control, Kobe, Japan, Decembre 1996, pp. 3942-3947.

Issanchou, S., Cabassud, M. et Cognet, P. (2002) Stratégies expérimentales pour l'estimation précise des paramètres de modèles cinétiques en milieu hétérogène. In : Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002), 24-25 octobre, Toulouse (France).

Jayaraman, V. K., Kulkarni, B. D., & Shelokar, P. (2000). Ant colony framework for optimal design and scheduling of batch plants. Computers & Chemical Engineering, 24, 1901.

Juselius, C. (1989) A topographical method for global optimization, Master thesis, Abo Akademi (In Swedish).

Khuri, A.I. and Cornell, J.A. (1987) Response surfaces. Marcel Dekker, New York.

Kiranoudis C.T.and Markatos N.C. (2000) Pareto design of conveyor-belt dryers, Journal of Food Engineering, 46 : 145-155.

Kirk, D. (1970) Optimal control theory : An introduction, Prentice-Hall.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. and Vecchi, M.P. (1983) Optimization by Simulated Annealing, Since, 220:671-680.

Kookos, I.K.and Perkins, J.D. (2001) An algorithm for simultaneous process design and control, Industrial and Engineering Chemistry Research, 40 (19) : 4079-4088.

Krothapally, M. (1999) Experimental implementation of an on-line optimization scheme to batch PMMA synthesis, ISA Transactions, 38 (2) : 185-198.

Lang, Y.D., Cervantes, A.M., Biegler, L.T. (1999) Dynamic optimization of a batch cooling crystallization process, Industrial and Engineering Chemistry Research, 38 (4) : 1469-1477.

Lee M.H., Han, C. and Chang K.S. (1999a) Dynamic optimization of a continuous polymer reactor using a modified differential evolution algorithm, Industrial and Engineering Chemistry Research, 38 (12) : 4825-4831.

Lee, J.H., Kanng, J.H. and Min, D.B. (2003) Optimization of solid-phase microextraction for the analysis of the headspace volatile compounds in Kimchi, a traditional Korean fermented vegetable product, Journal of Food Science, 68 (3) : 844-848.

Lee, J.H., Lee, I.Y., Kim, M.K. and Park, Y.H. (1999b) Optimal pH control of batch processes for production of curdlan by Agrobacterium species, Journal of Industrial Micorbiology Biotechnology, 23 : 143-148.

Lee, T.H., Adams, G.E. and Gaines, W.M. (1968) Computer process control : Modeling and optimization, Ed. John Wiley and Sons, N.Y., 368 pp.

Lee, Y.G.and Malone, M.F. (2001) Batch process schedule optimization under parameter volatility, International Journal of Production Research, 39 (4) : 603-623.

Leineweber, D. B. (1999). Efficient reduced SQP methods for the optimization of chemical processes described by large sparse DAE models. Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 3 Nr. 613 (ISBN 3-18-361303-4. Düsseldorf: VDI Verlag GmbH. University of Heidelberg, Heidelberg, Germany.

Leineweber, D.B. Bauer, I., Bock, H.G. and Schlöder, J.P. (2003). An efficient multiple shooting based reduced SQP strategy for large-scale dynamic process optimization. Part 1: Theorical aspects. Computers and Chemical Engineering 27 (2003) 157-166.

Levy, A.V. and Gomez, S. (1984) The tunneling method applied to global optimization, In Boggs, P.T. et al, Numerical optimization 1984, SIAM Publications, Philadelphia, 213-244 pp.

Levy, A.V. and Moltalvo, A. (1985) The tunneling algorithm for the global minimization of functions, SIAM J. Sci. Stat. Comput. 6 : 15-29.

Lim, Y.I., Floquet, P. and Joulia, X. (2001) Efficient implementation of the normal boundary intersection (NBI) method on multiobjective optimization problems, Industrial and Engineering Chemistry Research, 40 (2) : 648-655.

Lin, X.and Floudas, C.A. (2001) Design, synthesis and scheduling of multipurpose batch plants via an effective continuous-time formulation, Computers & Chemical Engineering, 25 (4-6) : 665-674.

Lipnizki, F., Olsson, J. and Trägardh, G. (2002) Scale-up of pervaporation for the recovery of natural aroma compounds in the food industry: Part 2: optimisation and integration, Journal of Food Engineering, 54 (3) : 197-205.

Luus, R., Okongwu, O.N. and Casamatta, G. (1999) Towards practical optimal control of batch reactors, Chemical Engineering Journal, 75 (1) : 1-9.

Mali, S., silva, R.A.S., Grossmann, M.V.E., Silva, R.S.F, and Borsato, D. (2001) Optimization of the production of acetylated distarch adipates using the novel software 'MULTIPLEX', International Journal of Food Science and Technology, 36 (6) : 641-647.

Manley, D. (1991) Technology of biscuits, crackers and cookies, 2 ed, Ed. Ellis Horwood Series in Food Science and Technology, Chinchester, 476 Pp.

Manousiouthakis, V. and Chmielewski, D.J. (2002) On constrained infinite-time non linear optimal control, Chemical Engineering Science 57 (1) : 105-114.

Massebeuf, S. (2000) Optimisation multicritère des procédés discontinus d'homopolymérisation et de copolymérisation en émulsion, Thèse ENSIC-INPL, Nancy, France, 260 Pp.

Matsuura, K., Shiba, H., Hirotsune, M. and Hamachi, M. (1995) Optimizing control of sensory evaluation in the sake mashing process by decentralized learning of fuzzy inferences using a genetic algorithm, Journal of Fermentation and Bioengineering, 80 (3) : 251-258.

Matyas, J. (1965) Random optimization, Automation and Remote Control, 26 : 246-253.

Mehta, R.K.C., Devalkar, S.K. and Narasimhan, S. (2001) An optimization approach for evolutionary synthesis of heat exchanger networks, Chemical Engineering Research & Design, 79 (A2) : 143-150.

Mekarapiruk, W.and Luus, R. (2000) Optimal control by iterative dynamic programming with deterministic and random candidates for control, Industrial and Engineering Chemistry Research, 39 : 84-91.

Mitra, K., Deb, K and Gupta S.K. (1998) Multiobjective dynamic optimization of an industrial nylon 6 semibatch reactor using genetic algorithm, Journal of Applied Polymer Science, 69 (1) : 69-87.

Montastruc, L., Azzaro-Pantel, C., Biscans, B., Davin, A., Pibouleau, L., Domenech, S. (2003) A global optimization technique for solid-liquid equilibrium calculation : application to calcium phosphate precipitation, submitted to AIChE Journal.

Morimoto, T., Baerdemaeker, J. and Hashimoto, Y. (1997a) An intelligent approach for optimal control of fruit-storage process using neural networks and genetic algorithms, Computers and Electronics in Agriculture, 18 (2-3) : 205-224.

Morimoto, T., Purwanto, W., Suzuki, J. and Hashimoto, Y. (1997b) Optimization of heat treatment for fruit during storage using neural networks and genetic algorithms, Computers and Electronics in Agriculture, 19 (1) : 87-101.

Muniglia, L., Kiss, L.N., Zaras, K., Fonteix, C. et Marc, I. (2002) Plans d'expériences optimaux multicritères appliqués à l'étude de l'influence de quatre facteurs d'action d'un procédé. In :

Colloque des Systèmes d'information, modélisation, optimisation et commande en génie des procédés (SIMO 2002), 24-25 octobre, Toulouse (France).

Nahor, H.B., Scheerlinck, N., Verniest, R., de Baerdemaeker, J. and Nicolaï, B.M. (2001) Optimal experimental design for the parameter estimation of conduction heated foods, Journal of Food Engineering, 48 (2) : 109-119.

Nandi, S., Ghosh, S., Tambe, S.S. and Kulkarni, B.D. (2001) Artificial neural-network-assisted stochastic process optimization strategies, AIChE Journal, 47 (1) : 126-141.

Nedler, J.A. and Mead, R. (1965) A simplex method for function minimization, Computer Journal, 7 : 308-313.

Nicol, M., Hernier, M., Hildebrant, D. and Glasser, D (2001) The attainable region and process synthesis: Reaction systems with external cooling and heating - The effect of relative costo of reactor volume to heat exchange area on the optimal process layout, Chemical Engineering Science, 56 (1) : 173-191.

Nicolaï, B. M., Scheerlinck, N., & DeBaerdemaeker, J. (2000). Stochastic perturbation analysis of thermal food processes with random field parameters. Transactions — American Society ofAgricultural Engineers, 43, 131.

Norkin, V.I., Pflug, G. C. and Ruszczynski, A. (1996) A branch and bound method for stochastic global optimization. Working Paper: WP-96-xxx, IIASA, Austria, 29 pp.

Noronha, J., Hendickx, M., Suys, J. and Tobback, P. (1993) Optimization of surface quality retention during the thermal processing of conduction heated foods using variable temperature retort profiles, Journal of Food Processing and Preservation, 17 (2) : 75-91.

Omar, F.and de Silva, C.W. (2000) The application of portion control optimization in an automated can-filling process, Journal of Food Process Engineering, 23 (2) 101-125.

Orcun, S., Altinel, I.K. and Hortacsu, O. (2001) General continuous time models for production planning and scheduling of batch processing plants, mixed integer linear program formulations and computational issues, Computers & Chemical Engineering, 25 (2-3) : 371-389.

Pahor, B., Zravanja, Z. and Bedenik, N.I. (2001) Synthesis of reactor networks in overall process flowsheets within the multilevel MINLP approach, Computers & Chemical Engineering, 25 (4-6) : 765-774.

Park, H., Bok, J.K. and Park, S. (2001) Scheduling of refinery processes with optimal control approach, Journal of Chemical Engineering of Japan, 34 (3) : 411-422.

Perrot, N., Me, L., Trystram, G., Trichard, J.M. and Decloux, M. (1998) Optimal control of the microfiltration of sugar product using a controller combining fuzzy and genetic approaches, Fuzzy Sets and Systems, 94 (3) : 309-322.

Poligné, I. (2001). Etude des transferts et des mécanismes réactionnels lors du salage, séchage, cuisson et fumage de pièces de viande – Cas du porc boucané à La Réunion, Thèse de Doctorat, Universitéde la Réunion, France, 211 p.

Poligné, I., Broyart, B., Trystram, G., and Collignan, A. (2002). Prediction of mass-transfer kinetics and product quality changes during a Dehydration-Impregnation-Soaking process using artificial neural networks. Application to pork curing. Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie, 35, 748-756.

Pontryagin, V., Boltyanskii, V., Gamkrelidge, R., & Mishchenko, E. (1962). The mathematical theory of optimal processes. New York: Interscience Publishers Inc.

Pushpavanam, S. R., Rao, S. and Khan, I. (1999) Optimization of a biochemical fed-batch reactor using sequential quadratic programming, Industrial and Engineering Chemistry Research, 38 (5) : 1998-2004.

Qi, R.H.and Henson, M.A. (2000) Membrane system design for multicomponent gas mixtures via mixed-integer nonlinear programming, Computers & Chemical Engineering, 24 (12) : 2719-2737.

Rahman, A.K.M.S. and Palanki, S. (1996) On-line optimization of batch processes with nonlinear manipulated input, Chemical Engineering Science 51 (3) : 449-459.

Rastrigin, L.A. and Rubinstein, Y. (1969) The comparison of random search and stochastic approximation while solving the problem of optimization, Automatic Control, 2 : 23-29.

Ravi, G., Gupta, S.K. and Ray, M.B. (2000) Multiobjective optimization of cyclone separators using genetic algorithm, Industrial and Engineering Chemistry Research, 39 (11) : 4272-4286.

Reklaitis, G. V., Ravindran, A., & Ragsdel, K. M. (1983). Engineering optimization: methods and applications. New York: Wiley.

Romero, C., Brenes, M., Garcia, P. and Garrido, A. (2000) Optimization of simulated ripe olive darkening in precence of manganese, Journal of Food Science, 65 (2) : 254-258.

Ruiz del Castillo, M.L., Flores, G. Herraiz, M. and Blanch, G.P. (2003) Solid-phase microextractions for studies on the enantiomeric composition of filbertone in hazelnut oils, Journal of Agricultural and Food Chemistry, 51 (9) : 2496-2500.

Ryu, J.H., Lee, H.K. and Lee, I.B. (2001) Optimal scheduling for a multiproduct batch process with minimization of penalty on due date period, Industrial and Engineering Chemistry Research, 40 (1) : 228-233.

Sanchez, H.D., Osella, C.A. and de la Torre, M.A. (2002) Optimization of gluten-free bread prepared from cornstarch, rice flour and cassava starch, Journal of Food Science, 67 (1) : 416-419.

Scannell, A.G.M., Kenneally, P.M., McCarthy, D., Schwarz, G. and Arendt, E.K. (2002) Optimisation of fermentation conditions for the production of a novel cooked fermented ham product, European Food Research and Technology, 215 (3) :183-188.

Schenker, B.and Agarwal, M. (2000) Online-optimized feed switching in semi-batch reactors using semi-empirical dynamic models, Control Engineering Practice, 8 (12) : 1393-1403.

Seferlis, P.and Grievink, J. (2001) Process design and control structure screening based on economic and static controllability criteria, Computers & Chemical Engineering, 25 (1) 177-188.

Shioya, S., Shimizu, K and Yoshida, T. (1999) Knowledge-based design and operation of bioprocess systemsc, Journal of Bioscience and Bioengineering, 87 (3) : 261-266.

Silva, R.G., Cruz, A.J.G., Hokka, C.O., Giordano, R.L.C. and Giordano R.C. (2000) A hybrid feedforward neural network model for the cephalosporin C production process, Brazilian Journal of Chemical Engineering, 17 (4-7) : 587-597.

Simeonov, S.and Simeonovova, J. (2002) Simulation scheduling in food industry application, Czech Journal of Food Sciences, 20 (1) : 31-37.

Singer, A. B., Bok, J. K., & Barton, P. I. (2001). Convex underestimators for variational and optimal control problems. Computer Aided Chemical Engineering, 9, 767–772.

Smaïli, F., Angadi, D.K., Hatch, C.M., Hebert, O., Vassiliadis, V.S. and Wilsond, D.I. (1999) Optimization of scheduling of cleaning in heat exchanger networks subject to fouling: Sugar industry case study, Food and Bioproducts Processing, 77 (2) : 159-164.

Spendley, W., Hext, G.R. and Himsworth, F.R. (1962) Sequential application of simplex designs in optimization and evolutionary design, Technometrics, 4 : 441-461.

Sridhar, B.S.and Sathyendra, R.B.V. (1993) Optimal design of a rotary cutter by Lagrangian Multipliers for the continuous production of Indian unleavened flat bread, Journal of Food Process Engineering, 16 (2) : 79-92.

Stigter, J.D., Scheerkinck, N., Nicolaï, B. and Van Impe, J.F. (2001) Optimal heating strategies for a convection oven, Journal of Food Engineering, 48 (4) : 335-344.

Tammisola, J., Ojamo, H. and Kauppinen, V. (1993) Multigradient method for optimisation of slow biotechnological processes, Biotechnology and Bioengineering, 42 : 1301-1310.

Terajima, Y.and Nonaka, Y. (1996) Retort temperature profile for optimum quality during conduction-heating of foods in retortable pouches, Journal of Food Science, 61 (4) :.

Terwiesch, P.and Agarwal, M. (1994) On line correction of pre-optimized input profiles for batch reactors, Computers & Chemical Engineering, 18 (suppl) : S433-S437.

Trelea, I.C. (1997b) Contribution à la commande prédictive optimale sous contraintes des procédés discontinus non linéaires, Thèse ENSIA, Massy, France, 202 Pp.

Trelea, I.C., Alvarez, G. and Trysstram, G. (1998) Non linear predictive optimal control of a batch refrigeration process, Journal of Food Process Engineering, 21 : 1-32.

Trelea, I.C., Trystram, G. and Courtois, F. (1997a) Optimal constrained non-linear control of batch processes: application to corn drying, Journal of Food Engineering, 31 (4) : 403-421.

Trystram, G. (2002) Automatisme et procédés industriels agroalimentaires, Dans les Techniques de l'Ingénieur, F 1290, Paris, 23 Pp.

van Laarhoven, P.J.M. and Aarts, E.H.L. (1988) Simulated annealing : Theory and applications. In Mathematics and its applications. Dordrecht : D. Reidel.

Vassiliadis, C.G.and Pistikopoulos, E.N. (2001) Maintenance scheduling and process optimization under uncertainty, Computers & Chemical Engineering, 25 (2-3) : 217-236.

Versyck, K.J., Bernaerts, K., Geeraerd, A.H. and Van Impe, J.F. (1999) Introducing optimal experimental design in predictive modeling: a motivating example. International Journal of Food Microbilogy, 51 (1) : 39-51.

Wang, C., Quan, H. and Xu, X. (1999) Optimal design of multiproduct batch chemical processes using tabu search, Computers & Chemical Engineering, 23 (3) : 427-437.

Westrich, B.J., Buzzard, I.M., Gatewood, L.C. and McGovern, P.G. (1994) Accurancy and efficiency of estimating nutrient values in commercial food products using mathematical optimization, Journal of Food Composition and Analysis, 7 (4) : 223-239.

Weuster, B.D. (2000) Experimental design for fermentation media development : statistical design or global random search?, Journal of Bioscience and Bioengineering, 90 (5) : 473-483.

Wieske, T. (1977) The economic optimisation of the quality of margarine by linear programming. In '7th European Symposium' of European Federation of Chemical Engineering Food Working Party (Food Product / Process Selection Symposium), Proceedings, 214-224.

Wilson, S.and Manousiouthakis (2000) IDEAS approach to process network synthesis : Application to multicomponent MEN, AIChE Journal, 46 (12) 2408-2416.

Wozny G.and Li P. (2000) Planning and optimization of dynamic plant operation, Applied thermal Engineering, 20 (15-16) : 1393-1407.

Zhang, J.and Zhu, X.X. (2000) Simultaneous optimization approach for heat exchanger network retrofit with process changes, Industrial and Engineering Chemistry Research, 39 (12) 4963-4973.

Zhao, W., Chen, D. et Hu S (2000) Optimizing operating conditions based on ANN and modified Gas, Computers & Chemical Engineering, 24 : 61-65.

Zorrilla, S.E., Banga, J.R. and Singh, R.P. (2003) Dynamic optimization of double-sided cooking of meat patties, Journal of Food Engineering, 58 (2) : 173-182.

Zuo K.and Wu W.T. (2000) Semi-realtime optimization and control of a fed-batch fermentation system, Computers & Chemical Engineering, 24 (2-7) : 1105-1109.

Annexe 1

Optimisation d'un procédé discontinu de séchage de riz par algorithme génétique

Cette étude a été menée, pour l'optimisation d'un procédé discontinu de séchage du riz (chapitre 3), afin de justifier l'utilisation de la méthode de programmation quadratique séquentielle (SQP) lors de l'obtention de la frontière de Pareto.

L'optimisation a été réalisée en utilisant une autre méthode (l'algorithme génétique). L'ensemble des résultats sont présentés dans la figure A1-1. Chaque point correspond au compromis qualité-durée d'une opération optimale. On peut observer que les résultats obtenus par SQP sont meilleurs (qualité du grain supérieure) que ceux de l'algorithme génétique. Pour ce type de problème (convexe, continu et dérivable), la méthode SQP est plus adéquate : Il est évident que l'algorithme génétique a des difficultés à converger vers une seule solution, tel qu'il l'est montré dans la figure pour les opérations de durée comprise entre 1,5 et 4 h.

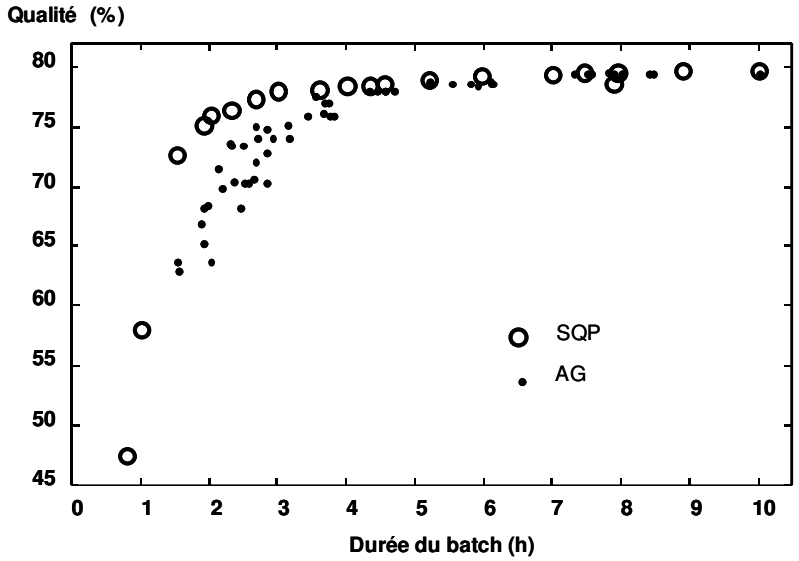


Figure A1-1. Opérations qui optimisent la qualité du riz à différentes durées du batch. Calculées par (•) l'algorithme génétique (•) et par SQP (o).

Annexe 2

Mise en œuvre des trajectoires optimales de conduite pour le séchage du riz

La mise en œuvre des trajectoires optimales est possible grâce à la conformation de l'équipement : tel qu'il est montré dans la figure 3.1 (chapitre 3), la température et l'humidité relative de l'air sont contrôlées en amont du séchoir par des régulateurs PID. Les trajectoires optimales pour des opérations à différentes durées sont illustrées dans la figure 3.10 (a, b) du chapitre 3. L'application des consignes de température ne pose pas, *a priori*, de problème. Néanmoins, la faisabilité de la poursuite de l'humidité relative de l'air n'est pas évidente car l'humidité relative dépend aussi de la température. Nous avons donc calculé les trajectoires d'humidité absolue correspondantes, celles-ci sont montrées dans la figure A2-1.

A partir d'une température de 20°C et d'une humidité relative de 68% (10 g $_{eau}$ / Kg $_{air\ sec}$), il est nécessaire d'ajouter de la vapeur d'eau à l'air pour atteindre l'humidité optimale tout le long de l'opération. Néanmoins, le recyclage de l'air de séchage est possible au moins pendant le premier tiers de l'opération, période où l'humidité doit augmenter tel qu'il est montré sur la figure A2-1.

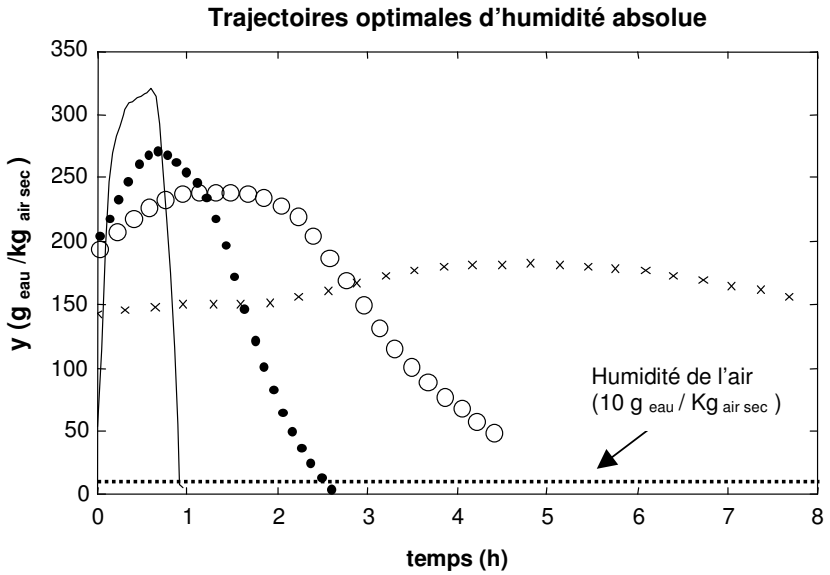


Figure A2-1. Trajectoires optimales (à différentes durées d'opération) d'humidité absolue de l'air de séchage

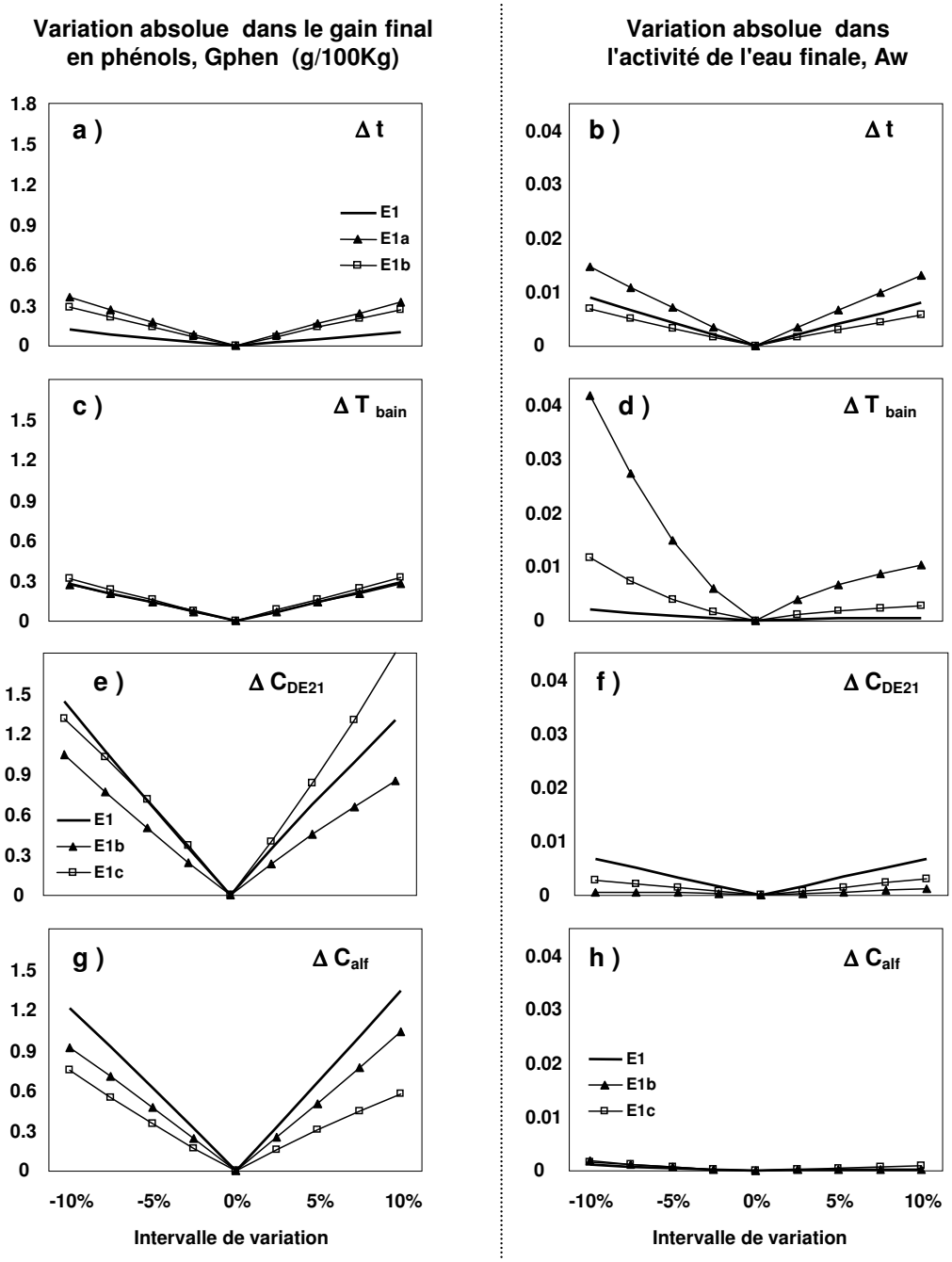


Figure A3-1. Sensibilité de E1, E1b et E1b, pour de changements des conditions opératoires de +/- 10% (de la variation possible dans le domaine de validité du modèle)

Annexe 3

Optimisation de la production de boucané : minimisation de la sensibilité de l'opération aux variations de l'état initial et des conditions opératoires

Cette annexe comporte l'étude de robustesse des opérations minimisant le temps et la minimisation de la sensibilité du procédé d'immersion (un bain en conditions constantes), pour la production de boucané.

1 Robustesse des opérations minimisant le temps

La figure A3-1 analyse la sensibilité des opérations minimisant le temps (essais E1, E1a et E1b) aux variations des conditions opératoires. On peut remarquer que le gain en phénols est plus sensible que l'activité de l'eau (Aw) aux variations dans les paramètres. Les effets les plus importants sur le gain en phénols surviennent lors des changements des concentrations de sucre et d'arôme dans la solution d'immersion (figure A3-1 e, g). En revanche, l'Activité de l'eau est plus sensible aux variations de température et de durée de l'opération (figure A3-1 b,d). Ce constat est en accord avec les résultats expérimentaux obtenus par I. Poligné (2001).

Les opérations optimales sont aussi sensibles aux variations de la matière première. De ce fait, nous avons réalisé une étude supplémentaire afin de trouver les conditions opératoires qui minimisent ces sensibilités.

2 Minimisation de la sensibilité de l'opération

Le critère d'optimisation pour minimiser la sensibilité aux variations de la matière première est le suivant :

$$J_3 = \sum_i \sum_j \left(A_{ij} \frac{\Delta Y(tF)_i}{\Delta Xo_j} \right)^2 \qquad [1]$$

$$A_{ij} = \frac{\Delta_{\max} Y(tF)_i}{\Delta_{\max} Xo_j} = \frac{Y(tF)_{i\max} - Y(tF)_{i\min}}{Xo_{j\max} - Xo_{i\min}} \qquad [2]$$

La perte d'eau (WL_o), le gain en sel (SG_o) et l'activité d'eau (Aw_o) initiales, sont les paramètres susceptibles de varier. Le critère sous forme de la somme des différences carrées est utilisé pour considérer toute variation (positive ou négative), ainsi que pour pénaliser de manière plus importante les grands écarts.

Les coefficients de pondération A_{ij} sont définis par l'expression [2]. Cette expression est utilisée afin de normaliser la variation de chaque variable par rapport à sa variation maximale possible ($\Delta_{\max}$). Ainsi, chaque élément de la somme [1] est comparable.

De manière semblable, le critère pour minimiser la sensibilité aux variations des conditions opératoires est :

$$J_4 = \sum_i \left(A_{ik} \frac{\Delta Y(tF)_i}{\Delta U_k} \right)^2 \qquad [3]$$

$$A_{ik} = \frac{\Delta_{\max} Y(tF)_i}{\Delta_{\max} U_k} = \frac{Y(tF)_{i\max} - Y(tF)_{i\min}}{U_{k\max} - U_{k\min}} \qquad [4]$$

A la différence du critère précédent, J_4 calcule la somme du carré des écarts aux variables cibles lorsqu'une seule condition opératoire varie.

La variation des conditions opératoires est de 5% de l'intervalle de validité du modèle, alors que la variation de l'état initial utilisé est proche de celle trouvée expérimentalement. Les conditions d'optimisation sont résumées dans le tableau A3-1.

Tableau A3-1. Conditions d'optimisation pour la minimisation de la sensibilité de l'opération.

Conditions d'optimisation	***Paramètres***	***Valeur***
Etat initial du produit X_o	WL (0)	0 g/100 g
	SG (0)	0 g/100 g
	S (0)	0 g/100 g
	Gphen (0)	0 g/100 kg
	Aw (0)	0.986 Pa/Pa
	pH (0)	5.98
Bornes des conditions opératoires	$[tF_{min} , tF_{max}]$	[1 , 48 h]
	$[T_{min} , T_{max}]$	[10 , 60 °C]
	$[C_{DE21\ min} , C_{DE21\ max}]$	[0 , 0.65 kg/kg]
	$[C_{alf\ min} , C_{alf\ max}]$	[7.5 , 42 ml/kg]
Valeurs cibles *Y (tF)*	Aw (tF)	0.83
	Gphen (tF)	5 g/100kg
Intervalles de variation ΔU	Δ tF	+/- 1 h
	Δ T	+/- 2 °C
	ΔC_{DE21}	+/- 0.0325 kg/kg
	ΔC_{alf}	+/- 1.75 ml/kg
Intervalles de variation ΔX_o	ΔAw_o	1 à 0.9
	ΔWL_o	0 à 10%
	ΔSG_o	0 à 6%

La figure A3-2 montre le résumé des résultats de l'étude de sensibilité. Les opérations E5 à E9 minimisent respectivement la sensibilité à l'état initial, à la durée, à la température, à la concentration du sucre et à la concentration en arôme. Le graphique présente les valeurs réduites (par rapport à la valeur maximale trouvée pour chaque paramètre) de chaque essai. La zone foncée correspond aux conditions opératoires, tandis que la zone claire présente les valeurs de l'état final.

Le minimum de sensibilité aux variations de la matière première, de la durée d'opération et de la température, survient lors de la plus longue durée et à des températures basses (essais E5, E6 et E7). Dans ces conditions, les cinétiques des variables cibles sont ralenties. Leur vitesse instantanée de variation, en fin d'opération, est égale à zéro.

Quant aux opérations les moins sensibles à la concentration de sucres, E8, et à la concentration de l'arôme liquide, E9, l'optimum est atteint respectivement, à la plus haute concentration de sucre, et à la plus basse concentration d'arôme. Dans ces conditions, la cinétique de gain en phénol est très lente, les déviations provoquées par la variation de ces conditions sont donc moins importantes. La durée de ces opérations est inférieure à celle des essais précédents (E5 et E7).

Sur la partie claire du graphique on peut remarquer que toutes les opérations atteignent les cibles. Deux des opérations s'opposent : L'E9 à basse concentration et L'E8 à haute concentration de glucose. Le gradient de solutés entre la viande et la solution d'immersion est plus important pour l'opération E8, cela implique une perte en eau supérieure. Au niveau de la couche limite (viande-solution), la présence de plus de molécules de sucre empêche la diffusion de l'arôme et du sel. Ainsi, pour l'opération E8, le gain en sel est inférieur, et pour atteindre la cible de phénols, on doit augmenter la concentration d'arôme. Lorsqu'on diminue la concentration du sucre on peut se permettre d'utiliser de basses concentrations d'arôme (E9).

Tous ces résultats nous permettent de déduire que, parmi les conditions opératoires, la concentration de glucose est celle qui influence le plus les phénomènes de transport. On confirme ici

un résultat établi par Collignan et Wack (1992). En agissant sur ces mécanismes, elle est responsable, en outre, du caractère multimodal du problème d'optimisation.

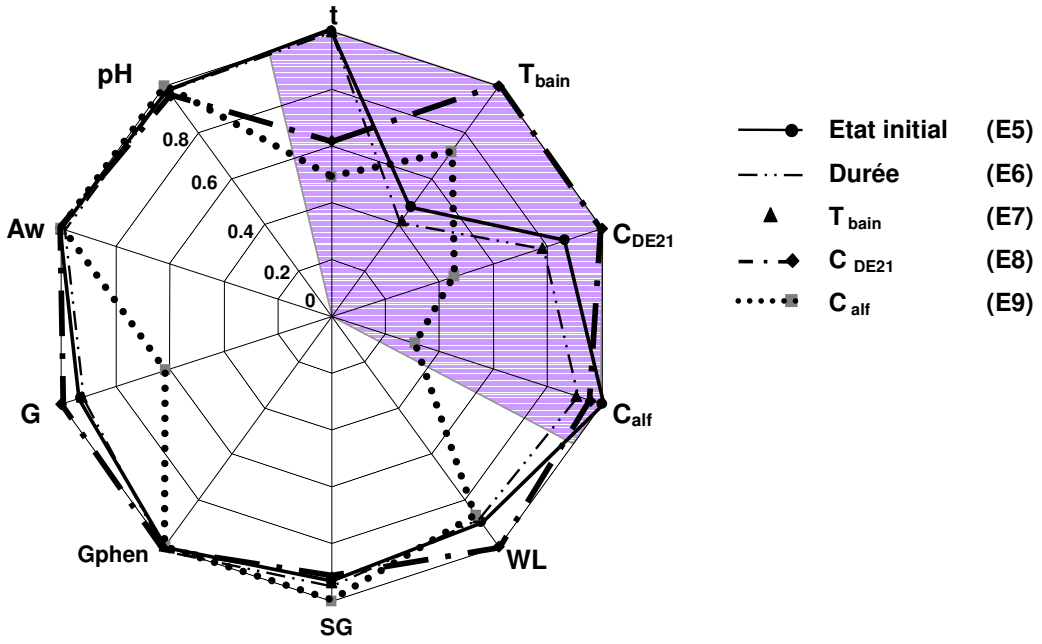


Figure A3-2. Graphique comparatif des opérations optimales qui minimisent la sensibilité des variables cibles (E5 – E9).
La zone sombre montre les conditions opératoires et la zone claire l'état final résultant.
Les valeurs ont été réduites (par rapport à la valeur maximale) pour les rendre comparables.

Le tableau A3-2 nous montre le résumé des critères obtenus pour chaque opération optimale. La valeur du critère a été réduite (0 = valeur minimale et 1 = valeur maximale), pour les rendre comparables. Sur la base de ce tableau, la minimisation de la sensibilité à une condition provoque l'augmentation de la sensibilité à d'autres conditions opératoires. L'opération minimisant la sensibilité à l'état initial (E5), est très sensible à la concentration de glucose, alors que l'opération minimisant la sensibilité (E8) à la concentration de glucose est très sensible à l'état initial, à la température et à la concentration d'arôme, et ainsi de suite. Au total, les opérations minimisant le temps et le rendement (E1 et E2) sont les plus adéquates : elles présentent une sensibilité moyenne à toutes les conditions.

Tableau A3-2. Valeurs réduites de tous les critères d'optimisation utilisés.
Résultats obtenus pour la configuration à un seul bain

	durée	- Rendement	Sensibilité à					Total
			Xo	durée	T_{bain}	C_{DE21}	C_{alf}	
E1	0	0.063	0.750	0.910	0	0.248	0	1.972
E2	0.022	0	0.648	0.710	0.014	0.285	0.039	1.718
E5	1	0.396	0	0.002	0.044	1	0.887	3.329
E6	1	0.296	0.004	0	0.035	0.999	0.805	3.139
E7	1	0.297	0.004	0	0.035	0.988	0.794	3.117
E8	0.258	1	1	0.297	1	0	1	4.555
E9	0.013	0.198	0.789	1	0.001	0.266	0.006	2.273

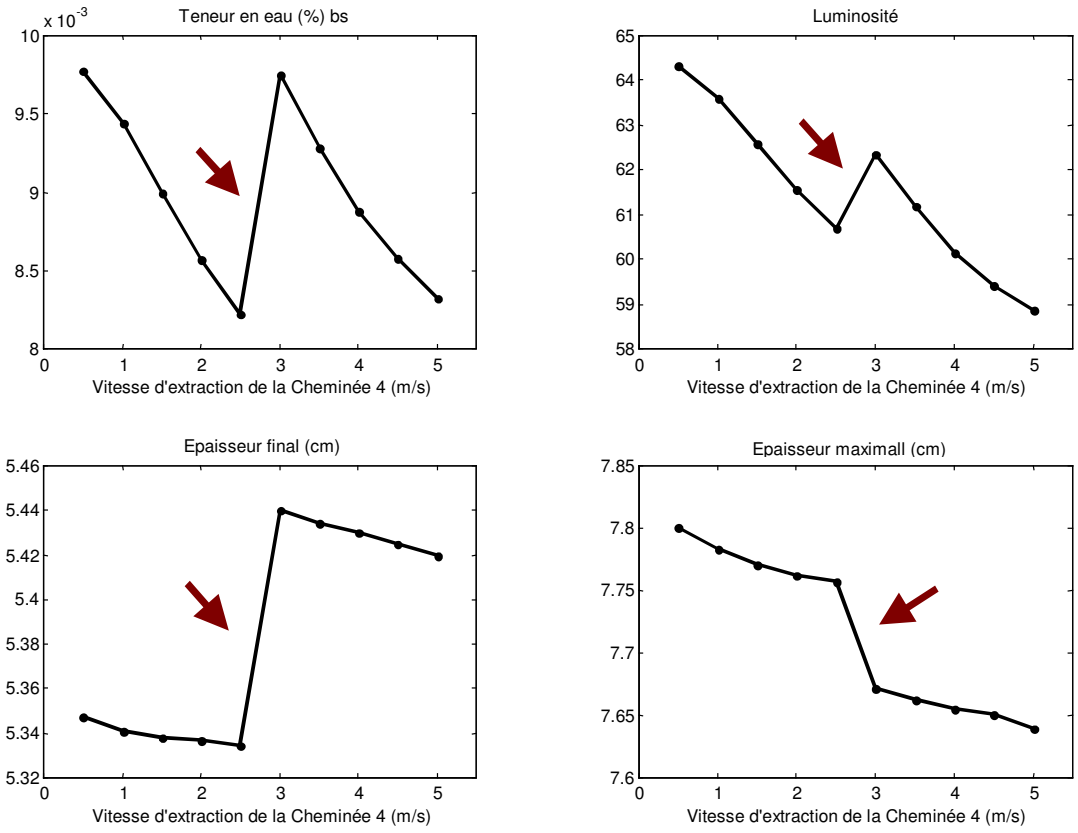


Figure A4-1. Evolution des variables cibles en fonction de la vitesse d'extraction de la cheminée 4. Présence des discontinuités

Annexe 4

Présence des discontinuités dans le problème d'optimisation de la cuisson de biscuits

La figure A4-1 met en évidence la présence de discontinuités dans les variables d'état, causées par la variation d'une des conditions opératoires. Pour cet exemple, la cheminée de confluence bascule de la deuxième à la quatrième cheminée, si la vitesse d'extraction de cette dernière varie de 2.5 à 3 m/s. Ce qui provoque, à l'intérieur de la chambre de cuisson, un changement des profils d'écoulement co-courant et contre-courant de l'air, illustrés par la figure A4-2. La présence de ces discontinuités justifie l'utilisation de l'algorithme génétique pour la recherche globale des solutions.

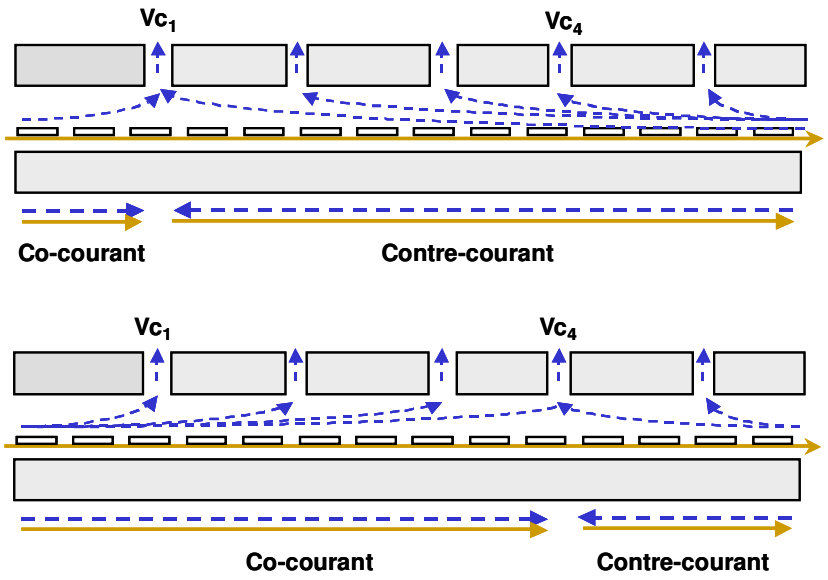


Figure A4-2. Changement du régime d'écoulement de l'air causé par la variation de la vitesse d'extraction de la cheminée 4 : vitesses inférieures à 2.5 m/s (diagramme supérieur) et celles supérieures à 3 m/s (diagramme inférieur).

Annexe 5

Etudes relatives à l'épaisseur maximale comme indicateur de texture des biscuits

En dehors des critères établis dans le chapitre 5, pour l'optimisation de la cuisson de biscuits, nous avons réalisé des études additionnelles pour justifier l'utilisation de l'épaisseur maximale comme indicateur de texture

A cet effet, pour des opérations à vitesse de tapis fixe, les critères suivants sont définis :

$$\min J_{A1} = \left(Y_c - Y\right)^2 \qquad [1]$$

$$\min J_{A2} = \left(e^*_{m\ c} - e_m\right)^2 \qquad [2]$$

$$\min J_{A3} = e_m \qquad [3]$$

Le premier critère, J_{A1}, nous a permis de mettre en évidence la diversité des consignes de conduite qui donnent des produits à qualité conforme.

Le deuxième, J_{A2}, a été conçu pour étudier le comportement du système si l'opération est contrainte d'atteindre différentes épaisseurs maximales, $e^*_{m\ cible}$, pour des opérations ayant la même vitesse de tapis.

Le critère suivant, J_{A3}, a servi pour calculer le gonflement maximal que peut subir le pâton à une vitesse déterminée du tapis. La nomenclature est donnée dans le tableau 5.1 (chapitre 5)

Nous avons suivi la méthodologie de résolution présentée dans le chapitre 5.

1 L'épaisseur maximale comme indicateur de texture

En plus des cibles communément utilisées dans le procédé industriel, nous avons retenu l'utilisation de l'épaisseur maximale comme indicateur de texture. La valeur cible est fixée à 7.5 mm, cette valeur correspond à l'épaisseur maximale trouvée lors de l'opération de référence.

L'étude de ce critère et de la conduite qui permet son obtention inclut l'analyse des points de fonctionnement à durée fixe qui optimisent les critères J_{A1}, J_{A2}, et J_{A3}. Pour simplifier la discussion, seules les solutions ayant le même temps de cuisson que l'opération de référence (t_f = 8.3 min) sont présentées; néanmoins, le même comportement à été trouvé pour d'autres vitesses du tapis.

1.1 Diversité des points de fonctionnement donnant des produits de qualité conforme

L'optimisation réalisée avec le critère J_{A1} nous a permis d'obtenir diverses opérations qui produisent des biscuits de qualité semblable. La dynamique de deux de ces opérations (A1a et A1b) ainsi que celle de l'opération de référence (S), sont illustrées dans la figure A5-1. L'intérêt de cette figure est de montrer que différentes conditions dans le four peuvent produire les mêmes caractéristiques de qualité dans le produit.

1.1.1 Evolution des variables de qualité

Sur la figure A5-1 (a, b, c), on peut observer trois parcours différents que peuvent suivre les variables de qualité, tout en atteignant les cibles. Ces cinétiques sont le résultat des conditions de l'air à l'intérieur de la chambre de cuisson, et du flux énergétique fourni au biscuit (figure A5-1e, f, g, h). Lorsque ces opérations sont réalisées à la même vitesse du tapis, on peut utiliser indifféremment, en abscisses, le temps ou la position dans le four.

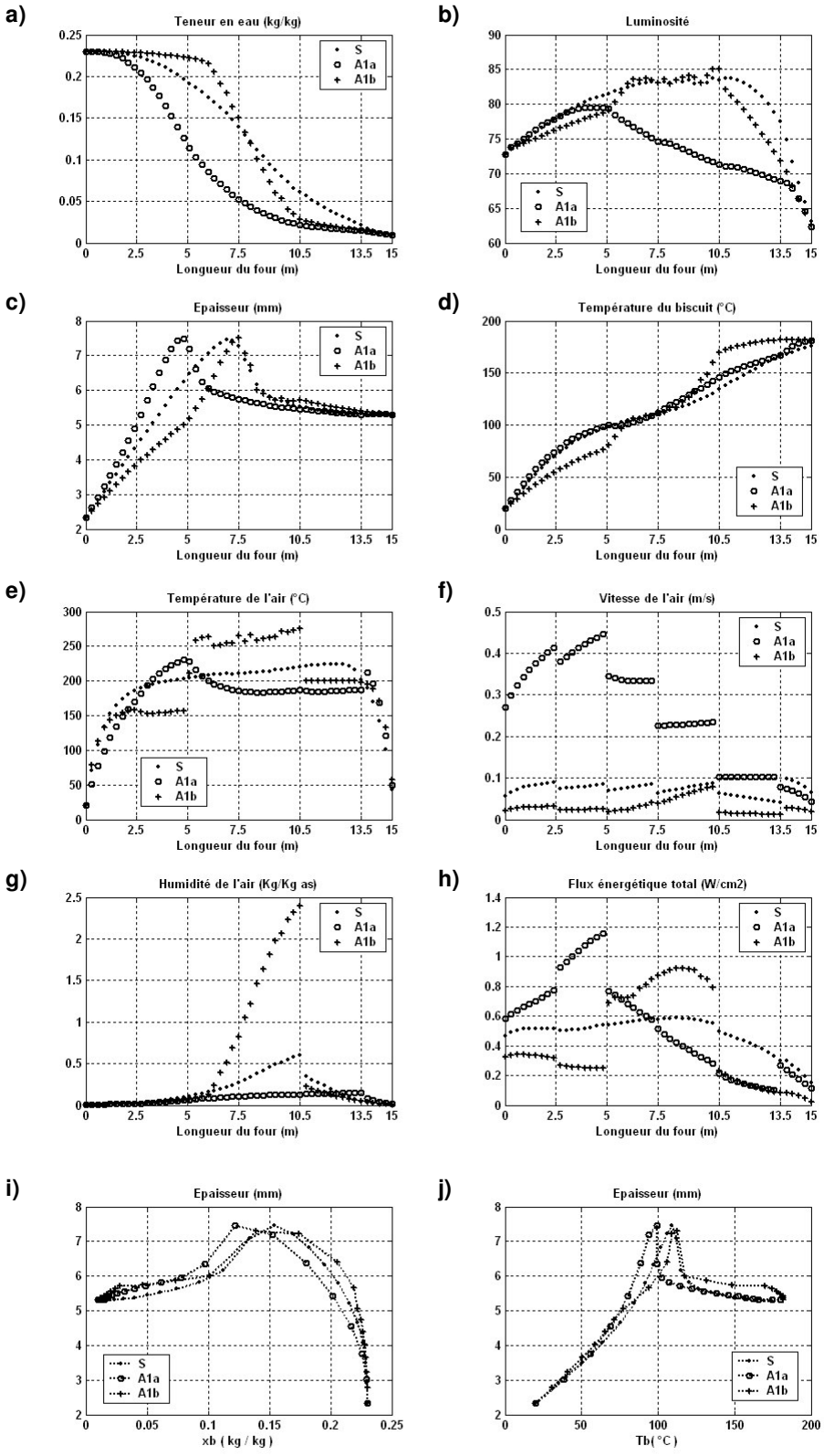


Figure A5-1. Opérations à durée constant (8.3 min).
Evolution des variables d'état (a, b, c, d). Conditions de l'air de cuisson (e, f, g). Flux énergétique total (h).
Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (i,j).

A l'entrée du four, le flux énergétique est plus important dans l'opération A1a (figure A5-1h) ; ses hautes vitesses de l'air indiquent une augmentation du flux convectif (figure A5-1f) ; la vitesse de montée de température de l'air (figure A5-1e) témoigne, elle, des fortes consignes de température aux parois du four, ce qui se traduit par un flux radiatif important. Le tout occasionne une vitesse de séchage élevée et une importante montée en température et en épaisseur du biscuit (figure A5-1a, c, d). Celui-ci atteint son épaisseur maximale très vite, probablement (Manley, 1991) à cause de la formation d'une croûte indéformable empêchant l'augmentation de volume. La luminosité augmente pour ensuite diminuer en même temps que le volume du biscuit s'écroule (figure A5-1b).

A partir de la troisième zone les conditions de cuisson (A1a) s'adoucissent, ce qui fait diminuer progressivement le flux énergétique jusqu'à la sortie du four où les cibles sont atteintes.

Au contraire, les consignes A1b mettent en évidence un séchage plus doux du produit au début de la cuisson, ainsi qu'une cinétique de gonflement différente : l'épaisseur maximale est atteinte plus tard que lors du point de fonctionnement de référence.

A l'entrée du four, la température et la vitesse de l'air sont très faibles. En conséquence, le flux énergétique n'est pas très important (figure A5-1d, e, h). Les accroissements de température du produit et de la luminosité en surface sont les plus lents des trois opérations. Néanmoins, durant les zones 3 et 4, le comportement est inversé : le flux énergétique est plus important (hautes température et vitesse de l'air) et les cinétiques de séchage et de montée de la température du biscuit s'activent ; l'épaisseur augmente pour ensuite s'écrouler très rapidement , la luminosité reste à sa valeur maximale. Enfin le flux énergétique retourne aux valeurs faibles qu'il avait au début de l'opération.

1.1.2 Gestion énergétique

La gestion énergétique pour les trois opérations est aussi différente. L'apport du flux convectif des consignes S et A1b est semblable (proche de 10%), tandis que celui de l'opération A1a est nettement supérieur (20%). Ceci est provoqué par ses hautes vitesses de l'air à l'intérieur du four. Pour la même raison, cette dernière opération dépense le plus d'énergie (866 KJ/$kg_{biscuit}$), suivi par le point de fonctionnement S (586 KJ/kg) et A1b (496 KJ/kg).

1.1.3 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits

Malgré toutes ces différences, on peut observer sur la figure A5-1 (i, j) que l'évolution de l'épaisseur en fonction de la teneur en eau et de la température du biscuit suit approximativement le même parcours, ce qui nous amène à penser à un même équilibre des mécanismes qui favorisent ou restreignent l'expansion volumique. Du fait que la porosité interne des biscuits est développée grâce à l'ensemble des mécanismes de développement - effondrement du volume du produit (Manley, 1991), un tel comportement nous amène à penser que les produits auront une distribution alvéolaire semblable.

Ainsi, en fixant les valeurs d'épaisseurs maximale et finale, on arrive à reproduire tout le parcours d'expansion-contraction du volume qui détermine, avec la teneur en eau résiduelle, la texture du produit.[9]

1.1.4 Diversité des textures pour des produits à caractéristiques finales identiques

Les variables de qualité du produit, les critères d'optimisation et les paramètres de gestion énergétique sont présentés dans le tableau A5-1, pour des solutions à différentes épaisseurs maximales (la durée est fixe). On peut vérifier que les variables de qualité cible sont atteintes sauf pour les épaisseurs maximales marquées en gris. Le point de fonctionnement (S) est utilisé comme l'opération qui atteint une épaisseur maximale de 7.5 mm.

On peut observer que plus la cible d'épaisseur maximale est haute, moins importantes sont les pertes énergétiques (critère J_2). En regardant l'énergie modifiable utilisée par l'air de séchage (Hm_a) et celle du tapis (Hm_t), on peut noter que la première augmente considérablement pour les opérations d'épaisseurs maximales plus basses. De plus, lorsqu'on diminue la cible d'épaisseur maximale, la proportion du flux convectif augmente de 9 à 16% et celle du flux radiatif diminue de 72% à 62%. En revanche, la proportion du flux de contact (biscuit-tapis) n'a pas de différences significatives.

[9] On considère que la formulation des biscuits ne change pas tout le long de l'étude, les différences causées par le type et le dosage des ingrédients sont ainsi exclues.

Tableau A5-1. Conditions opératoires à durée fixe (8,3 min) donnant des épaisseurs maximales différentes. Les autres cibles de qualité sont atteintes. Critère d'optimisation = J_{A2}.

Paramètres	***A2a***	***S=A2b***	***A2c***	***A2d***	***A2e***
x_f (kg/kg)	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
L_f	61,9	63,1	62,7	62,5	62
e_f (mm)	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
e_m (mm)	8	7,5	7	6,5	6
J_1 (min)	8,3	8,3	8,3	8,3	8,3
J_2 (kJ/kg)	514	586	631	848	922
Hm_a (kJ/kg)	158	248	272	493	567
Hm_t (kJ/kg)	356	338	359	355	355
Conduction (%)	18	21	21	21	21
Convection (%)	9	11	11	16	17
Radiation (%)	72	68	68	63	63

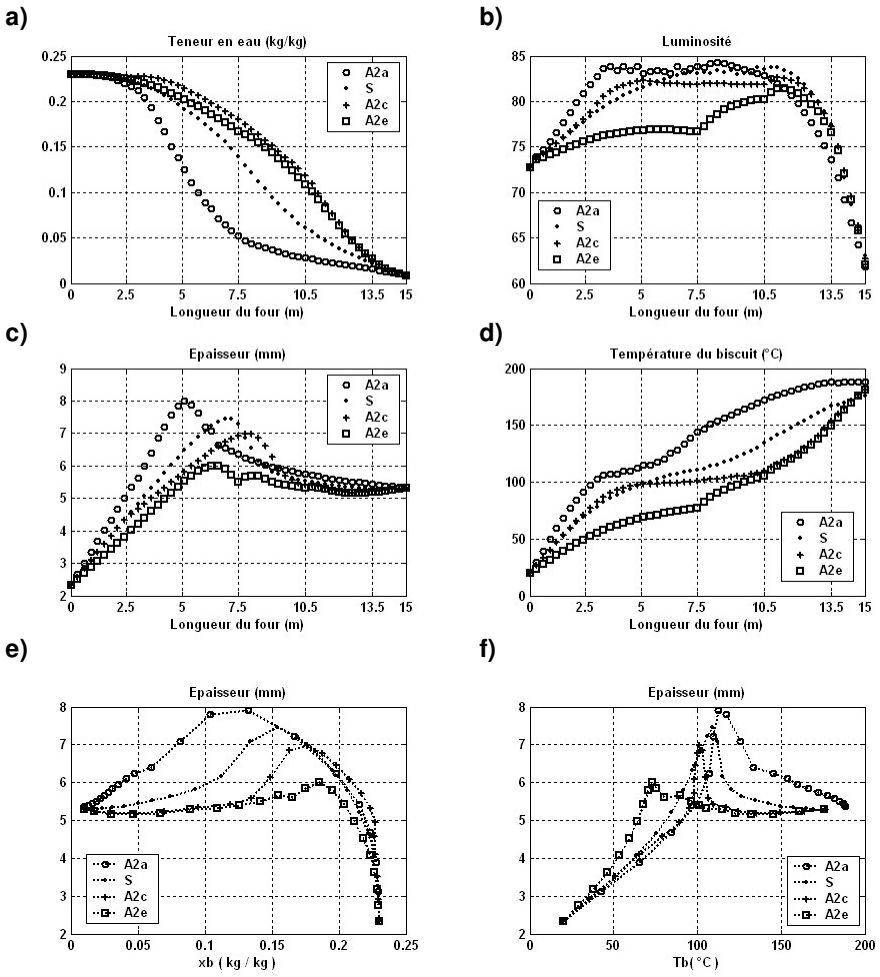


Figure A5-2. Opérations à différente épaisseur maximale, vitesse de tapis fixe (0.03 m/s). Evolution des variables d'état (a, b, c, d). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (e,f).

Cette gestion énergétique différente est illustrée par les cinétiques des variables de qualité présentées sur la figure A5-2 (a, b, c). Pour les opérations à haute épaisseur maximale (A2a), une proportion plus importante d'énergie est administrée aux biscuits pendant les premières zones. On voit pour l'opération A2a que, la teneur en eau diminue très rapidement alors que la luminosité, l'épaisseur et la température augmentent. Ainsi, plus l'épaisseur maximale cible est haute, plus celle-ci est atteinte rapidement.

Au contraire, pour les opérations à basse épaisseur maximale (A2c, A2e), la plus grande partie de l'énergie est administrée pendant les trois dernières zones du four, ce qui implique que les vitesses de séchage et de montée de température, d'épaisseur et de luminosité sont très faibles pendant les premières zones. L'épaisseur et la luminosité maximales sont donc atteintes tardivement. (voir figure A5-2a, b, c, d)

1.1.5 Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température des biscuits

En conséquence, on obtient des parcours épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit très différents, comme le montre la figure A5-2 (e, f). A la différence des figures 5.6 (k, m), 5.8 (i, j), 5.10 (e, f), 5.12 (e, f) du chapitre 5 et de la figure A5-1 (i, j) ; les profils sont très différents, ce qui nous donne à penser que les produits résultants possèdent une distribution alvéolaire différente et, donc, une texture distincte.

Lorsque l'opération A2a atteint l'épaisseur maximale le biscuit est très sec et sa température est très importante (figure A5-2 e, f). D'après Manley (1991), ces conditions se traduisent par la formation d'une croûte indéformable en surface du produit ; cette croûte restreint par la suite l'expansion globale du produit et favorise la coalescence des alvéoles gazeuses qui continuent à gonfler dans un volume total limité.

En revanche, le parcours de l'opération A2e semble indiquer une formation tardive de la croûte. Dans ces conditions, selon Bloksma (1986) la pâte à une consistance visqueuse qui favorise la décantation des alvéoles. Le gaz fuit de manière constante à dès températures très faibles (70°C), ce qui évite la présence de hautes pressions à l'intérieur du biscuit. Cette opération ne présente pas de phase d'écroulement rapide de volume, ce qui nous mène à penser que sa structure est plus stable.

1.2 Maximisation de l'épaisseur maximale

Les résultats analysés dans cette partie ont été trouvés par l'optimisation (maximisation) de l'épaisseur maximale à différents temps de cuisson. Quelques résultats intéressants sont résumés dans le tableau A5-2.

Tableau A5-2. Opérations qui maximisent l'épaisseur maximale (e_m) à différentes durées de cuisson. Critère d'optimisation J_{A3}.

Paramètre	A3a	A3b	A3c	A3d	A3e	A3f	A3g	E1=A3h
t_f (min)	16,7	12,5	10	8,3	7,1	6,3	5	4,5
e_m (mm)	8,5	8,6	8,3	8,1	8	7,8	7,5	7,5
J_1 (min)	16,7	12,5	10	8,3	7,1	6,3	5	4,5
J_2 (kJ/Kg)	508	508	505	485	501	602	640	649

On peut constater dans le tableau A5-2 qu'en réduisant le temps d'opération (haute vitesse du tapis) on diminue la valeur maximale du paramètre e_m. Ainsi, pour satisfaire toutes les cibles (celle de l'épaisseur maximale=7.5 incluse) la durée de la cuisson doit être supérieure à 4.47 min (consigne de durée de l'opération E1).

Etant donné que la durée d'opération varie, les cinétiques résultantes diffèrent, si celles-ci sont montrées en fonction de la longueur du four ou en fonction du temps. La figure A5-3 illustre l'évolution des variables de qualité en fonction du temps (a, b, c), le flux énergétique cédé au biscuit(e, f, g, h) et les profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuits (i, j).

Sur la figure A5-3 (a), on peut observer que la tendance des opérations qui maximisent l'épaisseur maximale est de sécher le plus vite possible et d'accroître très rapidement la température, l'épaisseur et la luminosité des biscuits. Ce comportement est semblable à celui de l'opération A2a (celle qui obtient la plus haute valeur d'épaisseur maximale de l'étude précédente, tableau A5-2, figure A5-2a).

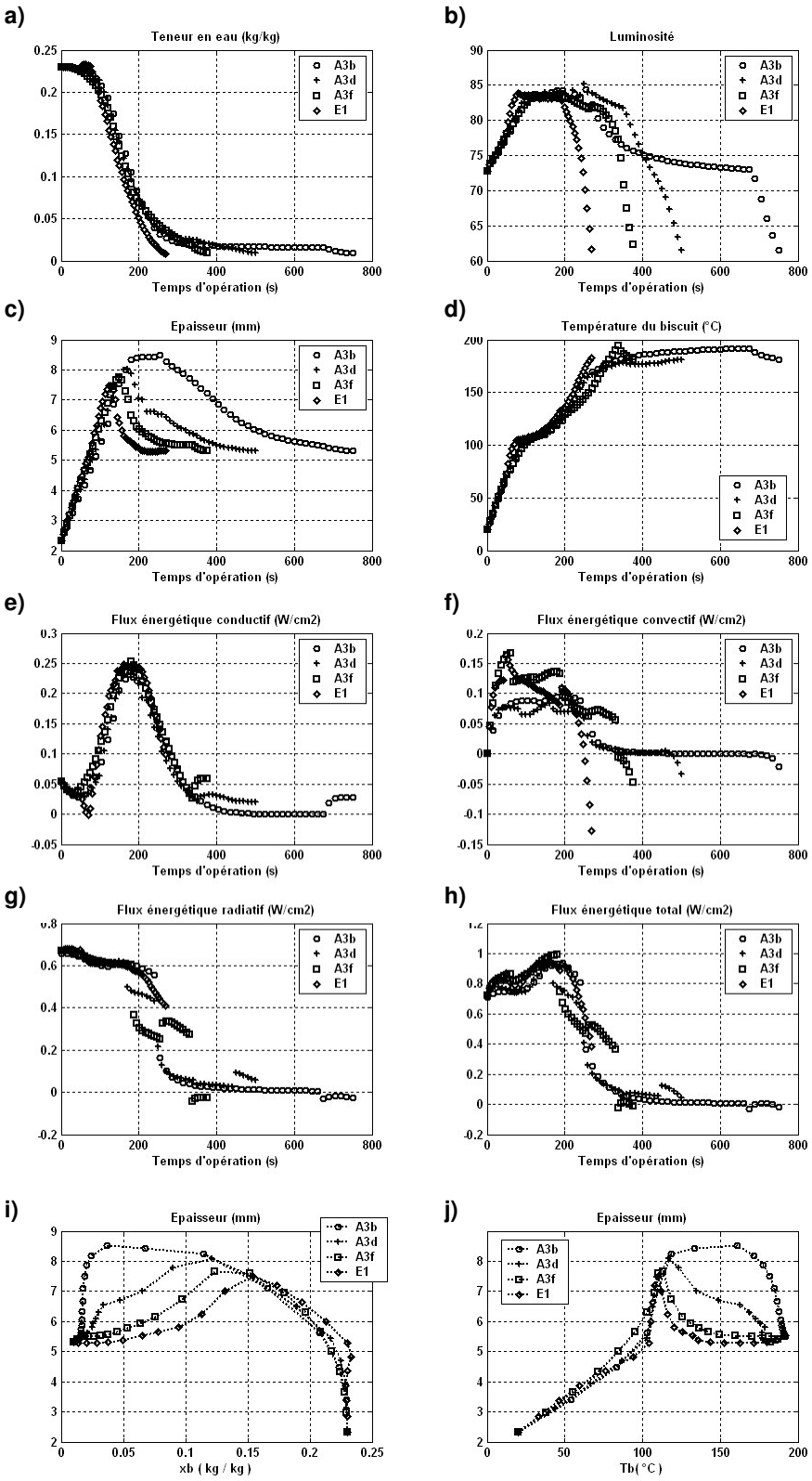


Figure A5-3. Opérations qui maximisent l'épaisseur maximale à différentes vitesses de tapis. Cinétiques des variables d'état (a, b, c, d). Flux convectif, conductif, radiatif et total (e, f, g, h). Profils épaisseur-teneur en eau et épaisseur-température de biscuit (i,j).

Pour obtenir ce comportement, le flux énergétique est très intense au début de l'opération pour ensuite s'adoucir, si le temps d'opération le permet. Ainsi l'opération A3b (8.58 minutes de durée d'opération) utilise les températures maximales (300°C) seulement au cours des zones 1 et 2 du four, tandis que l'opération A3h (4.5 min de durée d'opération) utilise ces températures limites tout le long du four.

Un résultat intéressant est illustré dans la figure A5-3 (e, f, g, h) : le profil du flux énergétique total en fonction du temps est semblable pour les opérations qui maximisent l'e_m. Les valeurs négatives sur ces graphiques correspondent au flux de chaleur cédé par le biscuit au système. Tel qu'on l'avait décrit précédemment, la plus grande partie de l'énergie est administrée pendant les premières minutes d'opération, cette énergie sert principalement à augmenter la température et à sécher le produit. Ensuite, l'apport énergétique devient très faible : les valeurs cibles de luminosité et d'épaisseur sont obtenues grâce à l'inertie du procédé. Sur la même figure on peut observer le rapport entre les trois mécanismes de transfert énergétique : le flux énergétique est composé en grande partie par radiation (70%), ensuite par conduction (20%) et, enfin, par convection (10%).

La figure A5-3 (i, j) montre les profils de l'épaisseur en fonction de la teneur en eau et de la température du biscuit. Il semble, en suivant le même raisonnement énoncé dans l'étude précédente, que ces opérations donnent des biscuits ayant une distribution alvéolaire différente, donc une texture différente.