HAL
open science

Modélisation et commande des procédés discontinus alimentaires et biologiques

Ioan-Cristian Trelea

To cite this version:

Ioan-Cristian Trelea. Modélisation et commande des procédés discontinus alimentaires et biologiques. Sciences de l'ingénieur [physics]. Université paris 13, 2003. tel-01537446

HAL Id: tel-01537446

https://agroparistech.hal.science/tel-01537446

Submitted on 12 Jun 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Université Paris 13

Modélisation et commande des procédés discontinus alimentaires et biologiques

Mémoire présenté par

Ioan Cristian TRELEA

Maître de conférences à l'Institut national agronomique Paris-Grignon

En vue de l'obtention de l'habilitation à diriger des recherches

Date de soutenance : 19 décembre 2003

Rapporteurs :	Mme Marie - Véronique LE LANN, professeur INSA Toulouse
	Mme Marie - Noëlle PONS, directeur de recherche CNRS, ENSIC Nancy
	M. Gilles TRYSTRAM, professeur ENSIA Massy
Examinateurs :	M. Georges CORRIEU, directeur de recherche INRA Grignon
	M. Khaled HASSOUNI, chercheur CNRS HDR, Université Paris 13
	M. Gilles MURATET, professeur Université Paris 13

Table des matières

Introduction **4**

Spécificité des procédés alimentaires et biologiques 5

Spécificité des procédés discontinus 7

Axes de recherche 12

Modélisation **14**

Pourquoi établir des modèles ? 14

Quel modèle pour quelle utilisation ? 16

Fiabilité des modèles et incertitudes 23

Conclusion 24

Mesure indirecte, estimation de l'état et des paramètres. Capteurs logiciels **25**

Pourquoi développer des capteurs logiciels ? 25

Connaissance a priori et mesure en temps réel 26

Mesure indirecte 28

Estimation de l'état et des paramètres 29

Prédiction 32

Fiabilité des estimations et incertitude 33

Conclusion et perspectives 36

Commande et optimisation **37**

Quelle commande pour les procédés discontinus ? 38

Prédiction, respect des contraintes, optimisation 41

Quel niveau de rétroaction pour la mise en œuvre ? 46

Quelles méthodes numériques pour l'optimisation dynamique ? 49

Incertitudes sur la commande. Conséquences sur le procédé 58

Conclusion 60

Perspectives **61**

Orientations méthodologiques 61

Projets 64

Conclusion **67**

Références bibliographiques **68**

Annexe : Publications représentatives **72**

Sigles et abréviations

ANVAR	Agence nationale de valorisation de la recherche
CEMAGREF	Centre d'Etudes du Machinisme Agricole, des Eaux et des Forêts
CIRAD	Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement
DII	Déshydratation et imprégnation par immersion
ENGREF	Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts
ENSIA	Ecole Nationale Supérieure des Industries Agro-alimentaires
IAA	Industries agro-alimentaires
IAB	Industries alimentaires et biologiques
IFBM	Institut Français de Brasserie et de Malterie
INA P-G	Institut national agronomique Paris – Grignon
INP	Institut National Polytechnique
INRA	Institut National de la Recherche Agronomique
LAG	Laboratoire d'Automatique de Grenoble
LGMPA	Laboratoire de Génie et Microbiologie des Procédés Alimentaires
LGPTA	Laboratoire de Génie des Procédés et Technologie Alimentaire
LRTL	Laboratoire de Recherche et Technologie Laitière
SQP	Programmation quadratique séquentielle
UMR	Unité mixte de recherche

Introduction

La transformation des aliments en vue de leur consommation remonte aux origines de l'humanité. Pourtant, les mécanismes intimes de ces transformations sont loin d'être complètement connus et maîtrisés. Cela tient sans doute à la grande complexité des phénomènes physiques, biologiques et biochimiques mis en jeu, mais aussi au caractère longtemps artisanal de la préparation des aliments.

L'essor du génie des procédés alimentaires et biologiques, en tant que science, a accompagné l'industrialisation croissante et relativement récente du domaine alimentaire. Il a été favorisé par les exigences croissantes par rapport à l'aliment et à son mode de production :

- Exigences relatives au produit : qualité organoleptique, hygiénique, nutritionnelle
- Exigences relatives au procédé : coût, productivité, consommation d'énergie, respect de l'environnement.

Ces mêmes exigences poussent vers l'automatisation de la fabrication. Par exemple, les contraintes d'hygiène de plus en plus drastiques favorisent l'absence de l'homme sur la ligne de production. Les tolérances de plus en plus faibles par rapport au cahier des charges du produit vont également dans le sens d'une conduite automatique. A son tour, une automatisation performante demande :

- Une bonne instrumentation du procédé
- La connaissance des mécanismes impliqués dans la transformation
- La construction de modèles dynamiques de l'opération.

Notre travail se situe à la frontière entre le génie des procédés et l'automatique. Le génie des procédés nous fournit la connaissance et la description mathématique des phénomènes, par des outils comme les transferts thermiques et de quantité de mouvement, les lois de croissance des micro-organismes, les bilans d'énergie et de matière. La culture automatique nous donne la vision dynamique des phénomènes, le positionnement des problèmes en termes de compensation des perturbations et de rétroaction, ainsi qu'un certain éventail d'outils théoriques et numériques.

Spécificité des procédés alimentaires et biologiques

Nous appelons « procédé » un ensemble de moyens qui permettent de conférer à un matériau, alimentaire ou biologique, les propriétés attendues et précisées dans la spécification du produit (Trystram, 1993). Les procédés alimentaires et biologiques ont des particularités qui font que les approches qui ont fait leurs preuves dans d'autres domaines, comme par exemple l'industrie chimique, doivent être adoptées avec précaution, car les verrous technologiques et scientifiques ne se situent pas aux mêmes niveaux.

Diversité

Les industries alimentaires et biologiques mettent en œuvre un grand nombre de transformations appliquées à une grande diversité de produits. On peut citer, à titre d'illustration, les produits végétaux (sous forme de grains, feuilles, tubercules, tiges, etc.), les produits animaux (viande, lait et tous les produits dérivés), les produits complexes (ex. plats cuisinés) et les substances synthétisées industriellement par voie biologique (enzymes, arômes, etc.).

Les transformations mises en œuvre sont également très diverses, par exemple :

- Transformations physiques : réfrigération, séchage, cristallisation, lyophilisation, filtration
- Transformations biologiques et biochimiques : fermentation alcoolique, fermentation lactique, affinage, stérilisation.

Complexité

Plusieurs types de transformations ont généralement lieu simultanément, durant une même opération. Par exemple, lors d'une opération de friture, ont lieu des phénomènes physiques, comme des transferts de chaleur par convection et conduction, des transferts de matière (eau à l'état liquide et vapeur, huile), des phénomènes biochimiques comme des réactions de brunissement, un changement de l'état de l'amidon, la formation de composées aromatiques, etc. ainsi que des phénomènes biologiques qui conduisent à l'inactivation des micro-organismes.

Les spécifications du produit fini sont à l'image des transformations qui ont lieu pendant sa fabrication. Pour le même exemple de produit obtenu par friture, on s'intéressera aux propriétés physiques comme la teneur en eau, l'activité de l'eau et la couleur, aux propriétés organoleptiques comme l'arôme et la texture, aux propriétés nutritionnelles (teneur en huile,

teneur en vitamines, …) et aux propriétés de stabilité, telles que l'inactivation des enzymes et des micro-organismes. Au cahier des charges du produit s'ajoutent les contraintes de la production industrielle. Une approche intégrée est donc nécessaire, allant de l'échelle moléculaire à l'échelle de l'usine (Charpentier, 2002).

La prise en compte de cette complexité nécessite la coopération de spécialistes de domaines divers : physique, biologie, mécanique, chimie biologique, science des aliments, nutrition, productique, avec des cultures et des méthodes scientifiques différentes.

Connaissance limitée

La diversité et l'interaction des phénomènes mis en jeu fait que la connaissance de leur mécanismes reste pour l'instant limitée. Par exemple, le processus de formation de la texture lors de la cuisson d'une pâte, la dénaturation des protéines lors de la stérilisation du lait, ou les voies de synthèse des composés aromatiques par divers micro-organismes, restent encore du domaine de la recherche fondamentale. Ce type de connaissance est pour l'instant rarement suffisamment bien établi pour être utilisable dans la modélisation et la conduite d'une opération unitaire.

Par ailleurs, les propriétés thermodynamiques et chimiques des composés organiques d'intérêt en agro-alimentaire (protéines, arômes, etc.) ainsi que leurs interactions mutuelles et avec la matrice, sont relativement peu connues. Les banques de données existantes, issues souvent de travaux en génie chimique, sont limitées à certaines types de molécules et de matrices, en général peu représentatives pour les applications agro-alimentaires.

Le manque des connaissances fondamentale est aggravé par la difficulté de mesurer les propriétés d'intérêt, du moins en temps réel et en conditions industrielles. Comme exemple de propriétés d'intérêt on peut citer l'activité de l'eau, importante pour la conservation de nombreux produits, ou la concentration de molécules aromatiques très minoritaires mais importantes pour la perception organoleptique. Les difficultés posées par la mesure et les solutions envisageables sont détaillées plus loin dans ce mémoire.

Un autre type de connaissance qui fait cruellement défaut concerne la cinétique des phénomènes, et notamment sa dépendance des conditions opératoires (température, activité de l'eau, pH, etc.). Or, la cinétique est une information essentielle pour la conduite performante d'une opération unitaire.

Variabilité

Les industries agro-alimentaires et biologiques travaillent avec des produits vivants ou issus du vivant. La répétabilité et la reproductibilité des phénomènes sont notoirement faibles, comparées à celles d'autres types de procédés, par exemple chimiques ou mécaniques. Les résultats expérimentaux sont affectées par la saison (ex. propriétés du lait), les aléas climatiques (ex. teneur eau des céréales), les conditions de culture et la durée de conservation. Les manipulations complexes (prélèvement, extraction, purification, …) introduisent une variabilité et un effet opérateur supplémentaires. La lenteur des transformations (par exemple, plusieurs semaines pour l'affinage d'un fromage) fait qu'il est souvent impossible de maîtriser convenablement les conditions opératoires sur toute une série d'essais.

Cette variabilité fait obstacle à l'acquisition de connaissances fiables. De plus, sa présence sur les processus industriels pose des problèmes pour le respect du cahier des charges du produit fini. La difficulté de mesurer en ligne les propriétés pertinentes ne fait qu'accentuer les problèmes dus à la variabilité.

Spécificité des procédés discontinus

Importance des procédés discontinus

Les considérations de productivité tendent à favoriser les opérations continues. Malgré cela, les procédés discontinus occupent une place importante dans les industries alimentaires et biologiques, estimée par exemple à 40% aux Etats-Unis (Ilyukhin *et al*., 2001). Plusieurs raisons peuvent expliquer cet état de fait.

- Raisons historiques. Historiquement, la préparation des aliments est liée à la notion de recette et d'incorporation successive des ingrédients. Lors du passage à l'échelle industrielle, le premier réflexe est de conserver ce mode opératoire, ce qui conduit naturellement à une opération discontinue. Parfois, ce mode opératoire est le seul utilisable actuellement, comme pour la fabrication d'une pâte céréalière ou la cuisson d'une confiture.
- Raisons technologiques. Certaines transformations s'adaptent mal à un mode opératoire continu. Par exemple, la déshydratation des fruits par immersion, fonctionnant en continu, nécessiterait le passage du produit par pompes et échangeurs, ce qui le déstructurerait. Le mode opératoire discontinu convient généralement mieux à nombre de produits fragiles.

- Contraintes de stérilité. La plupart des procédés biologiques restent discontinus, malgré d'importants efforts pour les adapter au mode opératoire continu. L'une des raisons est la difficulté de maintenir la stérilité des entrants. Les contaminations accidentelles obligent à interrompre la production pour de longues périodes, ce qui annule l'avantage potentiel du fonctionnement en continu. Une autre raison est le cycle de vie naturel des micro-organismes utilisés.
- Contraintes d'encombrement. Le passage en continu de certaines opérations pose des problèmes d'encombrement des machines. Par exemple, un four fonctionnant en continu dépasse facilement la centaine de mètres de longueur, alors qu'un four discontinu est nettement plus compact.
- Flexibilité. De manière générale, le fonctionnement continu est bien adapté à une fabrication de masse, sur une ligne monoproduit. La production alimentaire étant actuellement à volume constant, la conquête des parts de marché passe par une grande diversification des produits, dont le cycle de vie est trop court pour amortir une ligne dédiée. La fabrication discontinue a d'importants attraits pour des productions à petite échelle, avec changement fréquent de recette. Les lignes de production discontinues sont plus polyvalentes et plus facilement adaptables.

Par ailleurs, la méthodologie développée pour les procédés discontinus peut être utilisée avec profit pour la conduite des procédés continus. Le régime transitoire de démarrage ou d'arrêt d'une ligne continue est un exemple typique. De plus, du point de vue d'une unité de *produit*, le traitement subi est toujours discontinu. Par exemple, dans un four de cuisson à tapis, la position d'une unité de produit dans le four détermine son état de transformation courant. Formellement, la position dans l'espace est, dans ce cas, analogue à une position dans le temps lors d'un traitement discontinu équivalent. Toute méthodologie développée pour un four discontinu serait, de ce point de vue, transposable à un four continu.

Trajectoire

Le cahier des charges d'un procédé discontinu fait intervenir l'état initial de la matière première et l'état final du produit fini. La trajectoire entre l'état initial et l'état final est, *a priori*, libre. Cette liberté est une source de richesse, en particulier en ce qui concerne l'optimisation du fonctionnement selon une grande variété de critères, mais aussi une source de difficultés pour les méthodes de conduite classiques, du fait de l'absence de consignes à tout instant. L'absence de consignes conduit à d'importantes différences par rapport aux

procédés continus, dans la façon de poser le problème de commande et dans les méthodes mathématiques utilisées pour le résoudre.

Régime transitoire

Lors d'une opération discontinue, la matière première, caractérisée par un état initial, en général variable d'un lot à l'autre et partiellement connu, est transformée en produit fini, caractérisé par un état final spécifié dans le cahier des charges. L'état du produit varie en permanence au cours du traitement. La commande automatique a pour objectif de compenser la variabilité de l'état initial et du processus lui-même afin de retrouver l'état final désiré. Or, la plupart des méthodes utilisées pour réaliser cet objectif, appelé rejet des perturbations, ont été développées pour les procédés continus, où il s'agit de compenser de petites variations autour d'un état stable. En particulier, le fait de se focaliser sur le régime transitoire augmente l'importance des modèles et des méthodes de commande dynamiques. Ceci est en contraste avec la commande des procédés continus, où l'accent est mis sur le régime stabilisé asymptotique, et la maîtrise du régime transitoire a souvent une importance secondaire.

Exemple 1 : Une notion centrale dans l'étude de la commande d'un procédé est la stabilité de la boucle fermée. Or, la définition même de la stabilité est asymptotique, et ne s'applique pas, en toute rigueur, à un procédé discontinu. Nous avons proposé une définition de la stabilité qui pourrait être utile pour l'étude des opérations discontinues (Trelea, 1997a).

Exemple 2 : Dans certains cas, les outils adaptés aux procédés discontinus existent mais sont méconnus et peu utilisés. Deux exemples sont la commande dite linéaire quadratique et l'estimateur d'état de Kalman. Les solutions complètes conduisent à un régulateur, et respectivement à un estimateur, dont les paramètres sont variables dans le temps, et qui optimisent certains critères statistiques sur des horizons de temps *finis* (ex. Bryson, 1999) Or, généralement, ce sont les formules asymptotiques invariantes dans le temps qui sont retenues et mises en œuvre, même pour les procédés discontinus !

Comportement non linéaire

La majorité des travaux sur la commande « avancée » des procédés fait appel à la théorie des systèmes linéaires. Cela se justifie bien pour les procédés continus, dont le domaine de fonctionnement est très étroit autour de l'état stable désiré. En fait, l'hypothèse de linéarité se justifie d'autant plus que la commande est performante et les écarts aux consignes sont faibles. Dans le cas des procédés discontinus, en revanche, l'état balaie un domaine large, où le comportement peut changer complètement. La variable d'action pertinente peut même changer entre le début et la fin de l'opération. L'hypothèse de linéarité est, de manière générale, peu adaptée aux procédés discontinus.

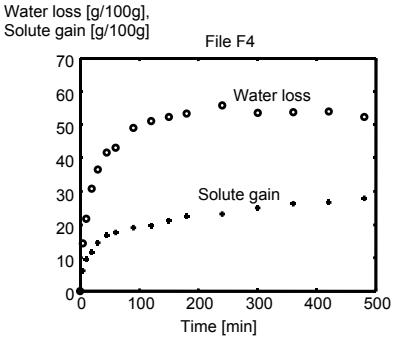


Figure 1. Déshydratation et imprégnation d'un produit par immersion (Raoult-Wack *et al.*, 1991). Perte en eau (o) et gain en sucre (+).

La non linéarité des phénomènes typiquement rencontrée dans le domaine des IAB est illustrée à la figure 1 pour un procédé de déshydratation et imprégnation par immersion (DII). Les données ont été obtenues par l'équipe de Anne-Lucie Raoult-Wack du CIRAD de Montpellier, avec laquelle nous avons travaillé pour établir des modèles non linéaires à base de réseaux de neurones artificiels (Trelea *et al.* 1997b). Dans une première phase (avant 60 minutes sur la figure 1) les cinétiques de perte d'eau et de gain en sucre sont très rapides. Ensuite, la vitesse d'imprégnation chute brutalement et reste à peu près constante jusqu'à la fin du traitement. La vitesse de déshydratation diminue progressivement et a même tendance à s'inverser après 250 minutes. Ce type de comportement (effet de seuil et inversion de la cinétique) traduit des interactions entre les variables d'état (teneur en eau et en sucre) et probablement avec la matrice. Il ne peut en aucun cas être représenté par un modèle linéaire. Un modèle linéaire stipulerait que les flux massiques sont proportionnels aux gradients de concentration, ce qui se traduirait par des cinétiques exponentielles. Les vitesses aurait elles aussi des allures exponentielles, décroissant progressivement vers zéro, ce qui n'est visiblement pas le cas.

Pour illustrer les changements qui peuvent intervenir dans le fonctionnement du procédé entre le début et la fin du batch, considérons un procédé de fermentation aérobie. Pour assurer de bonnes conditions de développement des micro-organismes, la pression partielle de l'oxygène dissous (pO_2) doit être maintenue entre certaines limites. Au début de la fermentation, la concentration des micro-organismes est faible, ainsi que la consommation d'oxygène. Le facteur limitant dans le transfert de l'oxygène est la surface d'échange gaz – liquide. La variable d'action la plus pertinente pour réguler la pO_2 est généralement la vitesse d'agitation, qui change la taille des bulles de gaz et donc la surface d'échange. Vers la fin de la fermentation, la consommation de l'oxygène augmente fortement compte tenu du développement exponentiel des micro-organismes, provoquant une chute de pO_2. L'action sur la vitesse d'agitation peut devenir insuffisante, compte tenu par exemple des limites imposées par la fragilité mécanique des micro-organismes. Une action sur le débit total d'aération peut s'avérer plus pertinente. Le choix même de la variable d'action dépend de l'état courant du procédé, ce qui complique d'autant la commande.

Les variables d'état pertinentes pour décrire un procédé discontinu peuvent changer elles aussi au cours du temps. Considérons l'exemple d'un procédé de lyophilisation étudié dans la thèse de Jean-Philippe Obert (2001), en collaboration avec la société Rhodia Food et l'équipe du professeur Pikal de l'Université de Connecticut, Etats-Unis. Nous avons participé à l'encadrement de cette thèse pour la partie de simulation numérique (Obert *et al.*, 2000), qui pose des difficultés spécifiques. Un produit en cours de lyophilisation est un système à paramètres distribués. Un point donné du produit peut se trouver soit dans la zone congelée, auquel cas les variables d'état pertinentes sont la température et la teneur en glace, soit dans la partie sèche, où les variables pertinentes sont la pression partielle de la vapeur d'eau, des gaz incondensables, la teneur en eau

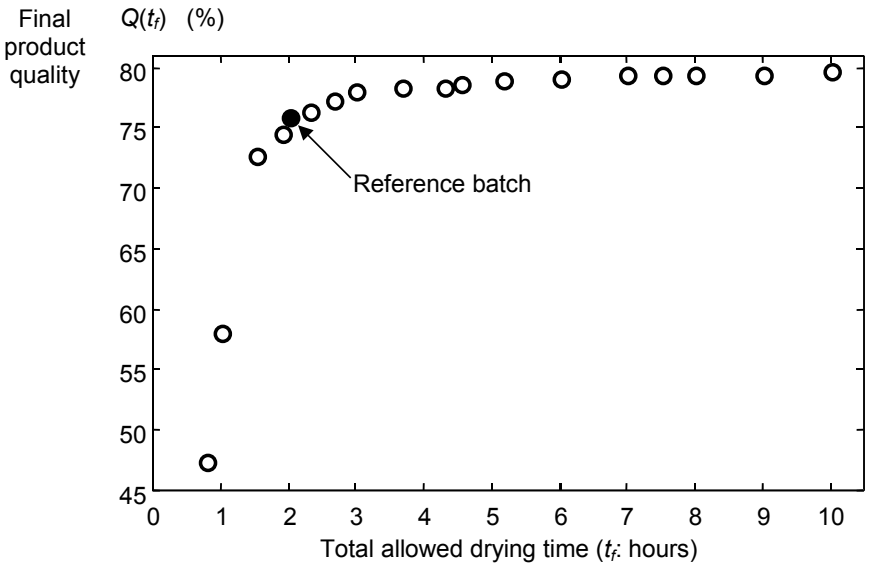


Figure 2. Compromis productivité – qualité pour un procédé de séchage du riz (Olmos *et al.*, 2002). La qualité est exprimée comme le pourcentage de grains entiers à la fin du séchage.

adsorbée sur la matrice, etc. soit enfin sur l'interface de sublimation, qui est une singularité. Au fil du temps, chaque point du produit passe de la zone congelée vers la zone sèche. Certaines variables d'état qui caractérisent ce point disparaissent et d'autres apparaissent pendant le déroulement de la lyophilisation.

Contraintes

Les considérations de coût et de productivité conduisent généralement à intensifier les traitements. Les limites de l'intensification peuvent venir de l'installation mais surtout de la qualité du produit.

Pour illustrer ce point considérons le procédé de séchage du riz par air chaud étudié par l'équipe de Génie industriel alimentaire de l'ENSIA de Massy. L'un des enjeux est d'augmenter la productivité des séchoirs en diminuant le temps de séchage, tout en conservant un niveau de qualité acceptable du produit fini, exprimé ici comme un pourcentage final de grains entiers. La thèse de Miguel Abud a permis d'établir un modèle dynamique du phénomène de séchage et de la dégradation de la qualité (Abud *et al.*, 2000). Ce modèle met en évidence le rôle du gradient de teneur en eau à l'intérieur du grain dans le taux de cassure des grains. L'augmentation de la vitesse de séchage, directement liée au gradient d'humidité, est donc limitée par l'augmentation de la vitesse de dégradation de la qualité. Le compromis productivité – qualité a été étudié explicitement dans la thèse d'Alejandra Olmos que nous co-encadrons. Les conditions opératoires (température et humidité de l'air de séchage) ont été optimisées, pour différentes durées de séchage imposées, en se donnant comme critère la maximisation de la qualité finale du produit. Un résultat (Olmos *et al.*, 2002) est représenté à la figure 2. Il apparaît que la meilleure qualité qu'on puisse obtenir est d'autant plus élevée que le temps de séchage permis est long. Le choix du temps de séchage se fait finalement à partir d'un critère

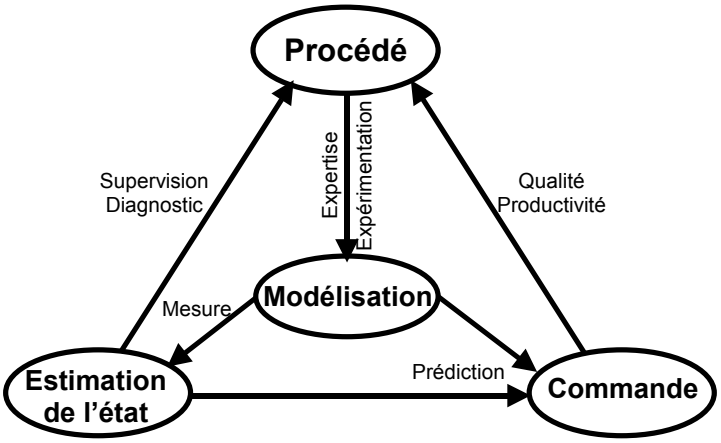


Figure 3. Principaux éléments de notre stratégie de travail.

économique, à savoir du principe du coût marginal nul ou du profit maximal : l'optimum se situe au point où le coût de la non qualité compense le profit obtenu par une meilleure productivité.

Dans la pratique, on arrive souvent à une situation où le fonctionnement de l'installation est dicté par les contraintes. Les contraintes limitantes peuvent par ailleurs évoluer entre les différentes phases de l'opération. Pour la conduite des procédés continus, le problème des contraintes se pose avec moins d'acuité, car elles sont intégrées en grande partie lors de la phase de dimensionnement.

Axes de recherche

Nos travaux intègrent les caractéristiques des procédés discontinus, d'une part, et celles des procédés alimentaires et biologiques, d'autre part. Ces caractéristiques se retrouvent dans nos trois axes de recherche, qui sont la modélisation, l'estimation de l'état et la commande (figure 3).

La modélisation apporte une compréhension et une description rigoureuse du fonctionnement du procédé. Elle est intéressante en soi mais constitue aussi la base pour l'estimation et la commande. A l'image des procédés étudiés, nos modèles sont très divers. Ils partent des connaissances physiques, biochimiques ou biologiques disponibles, ou, quand ces connaissances font défaut, d'une représentation empirique des phénomènes. Ils sont dynamiques et non linéaires, car les procédés continus fonctionnent toujours en régime transitoire. Compte tenu de la grande variabilité du vivant, ils intègrent des mécanismes

d'adaptation à chaque batch particulier, et, le plus souvent, la possibilité de décrire rigoureusement les incertitudes sur le grandeurs modélisées.

L'estimation de l'état non mesurable fait appel au modèle. Elle est importante pour la supervision et le diagnostic du procédé, mais ouvre aussi la voie à la prédiction de son comportement et, à partir de là, à la commande. L'horizon de temps court propre aux procédés discontinus impose de fortes exigences sur la vitesse de convergence des estimateurs et sur une utilisation aussi complète que possible de toute l'information disponible : connaissance *a priori* du procédé et mesures en temps réel, y compris des mesures hors ligne, irrégulières, rares et perturbées. Les procédés alimentaires et biologiques étant non linéaires, et l'état estimé balayant un domaine large, les estimateurs que nous mettons en œuvre sont eux aussi non linéaires. Les grandeurs estimées sont systématiquement accompagnées d'intervalles de confiance, rendus nécessaires par la forte variabilité constatée dans le domaine des IAB.

La commande s'appuie sur le modèle et sur l'état courant estimé pour assurer la conformité du produit au cahier des charges, mais aussi, selon les degrés de liberté disponibles, pour optimiser le fonctionnement du procédé selon des critères de coût, de productivité, de qualité du produit ou de robustesse aux perturbations. L'absence des consignes *a priori* pour les variables d'état fait que la détermination des meilleures trajectoires à suivre entre l'état initial (matière première) et l'état final désiré (produit fini) fait, elle aussi, partie de la commande. Dans de nombreux cas, le fonctionnement du procédé est pratiquement dicté par les contraintes techniques, économiques ou de qualité ; la prise en compte explicite de ces contraintes pour déterminer la stratégie de conduite est donc essentielle. Par ailleurs les incertitudes sur le modèle et l'état estimé se répercutent également sur la commande. La robustesse de la commande face à ces incertitudes devient donc un objectif en soi dans notre démarche.

Les trois axes de recherche mentionnés sont détaillées dans les chapitres suivants.

Modélisation

Pourquoi établir des modèles ?

Dans le sens de ce mémoire, un modèle est une représentation mathématique quantitative des propriétés et des comportements pertinents d'un procédé. Un modèle est nécessairement une simplification de la réalité. Sa *pertinence* réside dans la capacité de décrire et de prédire les comportements importants pour la tache pour laquelle il a été conçu. Dans notre optique de supervision et de commande avancées des procédés, le modèle est un ingrédient essentiel utilisé pour :

- **La compréhension des phénomènes**. La production et la transformation de la matière vivante implique une très grande variété de mécanismes physiques, chimiques et biologiques souvent inconnus ou connus seulement de manière qualitative. La nécessité de trouver une description quantitative, même grossière, oblige à une réflexion approfondie pour isoler les phénomènes essentiels et définir des hypothèses simplificatrices acceptables. La confrontation entre les prédictions du modèle ainsi obtenu et l'expérience conforte ou remet en cause l'image que les spécialistes (ingénieurs du procédé, biologistes, biochimistes) pouvaient avoir de l'opération unitaire étudiée.
- **L'estimation de quantités non mesurables**. De nombreuses caractéristiques essentielles des produits agro-alimentaires (texture, saveur, concentration en substances biologiquement actives etc.) ne sont pas accessibles à la mesure directe, du moins en conditions industrielles et avec des délais raisonnables par rapports aux besoins d'une rétroaction. Un modèle établissant une relation entre ces caractéristiques et des mesures plus facilement accessibles (température, humidité, pH, couleur, etc.) constitue un « capteur logiciel » très précieux pour la maîtrise des opérations alimentaires et biologiques.
- **La prédiction de l'évolution future de l'état du procédé et l'aide à la conduite**. Un modèle dynamique, éventuellement ajusté en temps réel sur la base des mesures disponibles, permet de prédire d'évolution future des grandeurs clé. La prédiction peut

être utilisée pour une rétroaction sur le procédé ou simplement pour l'information de l'opérateur. La durée d'une opération discontinue biologique peut fortement varier d'un lot de produit à un autre. Lors de nos contacts industriels, nous avons rencontré plusieurs situations où la durée de fabrication de produits, en principe identiques, variait du simple au double. La prédiction du déroulement futur est une aide directe à l'ordonnancement de la production (disponibilité des cuves, des installations de séparation, etc.).

- **La commande avec respect des contraintes**. Un modèle prédictif permet d'éviter la violation des contraintes techniques ou de qualité du produit. Ceci est d'autant plus important que les impératifs de productivité poussent les procédés vers leurs limites et que le dépassement de certaines contraintes (par exemple température interne) conduit en général à des altérations irréversibles de la qualité organoleptique et nutritionnelle du produit. Les temps de réponse longs (heures, jours) caractéristiques des transformations agro-alimentaires font que la violation d'une contrainte doit être prédite longtemps à l'avance pour être évitée efficacement, d'où l'importance de la modélisation dynamique.

- **La commande optimale**. Un modèle suffisamment fiable peut être utilisé pour le calcul des conditions opératoires optimales qui respectent les contraintes imposées. L'optimalité fait référence à la qualité du produit, à la productivité, aux conditions de fonctionnement de l'installation ou à une combinaison de ces facteurs. Les procédés discontinus ne présentant pas de régime stabilisé, il ne s'agit pas d'optimiser un point de fonctionnement mais les *trajectoires* des variables d'état et de commande.

Dans les applications que nous développons, le modèle remplit en général plusieurs fonctions.

Pour montrer les différents rôles que remplit le modèle dans notre démarche, considérons l'étude que nous avons réalisé au CEMAGREF d'Antony sur la commande d'un procédé de réfrigération de fruits (Trelea *et al*. 1998). L'objectif est d'abaisser la température d'un lot de fruits conditionné en palette de la température de transport à la température de stockage, en utilisant un courant d'air froid. Les conditions aérauliques au sein de la palette sont fortement hétérogènes, avec des passages préférentiels et des zones mortes (figure 4). Les contraintes du procédé sont : (1) Température finale au point le plus chaud, i.e. au centre du fruit situé dans la zone du coefficient de transfert le plus faible, en dessous d'une valeur limite qui assure une bonne conservation. (2) Température au point le plus froid, c'est à dire à la surface du fruit situé dans la zone du coefficient de transfert le plus élevé, toujours au-dessus d'un valeur limite, qui empêche la dégradation par la maladie du froid. (3) Perte de masse finale au-dessus d'un seuil tolérable pour des raisons économiques. Parmi les différentes stratégies de conduite compatibles avec ces contraintes, il convient de choisir celle qui assure la réfrigération la plus rapide.

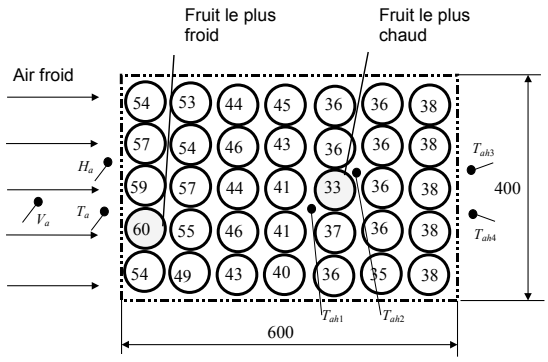


Figure 4. Hétérogénéité des coefficients de transfert ($Wm^{-1}K^{-1}$) au sein d'une palette de fruits (Alvarez 1992).

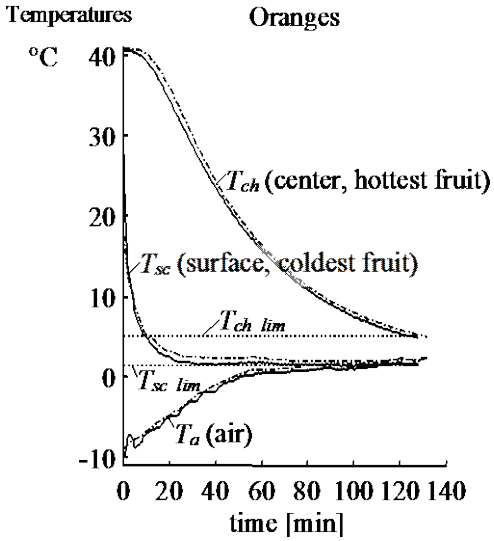


Figure 5. Evolution de la température de l'air et aux points critiques d'une palette de fruits : centre du fruit situé au point le plus chaud et surface du fruit situé au point le plus froid (Trelea *et al.* 1998). Valeurs mesurées (—), prédites par le modèle (– - –) et contraintes (·····).

Le modèle utilisé dans cette étude fait appel aux lois physiques du transfert de chaleur et de matière. Il a été mis au point par Graciela Alvarez (Alvarez 1992 ; Alvarez et Trystram 1995) et revu pour améliorer les propriétés de simulation numérique. Le modèle sert (1) pour identifier les mécanismes de transfert limitants, (2) pour estimer la température aux points critiques (non accessibles en conditions industrielles) de la palette de fruits, (3) pour prédire son évolution dans le cadre d'une interface de supervision avancée, et finalement (4) pour optimiser la productivité du procédé tout en assurant le respect des contraintes mentionnées, en dépit des perturbations éventuelles (Figure 5).

Quel modèle pour quelle utilisation ?

Suivant le contexte et les contraintes des différentes applications, nous avons été amenés à utiliser une grande variété de modèles. La classification présentée n'est qu'un exemple parmi de nombreuses autres classifications possibles, mais elle présente l'avantage de mettre en évidence le lien entre les propriétés d'un modèle et son utilisation.

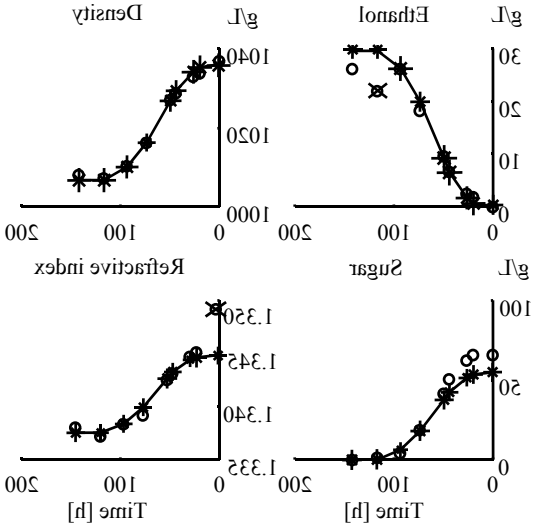


Figure 6. Réconciliation des données (éthanol, sucre, densité, indice de réfraction) dans la fermentation brassicole (Trelea *et al.* 2001a). Valeurs mesurées (o), valeurs les plus probables (∗) et valeurs aberrantes (x).

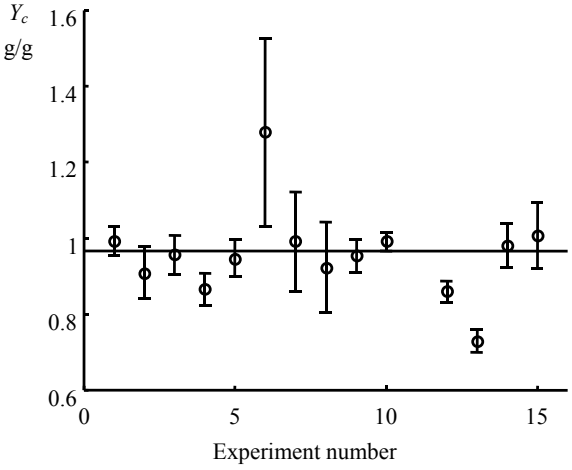


Figure 7. Détection des fuites de CO_2 et des erreurs de saisie informatique à partir du rendement massique du CO_2 sur éthanol produit (Trelea *et al.* 2001a).

Modèles statiques et modèles dynamiques

Un modèle *statique* décrit une relation entre les variables d'un procédé à un instant donné. Il prend la forme d'une équation ou d'un système d'équations algébriques, en général non linéaires. Un modèle *dynamique* décrit l'évolution des variables dans le temps. Mathématiquement, c'est un jeu d'équations différentielles ou à différences. Nous utilisons essentiellement des modèles dynamiques car les procédés discontinus sont caractérisées par une évolution ininterrompue des variables dans le temps.

Néanmoins, les modèles dynamiques comportent souvent des relations statiques entre les variables qu'il est utile d'exploiter séparément. C'est typiquement le cas des équations de bilan (de matière, d'énergie, de charge électrique, etc.) dans les réactions biologiques et biochimiques qui peuvent, par une écriture judicieuse du modèle, être séparées des équations cinétiques. Les équations de bilan sont souvent mieux connues et plus fiables que les équations cinétiques, qui dépendent, elles, de l'état physiologique du micro-organisme, de l'état de son système enzymatique à un instant donné, de la présence de micro-éléments non mesurés ou d'autres facteurs mal connus et mal maîtrisés (Andrews 1993). Une démarche systématique qui exploite la séparation des relations algébriques et cinétiques pour construire

des estimateurs d'état fiables et indépendants de la cinétique, a été développée par Bastin et Dochain (1990).

La plupart des travaux de notre équipe sur la fermentation alcoolique, aussi bien en brasserie qu'en œnologie, s'appuient sur la proportionnalité entre la consommation des sucres fermentescibles et la production d'éthanol et de CO_2 (El Haloui *et al*. 1988, Corrieu *et al*. 1996, Corrieu *et al*. 2000). Cette relation statique, dérivée d'un bilan massique, est valable à tout instant et indépendamment des conditions opératoires. Elle est utilisée pour l'estimation en ligne et la prédiction des variables difficilement mesurables (sucres, densité, éthanol) à partir de grandeurs plus facilement accessibles en ligne (CO_2). Les logiciels développés dans notre équipe (OENOCONTROL®, BEER CONTROL®) installés sur plusieurs sites industriels partenaires, sont également basés là-dessus. Nous nous sommes appuyés sur cette même relation de proportionnalité pour réaliser la réconciliation de données obtenues dans le cadre du programme de recherche sur la production des composées aromatiques dans la bière, programme que nous allons détailler plus loin. La réconciliation des données (Trelea *et al*. 2001a) a permis de déterminer, à partir d'un ensemble de 15 fermentations disponibles, des rendements fiables, de détecter les données aberrantes (comme les erreurs de mesure, figure 6, et les fuites de CO_2, figure 7) ainsi que d'assurer la cohérence de l'ensemble de la base de données. Ce travail de réconciliation s'est révélé très bénéfique pour la suite de l'étude, notamment en ce qui concerne la modélisation des composés aromatiques.

Modèles mécanistiques et modèles de représentation

Un modèle *mécanistique* décrit les phénomènes observés en s'appuyant sur les lois fondamentales de la nature (physique, chimie, biologie). Le terme de « modèle mécanistique », ou encore « modèle de connaissance », signifie que son écriture implique la connaissance détaillée des mécanismes intimes impliqués dans la transformation du produit. Un modèle de *représentation*, ou encore « empirique » ou « boîte noire », est basé sur l'ajustement aux données expérimentales de fonctions mathématiques arbitraires, choisies pour leur seule capacité à représenter les données disponibles.

A notre sens, la séparation entre les deux catégories n'est pas univoque, pour au moins deux raisons :

- Un mélange d'approches mécanistiques et de représentation coexiste souvent au sein d'un modèle global. Typiquement, en biotechnologie les lois fondamentales de conservation de matière et d'énergie sont combinées avec les lois cinétiques empiriques.

Considérons le modèle du processus d'affinage du fromage sur lequel nous travaillons dans le cadre du stage de fin d'études et du DEA de Haythem Riahi. Ce modèle est basé sur une série de 12 essais de fabrication fromagère réalisés dans notre laboratoire, par l'équipe « Flores d'affinage ». Le modèle comporte une partie mécanistique, qui décrit l'activité des bactéries lactiques, la croissance de la levure de surface, la consommation et la diffusion des substrats dans le fromage. Mais il comporte également une partie empirique,

qui décrit, par des fonctions polynomiales arbitraires, l'effet des conditions opératoires étudiées (température, humidité) sur l'activité des micro-organismes (vitesse de croissance, vitesse de consommation des substrats). L'utilisation des fonctions empiriques a été rendue nécessaire car les mécanismes d'action des conditions opératoires sur la physiologie des micro-organismes ne sont pas suffisamment connus. Ils sont d'ailleurs probablement beaucoup trop complexes par rapport à la finalité du modèle : estimation, prédiction et pilotage de l'état d'affinage. La démarche de l'équipe du CEMAGREF de Clermont-Ferrand, devant un problème similaire (thèse de Laure Agioux), consiste à utiliser un modèle symbolique et qui intègre la connaissance empirique des opérateurs (Ioannou *et al.*, 2002). Ce modèle a l'avantage de la simplicité, de l'absence d'hypothèses et d'absence d'ajustement. Sa limite vient, à notre sens, de l'absence de lien entre le produit, le hâloir et le processus d'affinage. Sa contribution à la compréhension des phénomènes complexes impliqués dans l'affinage est aussi plutôt limitée. Or, pour notre laboratoire, c'est un enjeu scientifique important en soi. La démarche adoptée dans le projet d'ingénieur d'Alexandra Capbern (2000), que nous avons co-encadré, se situe à l'autre extrême : la description de certains mécanismes est tellement détaillée, qu'elle fait appel à des grandeurs non mesurées, et de ce fait le modèle est difficilement validable. Bien évidemment, selon l'objectif poursuivi, plusieurs approches d'un même problème peuvent très bien se défendre.

- Le degré d'empirisme d'une loi donnée est discutable. Par exemple, la loi d'Arrhenius qui traduit la vitesse d'une réaction en fonction de la température a une justification statistique dans des hypothèses bien précises. Elle a pourtant été utilisée avec succès pour décrire de nombreux phénomènes, par exemple une vitesse de dégradation de la qualité du riz par fissuration mécanique (Abud *et al*. 2000, Olmos *et al*. 2002). Dans ce contexte, elle apparaît plutôt comme une loi empirique : l'ajustement aux données expérimentales s'est avéré bon dans un domaine donné de températures, alors qu'il n'y avait pas forcément de justification fondamentale pour l'expression mathématique considérée.

Dans nos travaux, nous avons utilisé toute la gamme de modèles, des réseaux de neurones artificiels (modèles empiriques par excellence) aux lois fondamentales comme la conservation des espèces atomiques. Le choix a été guidé par les avantages relatifs de chaque type de modèle dans un contexte donné. De manière générale, un modèle mécanistique est plus fiable et extrapolable par rapport aux conditions opératoires et à l'échelle du procédé. Par exemple, la structure de notre modèle de la fermentation alcoolique en brasserie, développé à partir d'expériences réalisées en laboratoire et sur une souche de levures particulière, s'est avérée valable à l'échelle industrielle (société De Konninck, notre partenaire dans le projet européen CRAFT) ainsi que pour plusieurs souches de levures de fermentation haute et de fermentation basse (master d'Olivier Duthoit 2002). En revanche, dès qu'on tente de décrire le détails des phénomènes, il peut s'avérer très lourd à élaborer, à identifier et à utiliser, notamment pour la commande et l'optimisation en temps réel que nous abordons. Un modèle de représentation est plus simple et plus rapide à mettre en œuvre mais sa validité est plus limitée. Il peut

nécessiter une grande quantité de données expérimentales pour atteindre un niveau de fiabilité acceptable. Mais il correspond à la seule démarche possible quand les mécanismes intimes des phénomènes sont insuffisamment connus ou trop complexes, ce qui est souvent le cas des procédés alimentaires et biologiques.

Notre expérience tend à montrer qu'il est avantageux de chercher un juste compromis entre la généralité et la robustesse d'une part et la simplicité et la vitesse de calcul d'autre part. Le « juste » compromis est à établir en fonction de l'utilisation pressentie du modèle, du temps de développement disponible, de la connaissance existante et du volume de données expérimentales qu'il est envisageable de recueillir. Le cadre global fiable donné par les lois de la nature est à compléter par une information empirique, afin de garder une complexité raisonnable de l'ensemble. Il est toujours souhaitable d'assortir la modélisation empirique de garde-fous en imposant des propriétés génériques, comme la positivité ou la monotonie des variables.

Reprenons le cas de la réconciliation des données sur la fermentation alcoolique cité plus haut. Sur la figure 6, la concentration initiale en éthanol, ainsi que la concentration finale en sucres fermentescibles, valent exactement zéro parce que cette contrainte a été imposée explicitement (Trelea *et al*. 2001a), sur la base de la connaissance du phénomène de fermentation. Autrement, au gré des erreurs de mesure aléatoires, les valeurs même réconciliées peuvent très bien se retrouver légèrement positives ou même négatives, ce qui n'a évidemment pas de sens. De même, une contrainte de monotonie a été imposée explicitement. Sans elle, la concentration en éthanol sur la figure 6 (par exemple) apparaîtrait décroissante à la fin, ce qui est biologiquement et thermodynamiquement impossible dans les conditions opératoires présentes (anaérobiose). Afin d'estimer les vitesses de fermentation à partir des données réconciliées, nous avons imposé des conditions supplémentaires de régularité (condition de courbe lisse, figure 8). Par ailleurs, nous utilisons systématiquement la régularisation lors de la construction des réseaux de neurones artificiels, qui sont des modèles totalement empiriques. Ceci permet d'éviter des comportements aberrants et d'assurer une interpolation correcte dans des zones où peu de données expérimentales sont disponibles (MacKay 1992, Trelea 1999).

Souvent, plusieurs approches alternatives, avec un degré d'empirisme variable, peuvent se défendre pour une même application.

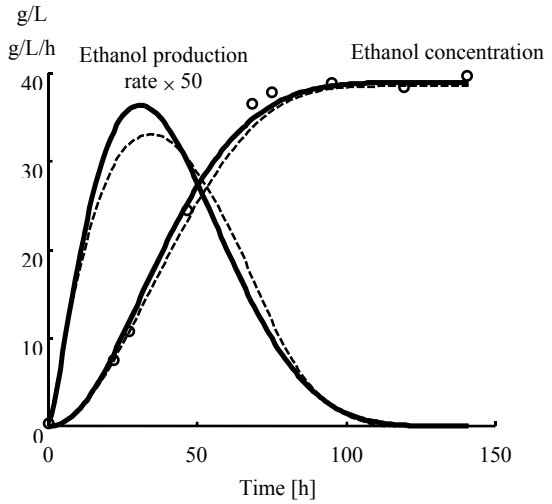


Figure 8. Estimation de la vitesse de fermentation à partir de mesures de concentration réconciliées (Trelea *et al*. 2001a). Valeurs mesurées (o) et valeurs les plus probables (—).

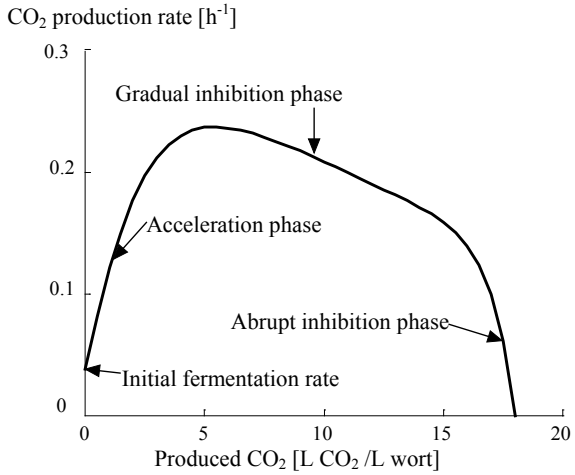


Figure 9. Les différentes phases d'une cinétique de fermentation brassicole typique. Elles peuvent être décrites soit par des paramètres à signification biochimique soit par des courbes empiriques (Trelea *et al*. 2001b).

La modélisation dynamique de la fermentation alcoolique a été étudiée en détail dans la thèse de Mariana Titica (2000a) à laquelle nous avons étroitement collaboré. Trois types de modèles ont été proposés et comparés, en collaboration avec l'équipe de modélisation et commande des bioprocédés du professeur Arlette Chéruy du Laboratoire d'Automatique de Grenoble. Les modèles ont été comparés du point de vue de la précision, de la capacité de généralisation (interpolation et extrapolation), de l'identification des paramètres et de l'interprétation de la structure et des coefficients (Trelea *et al*. 2001b). Sur les trois modèles comparés, l'un était basé sur la connaissance biochimique de la fermentation, le deuxième sur la forme graphique des courbes cinétiques (figure 9) et le troisième sur les réseaux de neurones artificiels. Du point de vue de la précision, les trois modèles se sont avérés équivalents. Du point de vue de la robustesse face aux situations non rencontrées dans la phase de la mise au point, les deux premiers étaient nettement meilleurs que le réseau de neurones. On pouvait s'y attendre, car ils intègrent une représentation propre au phénomène étudié, à la différence du réseau de neurones qui est totalement « aveugle ». Les paramètres des deux premiers modèles ont une interprétation claire, mais de nature différente : biochimique pour l'un, purement graphique pour l'autre.

On peut constater que l'étude citée (Trelea *et al*. 2001b) a été menée dans des conditions particulièrement difficiles pour un modèle de représentation : données expérimentales assez limitées par rapport au nombre et à l'étendue des conditions opératoires étudiées, tests en extrapolation. Dans une telle situation, une connaissance complémentaire, en dehors des données expérimentales brutes, est nécessaire pour rendre l'ensemble plus robuste, ce qui a été effectivement constaté. Les modèles de représentation, et les réseaux de neurones en particulier, représentent toutefois des alternatives viables si le domaine expérimental est limité

et les données suffisamment nombreuses pour adopter un point de vue statistique sur la validité du modèle. Or, c'est souvent le cas lors de l'étude de procédés industriels, dont nous allons donner des exemples plus loin.

Les approches à la modélisation d'un même phénomène peuvent être également très différentes si les finalités sont différentes.

Considérons le procédé de friture, sur lequel nous avons en partie travaillé en parallèle avec Olivier Vitrac. Dans sa thèse, Olivier Vitrac (2000) s'est attaché à décrire les phénomènes complexes de transfert de matière (eau liquide, vapeur, huile) et de chaleur (convection, conduction) avec un objectif d'élucidation et d'interprétation des mécanismes. Il a abouti à un modèle physique, interprétable et explicatif, mais assez complexe et long à simuler (équations différentielles avec dérivées partielles). Notre objectif, en revanche, était l'estimation de l'état et la commande du procédé. Il fallait donc être capable de simuler le modèle plusieurs dizaines, voire centaines de fois pendant les quelques minutes que dure le procédé de friture. Le modèle que nous avons utilisé est donc largement empirique, pas du tout explicatif, mais nettement plus simple et plus rapide à calculer (Trystram *et al*. 1999). De par sa structure, il intègre quand même des éléments de robustesse qui font que son comportement, dans des conditions non utilisées lors de la mise au point, est *prévisible* et cohérent, même si les prédictions ne sont pas précises. Le temps de mise au point du modèle empirique a été également nettement plus court, un mois contre deux ans, hors expérimentation.

Modèles paramétriques et non paramétriques

La modélisation est l'art de résumer, sous une forme mathématique concise, une grande quantité d'information théorique, empirique et expérimentale relative au déroulement du phénomène étudié. Qualitativement cette information se retrouve dans la structure des équations, et quantitativement, dans la valeurs des paramètres numériques. Le modèle est dit *paramétrique* si l'information est fortement résumée en un petit nombre de paramètres qui décrivent une large gamme de comportements. Le modèle est dit *non paramétrique* si la forme mathématique est « libre » et sa description nécessite un grand nombre de valeurs.

La transition entre les modèles paramétriques et non paramétriques est graduelle. La décision de ranger un modèle dans l'une ou l'autre des catégories est parfois subjective. Par exemple, les réseaux de neurones artificiels peuvent être qualifiés de modèles paramétriques, dans la mesure où ils résument des bases de données de milliers de valeurs expérimentales sous la forme de quelques dizaines de coefficients. Parfois, ils sont considérées comme non paramétriques, car la forme de la fonction reproduite est *a priori* libre, et parce que, par rapport aux modèles physiques et biologiques, quelques dizaines de paramètres reste un nombre élevé. Comme les autres modèles non paramétriques, ils nécessitent des procédures

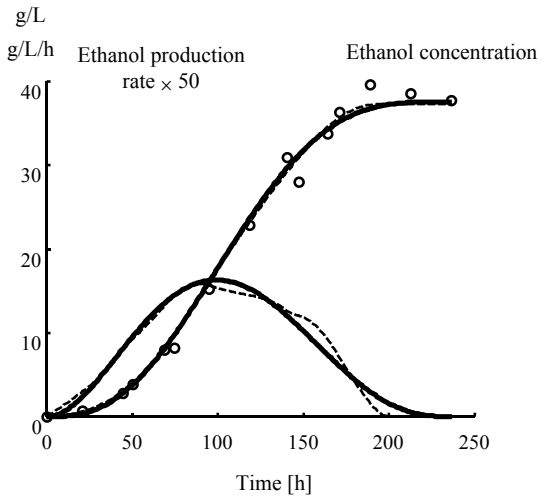


Figure 10. Estimation de la vitesse de fermentation à partir de mesures de concentration réconciliées (Trelea *et al*. 2001a). Valeurs mesurées (o), valeurs interpolées par un modèle paramétrique (—) et non paramétrique (– – –).

de régularisation (ex. MacKay 1992) pour éviter que les degrés de liberté excédentaires ne produisent des comportements inattendus et aberrants.

Par ailleurs, un même jeu de données peut être modélisé de plusieurs façons, selon la confiance relative que l'on est prêt à accorder à la connaissance a priori et aux données.

Exemple. Revenons sur l'estimation de la vitesse de la fermentation alcoolique à partir des mesures ponctuelles de concentration (Trelea *et al*. 2001a). Le calcul de la vitesse nécessite des valeurs beaucoup plus fréquentes qu'il n'est possible d'en obtenir par prélèvements expérimentaux, donc des valeurs interpolées. La figure 10 montre la vitesse calculée par interpolation avec un modèle paramétrique (analytique) et un modèle non paramétrique (forme libre). L'ajustement des deux modèles aux données expérimentales est pratiquement identique. Toutefois, les vitesses calculées présentent des différences. Le modèle non paramétrique met en évidence plusieurs phases dans la cinétique de fermentation, auxquelles on peut attribuer un sens biologique (à rapprocher de la figure 9). Le modèle paramétrique, en revanche, gomme totalement cette structure fine des données, car les phases en question n'ont pas été incluses *a priori* dans la forme analytique des équations.

Cette disponibilité des modèles non paramétriques de s'adapter à la forme des données représente à la fois une richesse, comme dans l'exemple considéré, mais aussi un danger face aux erreurs de mesure et aux données aberrantes. Un modèle paramétrique est plus rigide, mais si sa structure est bien choisie et validée, il représente un rempart contre les aléas de la mesure, particulièrement précieux lors d'une utilisation en temps réel.

Nous présenterons plus loin d'autres exemples d'utilisation de modèles paramétriques et non paramétriques.

Fiabilité des modèles et incertitudes

La précision et le pouvoir prédictif d'un modèle sont nécessairement limités. D'une part, sa structure reflète l'image que son auteur a des phénomènes mis en jeu, image qui est

nécessairement partielle, imparfaite et qui fait appel à de nombreuses hypothèses simplificatrices. D'autre part, la valeur numérique des coefficients est déduite de données expérimentales, entachées, elles aussi, d'incertitude.

L'incertitude de modélisation est inévitable quel que soit le domaine considéré, mais elle s'avère particulièrement importante dès que des matières issues du vivant ou des micro-organismes sont impliqués. Nous avons rencontré plusieurs situations où l'incertitude était forte au point de rendre le modèle inutilisable, aussi bien pour valider ou infirmer des hypothèses que pour l'estimation de l'état, la prédiction ou la commande. Nous avons proposé une démarche qui consiste à mettre en évidence des invariants relativement fiables et à compléter l'information manquante par des mesures en ligne spécifiques à chaque batch. Les incertitudes sont décrites explicitement par des distributions de probabilité associées aux paramètres et aux variables d'état. Des exemples de prise en compte des incertitudes de modélisation dans l'estimation de l'état et la commande des procédés sont détaillés dans les chapitres sur l'estimation de l'état et la commande.

Conclusion

Nous avons vu que, face au grand éventail de types de modèles existants, le choix d'un de modèle approprié pour une application donnée est une question complexe. Entrent en ligne de compte l'utilisation pressentie du modèle, l'état de connaissance du phénomène modélisé, la quantité et la nature des données expérimentales existantes et de celles qu'il serait possible de recueillir, la durée envisagé pour l'étude ainsi que les moyens alloués.

Il n'existe probablement pas de choix unique satisfaisant de tout point de vue, mais une multitude de choix possibles, chacun avec ses avantages et ses inconvénients. Néanmoins, notre expérience tend à montrer que, dans la mesure du possible, il est souhaitable de fonder une démarche de modélisation sur la recherche des relations invariantes les plus générales entre les grandeurs impliquées et de compléter ce cadre par des relations de plus en plus empiriques jusqu'à obtention du niveau de description souhaité. L'ossature de relations invariantes confère au modèle sa robustesse et sa généralité. Le tissu de relations empiriques le rend adaptable aux diverses utilisations potentielles et évolutif face à l'avancement de la connaissance et aux changements du produit et du procédé. Par ailleurs cette structure hiérarchique contribue à déterminer la démarche expérimentale pertinente pour identifier et valider le modèle.

Mesure indirecte, estimation de l'état et des paramètres. Capteurs logiciels

Pourquoi développer des capteurs logiciels ?

Les propriétés qui caractérisent les produits alimentaires et biologiques sont très diverses :

- organoleptiques, par exemple texture, arôme, couleur
- technologiques : densité, viscosité, teneur en eau
- nutritionnelles : valeur énergétique, teneur en lipides, glucides, protéines, vitamines…
- microbiologiques : concentration en micro-organismes, toxines issues de réactions biologiques, activité enzymatique, etc.

De plus, un contrôle et une conduite efficaces de la ligne de production nécessitent des mesures fréquentes et immédiatement disponibles.

Ces besoins sont à mettre en face des solutions existantes, par ordre croissant de difficulté de mise en œuvre et de temps de réponse :

- mesures courantes : température, débit, pression, poids, niveau
- mesures réalisables au prix de l'adaptation (parfois délicate) au contexte agro-alimentaire de mesures disponibles par ailleurs : pH (contraintes de fragilité, de stabilité à la stérilisation, de maintenance), forme et couleur par caméra numérique (éclairage non uniforme, environnement poussiéreux, vibrations) etc.
- mesures de laboratoire difficilement transposables en milieu industriel pour des raisons de coût, de fragilité et de maintenance, par exemple chromatographie en phase liquide et gazeuse, spectroscopie de masse, imagerie par résonance magnétique nucléaire.
- analyse sensorielle par des panels d'experts qu'il faut réunir et entraîner régulièrement.

Le décalage entre les besoins d'information sur le produit et sur le procédé et les solutions technologiques disponibles est bien reconnu dans le monde des industries alimentaires et

biologiques (Charikane et Trystram 2000). C'est l'un des principaux verrous pour l'automatisation et la maîtrise des procédés. Deux voies se dégagent pour pallier aux difficultés liées à la mesure :

- la mise au point de nouveaux capteurs ou l'adaptation de capteurs existants. A terme, les perspectives sont prometteuses mais, dans la pratique, ce type de développement est long et coûteux pour un résultat souvent incertain. A titre d'exemple de développements réussis, on peut citer les capteurs basés sur le rayonnement (infrarouge, visible, X, gamma) pour des grandeurs aussi diverses que le niveau, le taux de glucides ou la coagulation du lait.
- la création d'une information élaborée à partir de plusieurs mesures simples. L'ingrédient essentiel est la connaissance du couple procédé - produit, notamment des relations entre les mesures disponibles et celles que l'on cherche à synthétiser. Le résultat est un capteur combiné, appelé aussi capteur intelligent ou capteur logiciel, en référence au traitement d'information complexe mis en œuvre.

Ces deux voies sont complémentaires et s'enrichissent mutuellement. La mesure donnée par un nouveau capteur peut enrichir et fiabiliser l'estimation donnée par un capteur logiciel. Inversement, la mise au point d'un nouveau capteur peut demander un traitement informatique avancé.

En ce qui nous concerne, nos travaux s'inscrivent dans la deuxième voie citée, celle de la synthèse d'information pertinente à partir de mesures facilement disponibles, avec correction éventuelle en temps réel par des mesures plus directes mais rares et perturbées.

Connaissance a priori *et mesure en temps réel*

Un capteur logiciel fournit une mesure synthétique de « haut niveau » à partir de deux types d'information :

- une ou plusieurs mesures directes. C'est l'ingrédient indispensable pour apporter l'information sur l'état effectif du procédé à un moment donné.
- un modèle qui relie les mesures directes aux grandeurs que l'un cherche à obtenir indirectement. Le modèle englobe la connaissance disponible *a priori* sur le procédé. Cette connaissance peut être statique (bilans, relations stœchiométriques) ou dynamique (vitesse de réaction ou de transformation).

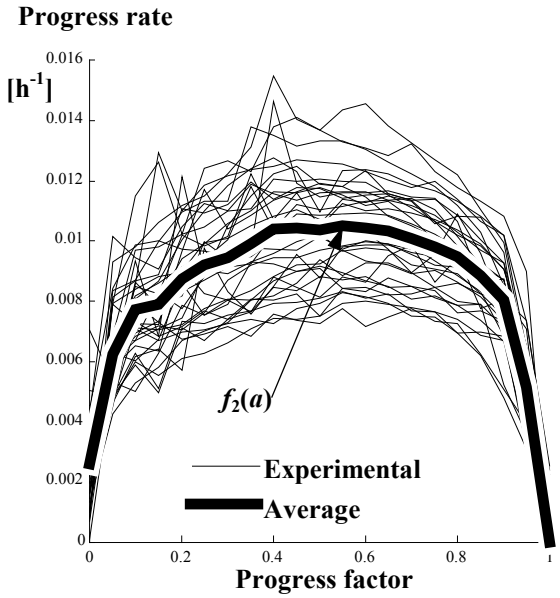


Figure 11. Vitesse d'avancement de la fermentation alcoolique en fonction du degré d'avancement (0 = début de la fermentation, 1 = fin) pour 43 essais industriels (Corrieu *et al*. 2000).

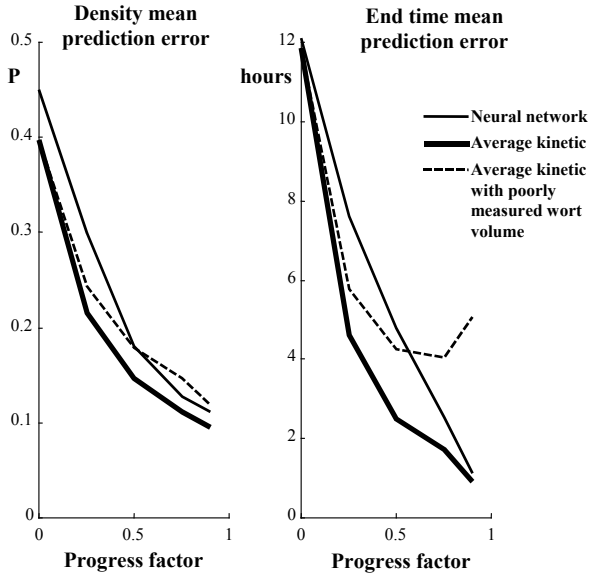


Figure 12. L'erreur de prédiction de la densité du moût et du temps de fin de fermentation diminue au fur et à mesure que plus de mesures en temps réel deviennent disponibles (Corrieu *et al*. 2000).

La connaissance *a priori* et la mesure en ligne sont complémentaires. Un modèle très fiable (connaissance *a priori* solide) pourrait en principe se contenter de très peu de mesures, étant capable de décrire les phénomènes d'intérêt avec peu de réajustements en ligne. Malheureusement, la complexité des phénomènes impliqués dans les procédés alimentaires et biologiques fait que ce type de modèle ne sera probablement pas disponible avant longtemps pour un grand nombre d'opérations unitaires. Réciproquement, un modèle grossier peut s'avérer très utile à condition d'être épaulé par des mesures pertinentes et fiables. Mais les mesures pertinentes et fiables sont plutôt l'exception en IAB.

Exemple. Pour illustrer la complémentarité dans l'utilisation de l'information a priori et en temps réel, considérons l'étude réalisée dans le cadre d'un contrat ANVAR avec la société IMEGA ŒNOLOGIE, l'Institut Français de Brasserie et de Malterie et les brasseries Meteor. L'analyse de plusieurs dizaines de fermentations industrielles a montré que, pour des fabrications en principe identiques, la durée de la fermentation se situe entre 4 et 7 jours. La cause exacte de cette variabilité n'est pas connue. Plusieurs hypothèses peuvent être avancées, comme l'état physiologique de la levure après un nombre variable de recyclages. La demande de la société Meteor n'était pas de rechercher la cause de la variabilité, mais de prédire la durée et le déroulement du processus sur la base des données disponibles au démarrage et d'affiner la prédiction en temps réel, au fur et à mesure que de nouvelles mesures deviennent disponibles. La solution que nous avons apportée part du constat de l'invariance de la *forme* de la cinétique de fermentation (figure 11),

après compensation de l'effet de la température. Les différentes fabrications sont globalement plus ou moins rapides, mais se déroulent selon un même schéma. Aux erreurs expérimentales près, elles peuvent toutes être obtenues à partir d'une même cinétique moyenne (figure 11) affectée d'un coefficient d'accélération ou de ralentissement estimé en temps réel (Corrieu *et al.* 2000). L'estimation du coefficient devient de plus en plus précise quand la fermentation avance, améliorant en même temps la prédiction de la densité du moût (paramètre utilisé industriellement pour caractériser l'état de la transformation des sucres en éthanol) et du temps de fin de fermentation (figure 12). Deux modèles ont été testés dans cette application, avec des résultats comparables : un réseau de neurones artificiels dynamique et un modèle non paramétrique de la cinétique moyenne. Le modèle non paramétrique prend ici la forme d'une table de vitesses d'avancement en fonction du degré d'avancement (fraction des sucres consommées, d'éthanol ou de CO_2 produit).

Une démarche similaire a été utilisée dans le cadre d'un projet européen CRAFT. Les fonctionnalités d'estimation en temps réel du coefficient d'accélération ou de ralentissement d'une fermentation donnée, ainsi que de prédiction des variables clé (concentrations en sucres, en éthanol et densité du moût) ont été intégrées dans le logiciel de supervision BEER CONTROL®, réalisé au sein de notre équipe par Bruno Perret et installé dans les brasseries partenaires du projet, notamment la brasserie belge DeKonninck.

Tout l'art de la construction d'un capteur logiciel est donc dans un compromis judicieux entre la complexité et la fiabilité du modèle d'une part et la bonne utilisation des mesures disponibles d'autre part.

Mesure indirecte

Selon les informations *a priori* et en temps réel disponibles et selon la façon de les combiner, Chéruy et Flaus (1994) distinguent la mesure indirecte et l'estimation de l'état.

Une mesure indirecte **statique** fait appel à une corrélation, simple ou multiple, linéaire ou non, entre les variables mesurées et les grandeurs d'intérêt. L'exemple typique est l'utilisation de la stœchiométrie ou, plus généralement, de la constance des rendements, en biotechnologie.

Dans nos travaux sur la fermentation alcoolique, nous faisons appel systématiquement à la relation linéaire qui existe entre la consommation des sucres fermentescibles, la production d'éthanol et de CO_2. Cette équation de Gay-Lussac découle d'un bilan des espèces atomiques (Williams 1982), notamment carbone et oxygène, et se vérifie très bien expérimentalement (figure 13). Dans le cas de la mesure indirecte, nous utilisons cette relation pour déduire la quantité de sucres fermentescibles consommées et d'éthanol produit à partir de la mesure en temps réel du CO_2 dégagé.

Dans sa thèse, Eric Latrille (1994) a mis en évidence une relation non linéaire statique entre la variation du pH lors de la fabrication du yaourt brassé et la variation de la conductivité électrique du milieu. Les variations de pH et de conductivité ont une même base physique, la production de l'ion lactate. Toutefois, la relation n'est

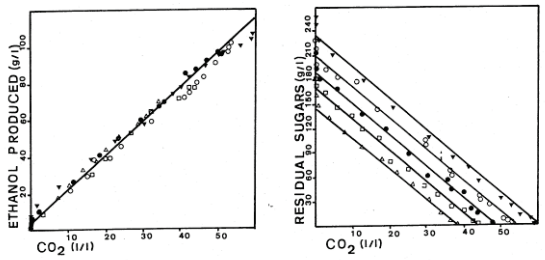


Figure 13. Relation linéaire entre CO_2 produit, éthanol produit et sucre consommé lors de la fermentation alcoolique (El Haloui 1989).

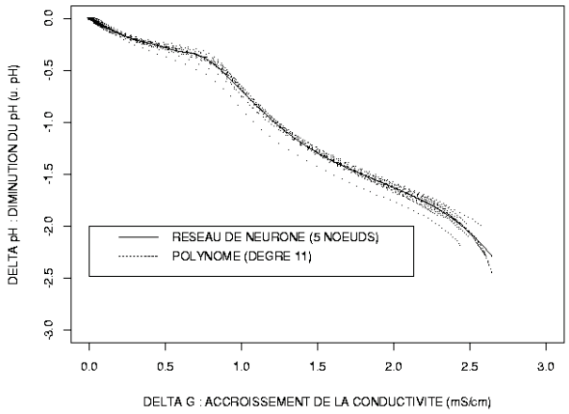


Figure 14. Mesure indirecte statique du pH du yaourt à partir d'une mesure en ligne de conductivité électrique (Latrille 1994).

pas linéaire car entrent en ligne de compte le pouvoir tampon du lait et la mobilité des ions, affectée par la coagulation du lait. Cette relation non linéaire (figure 14), éventuellement corrigée par la température, est à la base de la mesure indirecte du pH à l'aide d'un capteur de conductivité, nettement plus robuste et facile à exploiter en conditions industrielles qu'une sonde de pH.

Une mesure indirecte **dynamique** fait appel à un modèle dynamique du procédé dans lequel certaines variables d'état sont substituées en fonction de la mesure. Les variables restantes sont simulées fournissant la mesure indirecte recherchée.

Nous avons utilisé une mesure indirecte dynamique pour déterminer la qualité amidonnière du maïs pendant le séchage. La qualité amidonnière exprime la facilité de séparer l'amidon des protéines pendant l'utilisation industrielle du maïs. La vitesse de dégradation de la qualité dépend fortement de la température de séchage (Courtois 1991). La qualité amidonnière ne peut pas être déterminée en temps réel mais uniquement par des mesures de laboratoire. Or, une mesure de qualité en temps réel nous était nécessaire pour réaliser une rétroaction qui permettait de respecter le cahier de charges du produit fini (figure 15) face à diverses perturbations internes (état initial du grain) et externes (humidité de l'air ambiant, panne du séchoir, etc.). La mesure indirecte de qualité a été fournie par un modèle dynamique à base de réseaux de neurones artificiels, dans lequel la température de l'air provenait d'une mesure directe (Trelea *et al*. 1997c).

Estimation de l'état et des paramètres

Dans l'acception de Chéruy et Flaus (1994), l'estimation de l'état se distingue de la mesure indirecte par la présence d'un mécanisme de compensation de l'erreur d'estimation. La compensation se fait en fonction de l'écart constaté entre la mesure d'une réponse du procédé

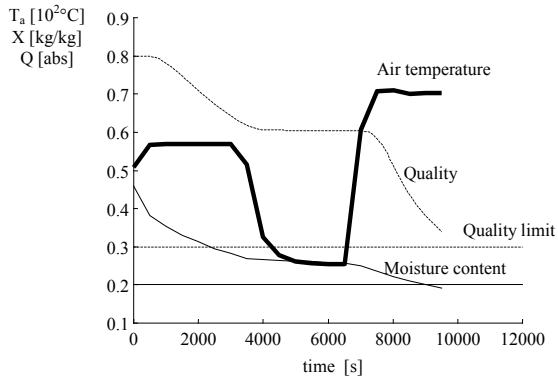


Figure 15. La mesure indirecte de la qualité amidonnière permet de réaliser une rétroaction sur la température de l'air pour compenser les effets de la panne temporaire du séchoir, sans dépasser la qualité limite inférieure spécifiée dans le cahier des charges (Trelea *et al*. 1997c).

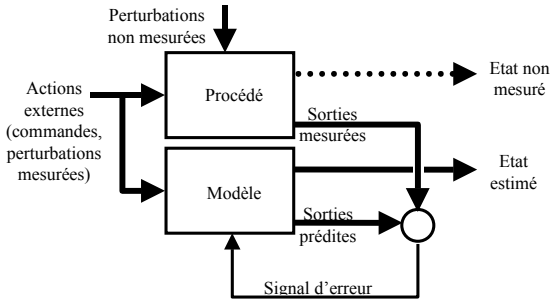


Figure 16. Mécanisme de compensation de l'erreur pour l'estimation de l'état non mesurable d'un procédé.

et le calcul de la même grandeur par le modèle. Du point de vue de l'automatique, l'estimateur fonctionne en boucle fermée (figure 16), à la différence du modèle utilisé dans la mesure indirecte qui fonctionne en boucle ouverte. Remarque : il ne s'agit pas ici du fonctionnement du *procédé* en boucle ouverte ou fermée, mais de son *modèle* contenu dans le capteur logiciel.

La compensation peut prendre des formes très variées. Dans le cas classique du **filtre de Kalman**, simple ou étendu, à l'arrivée de chaque nouvelle mesure les variables d'état du modèle sont corrigées par une valeur proportionnelle à l'écart entre la mesure et la valeur de la même variable calculée par le modèle. L'**estimateur à horizon glissant** (Boillereaux 1996) corrige le modèle pour s'ajuster à tout un ensemble de mesures récentes. Les corrections peuvent porter sur les variables d'état ou sur les paramètres. A notre sens, pour un modèle non linéaire, la distinction entre variable d'état et paramètre est plutôt arbitraire et basée sur l'échelle de temps de variation de la grandeur. L'état est « rapidement » variable tandis que le paramètre est constant, ou plutôt « lentement » variable : sa valeur peut être remise en cause à l'échelle de la durée du batch entier.

Considérons le travail sur l'estimation et la prédiction des concentrations en enzymes cellulolytiques réalisé par notre équipe pour la société Lesaffre Développement (Latrille *et al*. 2002) dans le cadre d'un projet PACTE associant le CNRS, l'INRA et plusieurs industriels. La production des enzymes par le champignon filamenteux se déroule en deux étapes : une phase de croissance, qui vise à générer la biomasse utile, puis une phase d'excrétion des enzymes désirées dans le milieu de culture. Une bonne maîtrise du procédé nécessite de

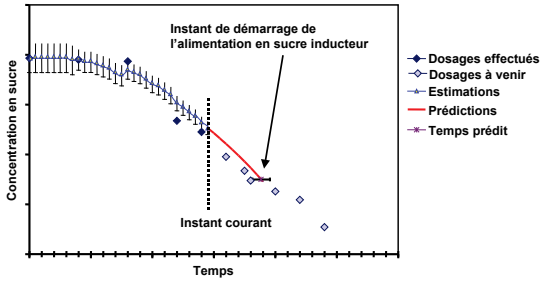


Figure 17. Estimation et prédiction de la concentration en sucre dans la phase de croissance du champignon filamenteux. Les intervalles de confiance diminuent quand des nouveaux dosages sont pris en compte (Latrille *et al*. 2002).

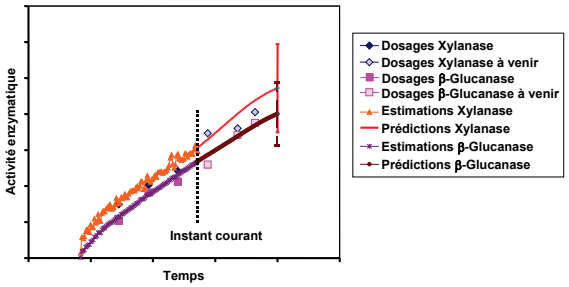


Figure 18. Estimation et prédiction de la concentration de deux enzymes cellulolytiques produites par un champignon filamenteux (Latrille *et al*. 2002).

connaître les concentrations en sucre résiduel et les niveaux des activités enzymatiques au cours du temps et en fin de culture. Classiquement, l'accès à ces valeurs n'est possible qu'en réalisant des dosages biochimiques hors ligne. Les résultats ne sont disponibles que plusieurs heures plus tard. Ces opérations rendent difficiles le pilotage du procédé et le diagnostic précoce d'éventuelles anomalies. Elles placent l'opérateur dans une position délicate vis à vis de contraintes organisationnelles, comme la gestion des fermentations ou la synchronisation des opérations unitaires. Les capteurs logiciels que nous proposons sont à base de réseaux de neurones artificiels mais intègrent également des équation de bilan de matière validées au préalable. Ils permettent (1) d'estimer et de prédire l'évolution des concentrations en sucres résiduels et en biomasse au cours de la phase de croissance, pour prédire l'instant de démarrage de la phase d'induction enzymatique, (2) d'estimer les activités des enzymes produites et de prédire leurs valeurs entre l'instant courant et la fin de la culture. Le capteur logiciel constitue un outil d'aide à la décision (figures 17 et 18). Il peut fonctionner comme une mesure indirecte dynamique, sur la base des mesures en ligne d'ammoniaque et de sucre ajoutés, de CO_2 dégagé et de pH. Il peut aussi fonctionner comme estimateur, en se calant sur d'éventuels dosages biochimiques disponibles, même rares, irréguliers et affectées d'erreurs expérimentales. Enfin, il peut fonctionner comme prédicteur, en faisant l'hypothèse qu'entre l'instant courant et la fin de la phase en cours, les conditions opératoires suivront le protocole habituel. Les estimations et les prédictions sont toujours accompagnées d'un intervalle de confiance, qui diminue quand de nouveaux dosages hors ligne sont pris en compte. Le capteur logiciel développé a été mis en œuvre sur deux sites de la société Lesaffre Développement.

Dans l'application décrite, mais aussi dans la plupart de nos autres travaux, par exemple les procédés de réfrigération (Trelea 1997a), de fermentation alcoolique (Corrieu *et al.* 2000, Trelea *et al*. 2002), de friture (Trystram *et al*. 1999), nous utilisons surtout l'estimateur à horizon glissant pour sa facilité de réglage et sa robustesse. La robustesse est due à la prise en compte de tout le passé récent du procédé et non seulement de la dernière mesure. Le prix à payer est la complexité des calculs à effectuer en temps réel (une régression non linéaire). Les procédés sur lesquels nous travaillons durent entre plusieurs heures (séchage) et plusieurs

semaines (affinage du fromage). La période d'échantillonnage est supérieure à la minute, pouvant aller jusqu'à une heure ou plus. Dans ces conditions l'ajustement du modèle en temps réel ne pose pas de problème. Une exception est le procédé de friture, qui ne dure que quelques minutes, et pour lequel la vitesse des calculs constitue un point critique.

Par ailleurs, l'optimisation non linéaire nécessaire à l'estimateur à horizon glissant est numériquement fiable. A chaque période d'échantillonnage elle part de valeurs proches de l'optimum car un modèle bien choisi ne nécessite normalement que de petites corrections.

Prédiction

Un modèle dynamique, qu'il soit utilisé pour une mesure indirecte dynamique ou dans un estimateur, peut également servir pour la prédiction de l'évolution du procédé. Ceci est utile en soi, pour la prédiction du temps de fin du batch, par exemple. Mais la prédiction ouvre la voie à une rétroaction sur le procédé, en se basant sur les grandeurs futures, par exemple des cibles de qualité du produit obtenu à la fin du batch. Ce deuxième aspect est détaillé dans le chapitre « Commande et optimisation ».

Nous avons illustré précédemment la prédiction de l'avancement de la fermentation alcoolique et du temps de fin de fermentation (figure 12) ainsi que la prédiction de la consommation du substrat par un champignon filamenteux (figure 17) et la production de deux enzymes d'intérêt économique (figure 18). Dans le paragraphe suivant, nous présenterons la prédiction d'un composé aromatique indésirable dans la bière. Une autre application, sur laquelle notre équipe travaille en collaboration avec Arilait, concerne l'égouttage des fromages à pâte molle. L'égouttage est un phénomène complexe, provoqué par l'action de la présure et l'activité acidifiante des bactéries lactiques. Il conduit à l'élimination du sérum et au raffermissement du caillé. Le déroulement de l'égouttage conditionne la teneur en matière sèche, en minéraux (calcium, phosphore), les caractéristiques rhéologiques et le processus d'affinage du fromage. Le suivi de l'égouttage serait donc un outil précieux en fromagerie. Pour des raisons d'emplacement mécanique de la sonde et de contact avec le produit, il est difficile de réaliser une mesure en ligne directe du pH du caillé. Nous avons montré la possibilité de réaliser une mesure indirecte du pH du caillé, avec une précision satisfaisante, à partir du pH mesuré dans le sérum écoulé, ce qui est techniquement plus facile à réaliser. Le modèle utilisé est à base de réseaux de neurones artificiels. La mesure ne peut être réalisée que pendant 6 heures environ, sur les 24 que dure l'égouttage. Au-delà, le débit de sérum est insuffisant et le pH dans la cellule de mesure n'est pas représentatif. Le capteur logiciel que nous avons développé fonctionne en régime de mesure indirecte jusqu'à 6 heures, et en prédiction ensuite (figure 19). Pour le cas où il serait difficile d'installer une cellule permanente assurant la mesure en ligne, nous avons constaté qu'il était possible, avec une précision légèrement moindre, de se contenter d'une mesure ponctuelle dans le sérum, par exemple à 1 heure ou à 3 heures, pour reconstituer l'ensemble de l'évolution du pH dans le caillé.

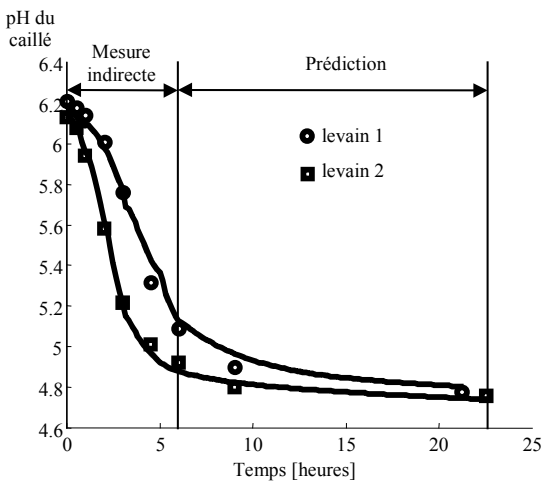


Figure 19. Mesure indirecte et prédiction du pH du caillé en utilisant le pH du sérum écoulé. Les vitesses d'acidification sont différentes selon le type de levain utilisé. (Etude réalisée pour Arilait).

Fiabilité des estimations et incertitude

L'estimation et la prédiction des variables des procédés alimentaires et biologiques est entachée d'une incertitude non négligeable. Il y a fondamentalement deux sources d'incertitude qui font que l'ajustement du modèle, ainsi que sa capacité prédictive, sont limités :

- La structure du modèle ne reflète qu'une petite partie des phénomènes sous-jacents. Ceci est vrai pour un modèle de connaissance, qui fait inévitablement appel à de nombreuses hypothèses simplificatrices, et encore plus vrai pour un modèle de représentation dont la structure est arbitraire.
- Les valeurs des paramètres ne peuvent être identifiées qu'avec une précision limitée. Ceci est dû au choix imparfait de la structure et au fait que les mesures utilisées pour l'ajustement sont forcément entachées d'erreurs. Le dosage de composés présents en très faible concentration (par exemple composés d'arôme) dans un milieu de culture complexe est un cas typique.

La répétabilité des phénomènes impliquant la matière vivante est limitée. Le manque le répétabilité est sans doute apparent, car ne sont pas prises en compte toutes les grandeurs pertinentes (par exemple, état physiologique interne des micro-organismes) et les erreurs de mesure sont inévitables. Le tout se traduit par un manque de fiabilité des modèles et, par conséquent, des mesures indirectes, des estimations et des prédictions qui en découlent. Les difficultés liées à la mesure directe, développées plus haut, ne font qu'aggraver ce manque de fiabilité.

Afin de proposer des solutions crédibles, il nous apparaît donc essentiel d'expliciter, chaque fois que cela est possible, l'incertitude qui accompagne une grandeur mesurée, estimée ou prédite. De nombreuses voies pour formaliser l'incertitude ont été proposées en automatique

et en génie des procédés (IMPU 2002). A titre d'exemple, on pourrait citer la théorie classique des probabilités, l'approche bayesienne, les probabilités subjectives, la logique floue, la logique floue intuitionniste, la logique floue de type II, l'arithmétique des nombres flous, la théorie des possibilités, la théorie des ensembles granulaires, et ainsi de suite. Dans nos travaux, nous avons choisi l'approche probabiliste classique. Les principales raisons sont les fondements théoriques solides, une longue tradition scientifique dans la manipulation de grandeurs aléatoires et la bonne articulation avec les modèles mathématiques que nous développons. D'autres choix sont sans doute tout aussi légitimes. Par exemple, dans une approche de modélisation symbolique et qualitative, une formalisation des incertitudes par la logique floue apparaît naturelle. C'est la voie adoptée par l'équipe « Automatique et qualité alimentaire » de l'UMR GENIAL, avec laquelle nous avons des contacts réguliers.

La méthodologie que nous développons pour prendre en compte les incertitudes dans l'estimation et la prédiction de l'état des procédés peut être bien illustrée par les travaux sur la maîtrise de la qualité aromatique en fermentation brassicole. La maîtrise de la qualité aromatique de la bière est un axe de recherche fort de notre équipe. Il a démarré en 1997lors d'un contrat avec le Ministère de la Recherche et l'Institut Français de Brasserie et Malterie, qui a permis de réaliser pendant deux ans une série d'essais très riches en résultats analytiques. Ces essais ont été utilisés pour l'étude de la physiologie de la levure (Landaud *et al*. 2001), ainsi que pour la modélisation de la fermentation alcoolique (Trelea *et al*. 2001b) et de la production des arômes (Titica *et al*. 2000b). Ils ont notamment servi de base pour la thèse de Mariana Titica (2000a) que nous avons co-encadré. Ces recherches se sont poursuivies avec l'étude comparative de différentes souches de levure en collaboration avec la société Lesaffre Développement, le master d'Olivier Duthoit (2002) et un projet européen CRAFT impliquant des brasseries belges et hollandaises.

Lors de la modélisation de la production des composées aromatiques, il est apparu que la concentration d'un de ces composés, le diacétyle, est particulièrement peu répétable. Le manque de répétabilité a été également constaté par d'autres auteurs (Tada *et al*. 1995). Le diacétyle est un composé non désiré dans la plupart des bières, qui doit être éliminé par un traitement spécifique à la fin de la fermentation. Le traitement peut consister en une « garde chaude » qui nécessite de grandes surfaces d'échange ou en une « garde froide » qui demande l'immobilisation des cuves pendant 5 à 15 jours. Dans tous les cas, le diacétyle est étroitement surveillé par les brasseurs qui réalisent des mesures hors ligne à la fin de la fermentation. La connaissance précoce du niveau de diacétyle (plusieurs jours avant la fin de la fermentation) pour chaque fabrication particulière permettrait d'améliorer la gestion de la production, où plusieurs cuves de fermentation se partagent en général les mêmes équipements de stockage, traitement thermique, filtration, etc.

Dans le modèle que nous avons proposé pour la production et la réduction du diacétyle (Trelea *et al*. 2002), nous avons quantifié séparément l'incertitude due (1) à la précision de la mesure, (2) à la connaissance imparfaite des paramètres du modèle supposés constants et (3) au paramètre qui exprime la variabilité de batch à batch. Cette dernière source d'incertitude s'est avérée dominante. On peut constater sur la figure 20 que le domaine des concentrations de diacétyle *a priori* possibles est tellement large que sa mesure indirecte n'a pas

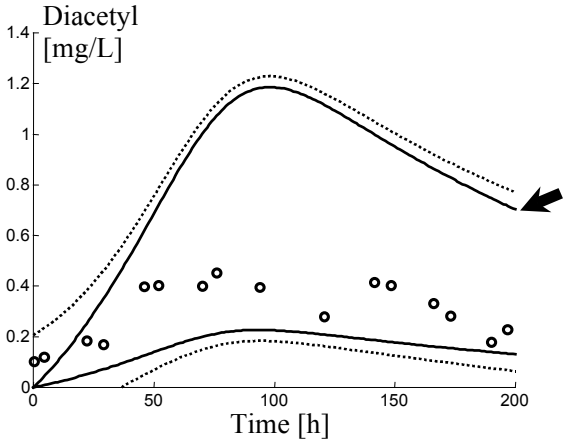


Figure 20. Intervalles de confiance sur la concentration prédite en diacétyle, compte tenu des incertitudes *a priori* sur la mesure et les paramètres du modèle. Intervalle de confiance sur la valeur mesurée (- - -) et sur la valeur vraie (—). Mesure hors ligne (o). Concentration finale maximale avec un niveau de risque de 97.5% (←) (Trelea *et al.* 2002).

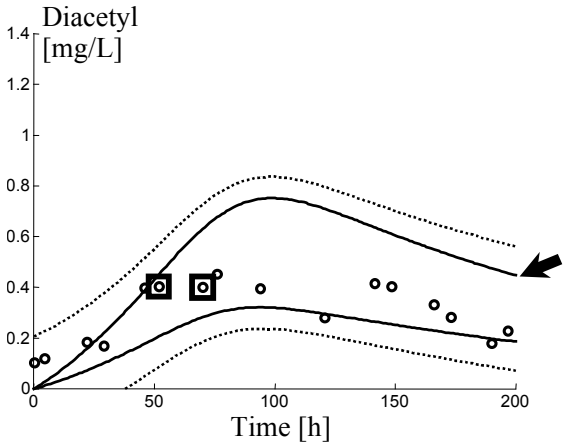


Figure 21. Intervalles de confiance sur la concentration prédite en diacétyle, prenant en compte deux dosages hors ligne (□). Intervalle de confiance sur la valeur mesurée (- - -) et sur la valeur vraie (—). Mesure hors ligne (o). Concentration finale maximale avec un niveau de risque de 97.5% (←) (Trelea *et al.* 2002).

vraiment d'intérêt. En ce qui concerne l'élimination du diacétyle, il faudrait prévoir dans tous les cas un traitement correspondant au niveau final le plus élevé qui risque d'apparaître (flèche). Si, en revanche, des mesures hors ligne de diacétyle sont disponibles peu après le début de la fermentation, il est possible d'affiner la prédiction pour chaque batch particulier (figure 21) en réduisant fortement l'incertitude sur le paramètre du modèle qui exprime la variabilité de batch à batch. Il faut souligner que, dans la pratique brassicole, ces dosages de diacétyle sont réalisées de toute façon, mais à la fin de la fermentation. Pour l'exemple présenté, en ayant effectué deux mesures précoces, on peut prédire que la concentration maximale qui risque d'apparaître à la fin de cette fabrication particulière (flèche sur la figure 21) est nettement moindre que dans le pire des cas (flèche sur la figure 20). La durée de garde ou le traitement thermique peuvent donc être prévus en conséquence, plusieurs jours avant la fin de la fermentation.

L'exemple du diacétyle illustre bien la différence entre une mesure indirecte dynamique (figure 20) et une estimation de l'état (figure 21), qui inclut des corrections en temps réel. La mesure indirecte comporte un manque de fiabilité intrinsèque si les relations entre les variables modélisées sont susceptibles de changer. Il est donc d'autant plus important de quantifier rigoureusement les incertitudes sur les grandeurs mesurées indirectement et de prévoir un mécanisme de compensation si les incertitudes sont trop grandes.

Conclusion et perspectives

La reconstruction de l'information manquante est particulièrement importante pour les procédés alimentaires et biologiques, car les capteurs pertinents pour la supervision et la conduite font souvent défaut. L'estimateur à horizon glissant que nous utilisons dans la plupart de nos travaux est bien adapté à la prise en compte simultanée des mesures en ligne et des mesures rares et irrégulières issues des analyses de laboratoire. Il est robuste, facile à régler et fournit des intervalles de confiance sur les grandeurs estimées.

Une évolution de l'estimateur à horizon glissant concerne le choix automatique des variables d'état et des paramètres du modèle à estimer en fonction de l'information disponible en temps réel. En toute rigueur, ce choix dépend des mesures réalisées dans chaque batch particulier. Classiquement, il est quand même fait une fois pour toutes dans la phase d'étude et comporte un double risque : figer des grandeurs à des valeurs inappropriées, ou, au contraire, essayer de les estimer alors que l'information disponible est insuffisante.

Nous travaillons actuellement sur un choix automatique rigoureux, basé sur les probabilités conditionnelles (Sivia 1996). L'information *a priori*, issue de la littérature ou d'un plan d'expériences réalisé dans la phase d'étude du projet, serait combinée de manière naturelle et souple avec l'information apportée en temps réel par les capteurs. Dans chaque batch particulier, se retrouveraient automatiquement remis en cause uniquement les variables d'état et les paramètres pertinents. En l'absence des mesures, l'estimateur fournirait des valeurs par défaut raisonnables, tout en étant prêt à les corriger en cas de désaccord avec l'expérience.

Commande et optimisation

Nous avons vu que, malgré leur productivité plus faible pour des productions de masse, les opérations discontinues sont très présentes dans les industries alimentaires du fait de leur grande flexibilité, bien adaptée aux changements fréquents de produit et de recette induits par les besoins du marché et l'innovation permanente. En ce qui concerne les procédés biologiques, le fonctionnement discontinu reste dominant pour respecter les contraintes de stérilité et de cycle de vie des micro-organismes. De plus, de nombreuses opérations dites continues ont en fait un fonctionnement cyclique induit par l'encrassement, le nettoyage, la stérilisation, etc. Du point de vue des objectifs et des moyens mis en œuvre pour la commande, elles peuvent être abordées avec des approches propres aux procédés discontinus.

La théorie de la commandes des procédés continus est arrivée à un stade de maturité, grâce notamment à de nombreux résultats sur la stabilité et les performances asymptotiques, valables pour la plupart localement autour d'un point de fonctionnement. La maîtrise des régimes transitoires, en revanche, est nettement moins abordée. Or, les procédés discontinus fonctionnent uniquement en régime transitoire et ne présentent pas de point de fonctionnement permanent.

D'un point de vue pratique, on constate également que la commande des procédés continus prend le plus souvent la forme d'une régulation, qui est bien comprise et maîtrisée. Le régulateur PID, connu pour sa facilité de mise en œuvre et sa robustesse, est suffisant dans la grande majorité des cas. Même si des développements intéressants restent à faire, ils concernent souvent les régimes de fonctionnement transitoires, comme le démarrage et le changement de produit. Pour les procédés discontinus, en revanche, l'utilisation de la commande automatique est moins répandue et plus empirique. En particulier, les objectifs de la commande sont moins clairs et plus complexes que la simple consigne constante à respecter lors d'une régulation continue.

Quelle commande pour les procédés discontinus ?

Un examen des solutions couramment utilisées en industrie pour la commande des procédés discontinus met en évidence les quatre approches suivantes, qui coexistent souvent au sein d'une même opération unitaire (Trystram 2003).

Gestion du temps

Chaque action est prédéterminée et appliquée pendant un temps donné, sans rapport avec ce qui se passe réellement dans le procédé. Du point de vue de l'automatique, il s'agit d'une commande entièrement en boucle ouverte. L'avantage de cette approche est la simplicité. Face à la grande variabilité rencontrée en IAB les performances sont modestes. De fortes marges de sécurité sont nécessaires, par exemple lors du séchage ou de la stérilisation d'un produit, pour s'assurer que le barème est respecté dans le pire des cas. Pour des procédés biologiques, il est fréquent que l'ajout d'un ingrédient doive se faire dans des conditions précises, par exemple lors de l'épuisement du substrat. L'ajout basé sur le temps uniquement a peu de chances de tomber au bon moment, d'où pertes importantes de productivité et de qualité du produit final.

Gestion des événements

Il s'agit de prendre une décision par rapport à une valeur particulière d'un signal issu d'un capteur ou d'une combinaison de signaux qui constitue un événement. Ce type de commande constitue une vraie rétroaction sur le procédé. Si la grandeur pertinente n'est pas directement mesurable, et c'est souvent le cas, l'utilisation des capteurs logiciels décrits dans le chapitre précédent prend tout son intérêt.

> Un exemple de rétroaction sur la base d'un événement est l'ajout du substrat inducteur dans le procédé de production d'enzymes de la société Lesaffre, présenté précédemment. L'ajout doit se faire quand la concentration du sucre dans la phase de croissance a atteint une valeur précise (figure 17). Un ajout trop précoce ou trop tardif nuit à la productivité du procédé, soit parce que le micro-organisme ne s'est pas suffisamment développé, soit parce qu'il s'est retrouvé dans un état physiologique moins favorable. La vitesse de croissance étant différente d'un batch à l'autre, l'instant optimal pour l'ajout de l'inducteur ne peut pas être déterminé précisément à l'avance. Le capteur logiciel développé offre la possibilité d'apporter l'inducteur au meilleur moment, même en dehors des heures ouvrables, tout en diminuant le nombre de dosages hors ligne nécessaires (Latrille *et al*. 2000).

Un cas particulier important pour ce type de commande est la décision de fin d'opération. Les opérations biologiques ont une durée fortement variable d'un batch à l'autre, pouvant aller du

simple au double, sans que les causes puissent être clairement identifiées (variation de l'état des micro-organismes d'un lot à l'autre, variation saisonnière de la matière première, etc.). La prédiction précoce de l'instant de fin d'opération, à l'aide d'un modèle dynamique ajusté en temps réel, est une aide précieuse pour l'ordonnancement de la production et la gestion des ressources critiques (cuves, pompes, filtres, etc.).

Nous avons présenté au chapitre précédent un capteur logiciel réalisé pour les brasseries Meteor, qui permet de prédire le temps de fin d'une fermentation. La précision de la prédiction s'améliore au fur et à mesure que la fermentation avance et le nombre de mesures disponibles augmente (figure 12). Nous avons également réalisé une étude similaire, à caractère confidentiel, pour la société Danone.

La principale limite de la commande basée sur les événements est que les perturbations éventuelles ne peuvent pas être compensées autrement que par la durée des différentes phases de l'opération. L'action sur les conditions opératoires peut offrir de précieux degrés de liberté supplémentaires, notamment quand la durée de l'opération unitaire est imposée par des contraintes aval ou amont dans la chaîne de production.

Régulation des variables environnementales

En l'absence d'information directe sur l'état du procédé et du produit, une approche fréquente est de réguler des variables environnementales plus facilement mesurables. D'un point de vue systémique, il n'y a pas de rétroaction sur l'objectif ultime, mais un certain nombre de perturbations importantes peuvent être compensées. Ce type de commande contribue indirectement à la maîtrise de la qualité du produit et rend d'importants services pratiques.

Un exemple est la régulation de la température de l'air à la sortie d'un séchoir en agissant sur la température de l'air en entrée. La température de l'air ne traduit pas directement la teneur en eau ni la température interne du produit, qui sont les grandeurs d'intérêt. La régulation permet toutefois de compenser en grande partie des perturbations comme la température de l'air ambiant ou la teneur en eau initiale du produit. Un produit plus humide séchera plus vite, absorbera plus de chaleur latente ce qui baissera la température de l'air en sortie. En essayant de la maintenir constante, la régulation augmentera la température en entrée, ce qui raccourcira la durée de séchage qui, autrement, serait plus longue à cause du produit plus humide. De plus, le produit ne subira pas de traitement thermique excessif : une vitesse d'évaporation plus élevée en surface contribuera à limiter la hausse de la température du produit malgré l'augmentation de la température de l'air en entrée. On constate que, indirectement, la régulation de la température de l'air de sortie agit dans le sens attendu, même si la compensation de la perturbation est empirique et imparfaite.

Un autre exemple classique est la fermentation à pH régulé. Le pH ne traduit pas directement la quantité ou l'état physiologique de la biomasse, ni la quantité de métabolite économiquement important (par exemple enzyme ou antibiotique). Les variations du pH sont toutefois liées à l'activité biologique du micro-organisme, par exemple à la consommation de l'ammoniac (source d'azote pour la croissance) ou à la production d'acides

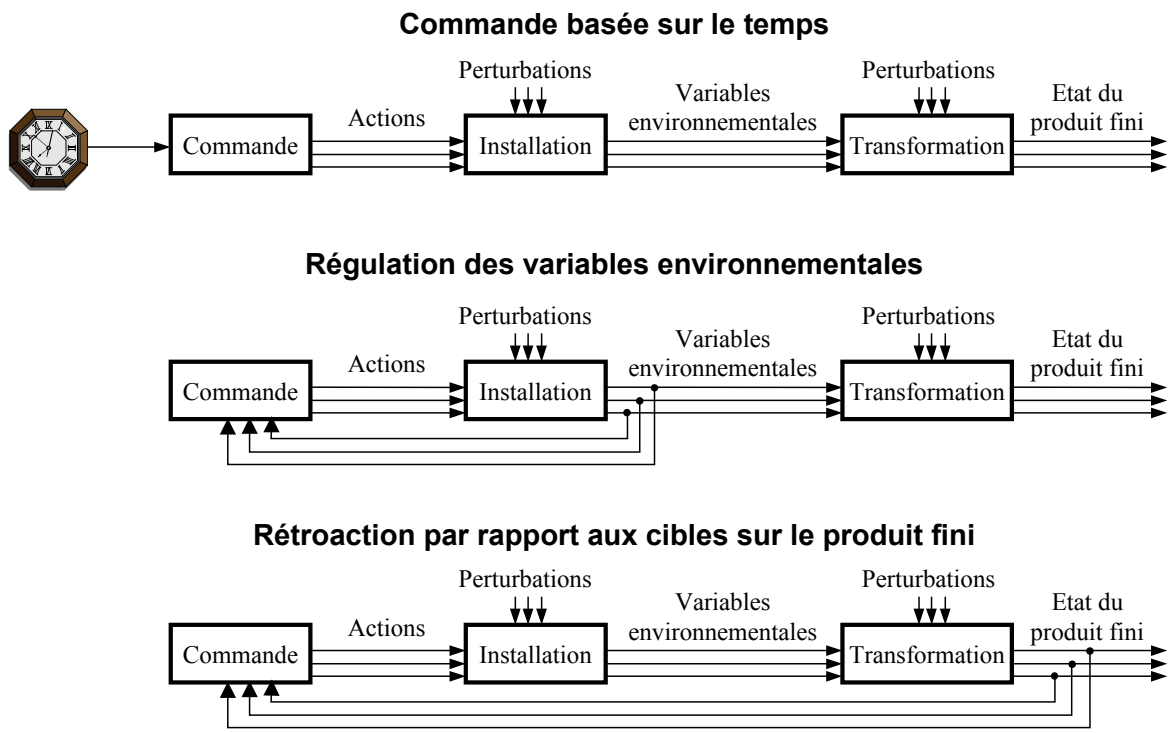


Figure 22. Niveaux de rétroaction utilisés pour la commande des procédés discontinus

organiques. Outre le fait que la régulation du pH maintient le micro-organisme en conditions favorables, l'action nécessaire pour la régulation (quantité ou débit de base ou d'acide ajouté) fournit des indications précieuses sur le déroulement de la fermentation. La régulation du pH remplit ainsi une fonction de mesure indirecte. L'apport de substrats (carbonés, azotés…) peut également être couplé à la quantité de base ou d'acide ajouté. La fonction de mesure indirecte devient ainsi couplée à une fonction de commande qui va au-delà de la régulation du pH en tant que tel.

Malgré l'utilité indéniable de la commande par régulation des variables environnementales, sa principale limite est son caractère indirect. L'utilisation de ce type d'approche relève parfois plus d'une coïncidence heureuse (couplage favorable au sein du procédé) que d'une démarche systématique et rigoureuse.

Gestion des conditions opératoires à partir d'une cible sur le produit

La principale limite de la régulation des variables environnementales est son caractère indirect. Nous avons rencontré de nombreuses situations, notamment pour les procédés biologiques, où le déroulement du procédé et les caractéristiques du produit fini étaient sensiblement différentes malgré une très bonne maîtrise des conditions environnementales. La solution réside alors dans une rétroaction à partir des vraies grandeurs d'intérêt pour le produit

fini. Cette démarche est en principe la plus satisfaisante et constitue le cœur de notre activité de recherche. Deux difficultés majeures font obstacle à son application pratique :

- Un premier problème est lié à la difficulté d'accéder aux vraies grandeurs d'intérêt des produits alimentaires et biologiques. Cette difficulté et les solutions possibles ont été évoquées dans le chapitre consacré à la mesure indirecte et à l'estimation de l'état.
- Un deuxième problème est lié au caractère discontinu des opérations sur lesquelles nous travaillons. Les paramètres cible sont imposés à la fin de l'opération, tandis que la rétroaction doit agir longtemps à l'avance. La notion de prédiction apparaît intimement liée à la rétroaction à partir d'une cible sur le produit fini. Cet aspect est développé dans le paragraphe suivant.

Les divers niveaux de rétroaction mentionnés sont résumés à la figure 22.

Prédiction, respect des contraintes, optimisation

Atteindre les caractéristiques cible du produit fini

Nous avons montré que la commande la plus satisfaisante d'un procédé discontinu part des caractéristiques désirées du produit fini. Mathématiquement, c'est un ensemble de contraintes sur l'état final du procédé. Les actions, en revanche, doivent être définies dès le début et tout au long du batch. Il faut donc prédire leur effet de n'importe quel instant jusqu'à la fin de l'opération, d'où l'importance des modèles dynamiques.

Respecter les contraintes à tout instant

Les limites physiques de l'installation (par exemple, gamme de températures ou de débits réalisables) se traduisent par des contraintes sur les variables d'action, à respecter tout au long de l'opération.

De plus, certaines exigences sur le produit *fini* peuvent être décrites plus simplement comme des contraintes sur l'état ou sur les variables d'action à respecter *tout le long* du batch.

Considérons un procédé de cuisson, pour lequel la couleur du produit fini fait partie du cahier des charges. Le fait de dépasser un seuil de température, même temporairement lors d'une phase intermédiaire de cuisson, peut produire un brunissement irréversible, impossible à compenser par une baisse ultérieure de la température. Imposer ce seuil de température comme contrainte évite de modéliser les réactions complexes de brunissement afin de prédire l'effet de la température sur la couleur finale du produit.

Les micro-organismes sont souvent sensibles au stress, même de courte durée, provoqué par les conditions opératoires. Un stress peut être thermique, chimique (pH, concentration excessive ou insuffisante de substrat ou d'inducteur) ou physique (ex. agitation trop violente). Le micro-organisme ne retrouve en général pas, ou difficilement, ses performances même si les conditions redeviennent favorables. Imposer les limites des conditions acceptables directement comme contraintes évite de devoir prédire l'effet d'un éventuel dépassement sur les performances du micro-organisme. Une telle prévision est souvent très difficile et finalement peu utile au regard du problème de commande posé.

Les exemples précédents tendent à montrer que le fait d'imposer les contraintes tout le long de l'opération peut, dans certains cas, réduire la capacité prédictive nécessaire, par exemple en simplifiant le modèle dynamique du procédé. Mais le simple fait d'imposer ces contraintes peut nécessiter un modèle prédictif.

Reprenons le cas du four de cuisson. La température dans le four est obtenue en asservissant une puissance de chauffe fournie, par exemple, par une résistance électrique ou par un brûleur de gaz dont on contrôle le débit d'alimentation. Le temps de réponse entre l'action sur la puissance et l'atteinte d'une nouvelle température est souvent non négligeable devant le temps de cuisson. Par ailleurs, la température peut dépendre d'autres facteurs, comme le débit d'extraction des buées utilisé pour contrôler l'humidité. La température n'est plus une variable d'action directe, mais une variable d'état. Du fait de l'inertie du four, il faut prédire la température un certain temps à l'avance pour s'assurer que la contrainte imposée sera toujours respectée.

Optimiser la stratégie de commande

Une stratégie de conduite d'un procédé discontinu peut donc être définie par un ensemble de cibles sur le produit fini (contraintes sur état final) et un ensemble de contraintes sur les variables d'action et les variables d'état à respecter à tout instant. Dans la pratique, il existe souvent plusieurs stratégies de conduite compatibles avec ces contraintes. Les degrés de liberté restants peuvent être utilisés avec profit pour optimiser la conduite du procédé selon certains critères techniques, économiques ou liés à la qualité du produit. Des critères souvent considérés sont la productivité, essentiellement liée à la durée du batch et l'économie d'énergie.

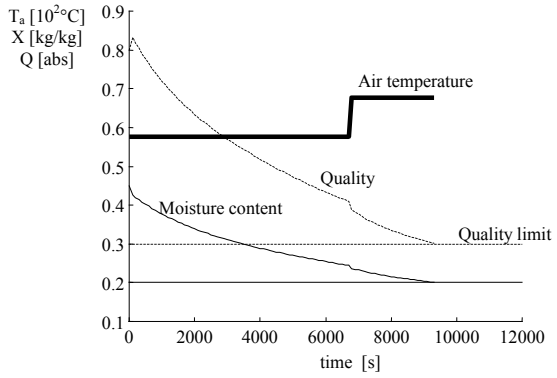


Figure 23. Séchage du maïs. La réduction du temps est limitée par l'augmentation de la température et la dégradation la qualité amidonnière (Trelea *et al.* 1997c)

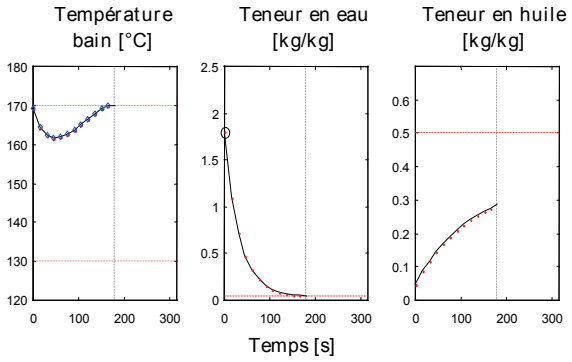


Figure 24. Friture de la banane plantain. La réduction du temps favorise une faible prise d'huile (Trelea *et al.* 1997d)

Parmi les procédés sur lesquels nous avons travaillé, nous pouvons citer plusieurs exemples. Dans le procédé de séchage du maïs mentionné plus haut, nous avons considéré le critère du temps minimum et celui de l'énergie minimum. Le critère du temps minimum conduit à un séchage à température élevée, limitée par la contrainte de dégradation amidonnière (figure 23). Le critère de l'énergie minimum conduit à un séchage à température ambiante, sans dégradation de qualité mais d'une durée excessivement longue pour un séchage industriel (Trelea *et al.* 1997c). Pour le procédé de réfrigération de fruits décrit précédemment, la minimisation du temps est limitée aussi par une contrainte de qualité (Trelea *et al.* 1998), exprimée comme une limite de la température de surface (figure 5). Dans le cas de la friture, la minimisation du temps demande un traitement à la température maximale admise (figure 24) ce qui favorise la qualité nutritionnelle du produit, exprimée par une teneur en huile réduite (Trystram *et al.* 1999).

Au chapitre des critères d'optimisation économiques, en dehors du temps et de l'énergie, nous pouvons citer la maximisation du rendement massique. Considérons l'opération de déshydratation et imprégnation par immersion de la viande traditionnelle réunionnaise (boucané). Ce procédé, étudié notamment par des chercheurs du CIRAD, de l'Université de la Réunion et de l'ENSIA, réalise en une seule opération la déshydratation et la formulation directe du produit, au lieu des quatre opérations traditionnelles de salage, séchage, cuisson et fumage (Poligné *et al.* 2001). Le rendement massique de la transformation s'exprime en fonction du gain en sel, du gain en sucre et de la perte d'eau. Les transferts des composés aromatiques (arôme liquide de fumée) sont très importants du point de vue organoleptique mais négligeables dans le bilan massique. Dans la thèse d'Alejandra Olmos nous avons étudié l'optimisation de la conduite du procédé selon différents critères, dont la maximisation du rendement (figure 25, Olmos *et al.* 2003). Le rendement varie relativement peu et il est plus élevé pour des temps d'immersion courts. C'est donc un exemple de situation favorable, où deux critères différents conduisent à des stratégies de conduite optimale proches.

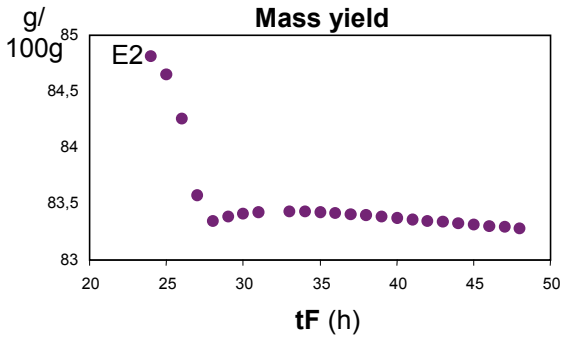


Figure 25. Déshydratation et imprégnation par immersion de la viande de porc (boucané). La minimisation du temps et la maximisation du rendement massique conduisent aux mêmes conditions opératoires.

Il existe des cas où la durée est imposée, par exemple par les horaires des opérateurs ou par la chaîne de fabrication amont et aval. On peut ainsi fixer comme critère d'optimisation un paramètre qualitatif du produit, comme la texture ou l'arôme.

La maximisation de la qualité finale du produit a été le principal critère d'optimisation de l'opération de séchage du riz étudié dans la thèse d'Alejandra Olmos. Nous avons décrit ce procédé en Introduction. La maximisation de la qualité, exprimée comme un pourcentage de grains entiers en fin de séchage, est en contradiction directe avec la minimisation du temps (figure 2). D'un point de vue physique, l'augmentation de la vitesse de séchage conduit à des forts gradients d'humidité à l'intérieur du grain qui entraînent la fissuration (Abud *et al*. 2000). D'un point de vue pratique, la stratégie de conduite du procédé répond à un compromis économique entre le coût de la non qualité (grains cassées) et le coût de l'immobilisation du séchoir (Olmos *et al*. 2002).

Un critère peu exploré jusqu'ici, mais d'une grand intérêt pratique, est la robustesse aux variations dans l'état initial du produit ou des imprécisions ou défaillances dans la réalisation pratique de la stratégie de conduite.

L'optimisation des conditions opératoires, en se basant sur la robustesse comme critère explicite, est abordée dans la thèse d'Alejandra Olmos. Le travail est en cours, mais les premiers résultats tendent à montrer que la robustesse par rapport aux conditions opératoires et à l'état initial du produit est en général contradictoire avec les critères économiques et notamment avec la minimisation de la durée du batch. Intuitivement, ceci est bien connu de la plupart des utilisateurs des procédés discontinus. Moins le procédé est connu et maîtrisé, plus ils ont tendance à choisir des conditions opératoires « douces » et des temps longs, pour se donner des marges de sécurité. Inversement, il est reconnu que l'augmentation de la productivité s'accompagne d'une augmentation des risques, notamment de risques de non qualité, face aux perturbations éventuelles. Il existe aussi des exceptions, où un traitement intensif se révèle plus robuste face à certaines perturbations qu'un traitement doux. L'un des objectifs de la thèse, qui sera sans doute poursuivi ensuite, est d'expliciter et de chiffrer ces risques pour les procédés étudiés.

Remarque. Même si dans la plupart de nos travaux nous ne posons pas la robustesse comme critère d'optimisation explicite, nous vérifions systématiquement *a posteriori* le respect des contraintes et du cahier des charges du produit face aux perturbations usuelles, comme les conditions ambiantes, les variations de la

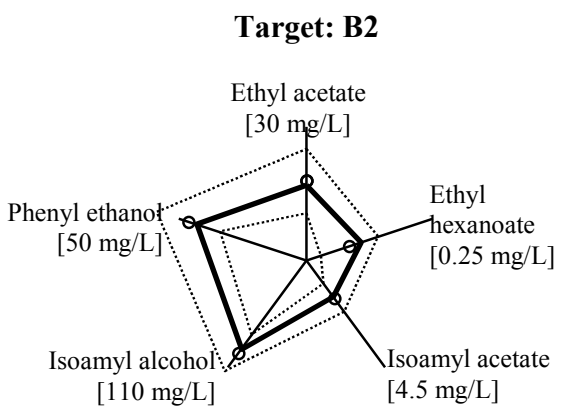


Figure 26. Profil aromatique d'une bière du commerce réalisable avec une souche de micro-organisme et un moût donné en jouant sur les conditions opératoires. Cibles (o), profil obtenu (—) et zone de tolérance (·····). (Trelea *et al*. 2003b)

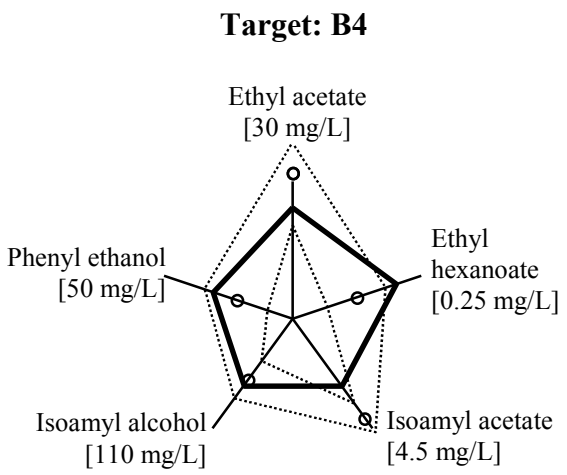


Figure 27. Profil aromatique d'une bière du commerce impossible à obtenir avec une souche de micro-organisme et un moût donné. Cibles (o), profil obtenu (—) et zone de tolérance (·····). (Trelea *et al*. 2003b)

matière première et certaines pannes de l'installation. C'est par exemple le cas dans nos travaux sur le séchage du maïs et du riz, sur la réfrigération, sur la fermentation alcoolique, sur la friture, etc.

Dans la pratique, les souhaits de utilisateurs sont multiples et souvent contradictoires. Le problème d'optimisation devient multicritère et n'a pas, en général, de solution unique (Liu *et al*., 2001). Il faut donc préciser l'importance relative des différents critères et les compromis que l'utilisateur est prêt à accepter.

La plupart de nos travaux sur l'optimisation font intervenir plusieurs critères. Parfois un critère est jugé dominant, comme dans les applications mentionnées précédemment. Mais nous avons rencontré des situations où un problème multicritère devait être traité explicitement. Le travail sur maîtrise de la qualité aromatique de la bière est représentatif en ce sens. Parmi les composés produits pendant la fermentation alcoolique, dans la thèse de Mariana Titica (2000a) ont été choisis cinq marqueurs du profil aromatique, sur la base de leur seuil organoleptique dans la bière (Engan 1972). Reproduire une note aromatique donnée signifie *a priori* reproduire les concentrations des cinq composés choisis. Après pondération par leurs seuils organoleptiques différentiels respectifs, les cinq concentrations cible constituent des objectifs d'égale importance (Trelea *et al*. 2003b). Certaines combinaisons de cibles aromatiques peuvent être approchées simultanément (figure 26), mais d'autres non (figure 27). Pour des profils aromatiques particuliers il pourrait éventuellement exister des compensations entre certains composés, ce qui permettrait d'éliminer des objectifs. Pour s'en assurer il faudrait lancer de lourdes études sensorielles spécifiques.

Quel niveau de rétroaction pour la mise en œuvre ?

Nous avons vu qu'un problème de commande d'un procédé discontinu peut être formulé naturellement comme un problème d'optimisation avec contraintes. La résolution effective du problème nécessite un modèle prédictif et des hypothèses sur l'état initial du produit et les conditions environnementales. Le résultat de l'optimisation est un ensemble de conditions opératoires pré calculées sur la base de ce modèle et de ces hypothèses. Lors de la mise en œuvre, le procédé réel se comportera différemment de son modèle, le produit et les conditions externes seront soumises aux perturbations.

La rétroaction pour compenser ces imperfections est la principale raison d'être d'une commande automatique. Elle peut être envisagée à quatre niveaux.

Absence de rétroaction

La stratégie la plus simple est la mise en œuvre de la commande pré calculée sans modification. C'est une situation de type « commande par gestion du temps » évoquée plus haut. Le fait que les trajectoires des variables d'action soient issues d'une optimisation ne change rien aux inconvénients de la méthode, à savoir absence de réactivité face aux écarts à la situation idéale envisagée hors ligne.

Trajectoires optimales des conditions opératoires en tant que consignes

Un premier niveau de rétroaction est de maintenir les conditions opératoires pré calculées par une régulation simple. Cette stratégie entre dans la catégorie « régulation des variables environnementales » (figure 22). Elle ne peut compenser les perturbations que partiellement. Toutefois, ce type d'approche peut s'avérer utile, notamment si la sensibilité des objectifs (critère d'optimalité et contraintes) face aux perturbations éventuelles est suffisamment faible. Il convient donc de vérifier cette sensibilité de manière rigoureuse.

Par exemple, dans le cas de la commande du procédé de fermentation alcoolique pour atteindre des concentrations spécifiées en composés aromatiques, la régulation des variables environnementales reviendrait à agir sur le système de refroidissement du fermenteur pour réguler la température selon un profil pré calculé et à agir sur la vanne d'évacuation du CO_2 pour réaliser le profil pré calculé de pression. Toute perturbation agissant sur le micro-organisme (ex. état physiologique après plusieurs recyclages) ou sur la composition du moût (teneur en acides aminés, etc.) ne serait pas compensée, pouvant entraîner des écarts par rapport aux cibles aromatiques préconisées.

Trajectoires optimales des variables d'état en tant que consignes

Un niveau de rétroaction plus élevé est de reproduire les trajectoires pré calculées des variables d'état qui participent directement à la définition du produit fini. Cette stratégie est à ranger dans la catégorie « gestion des conditions opératoires en fonction d'une cible sur le produit ». En principe, on est ainsi assuré d'atteindre la cible (en termes de caractéristiques du produit fini) imposée par le cahier des charges. En pratique, nous avons vu que les variables clé sont souvent non mesurables en ligne. Il faut donc faire appel à une rétroaction sur un état estimé, avec tout ce que cela comporte d'incertitude.

Pour fixer les idées, regardons ce que la régulation des concentrations des composés aromatiques impliquerait pour la fermentation brassicole. Les consignes seraient les trajectoires des concentrations des cinq composés aromatiques choisis, pré calculées dans la phase d'optimisation dynamique hors ligne. Ces concentrations n'étant pas mesurables en ligne, il faudrait faire appel à une mesure indirecte ou à un estimateur. Une mesure indirecte serait de peu d'utilité car elle ne pourrait pas prendre en compte les principale perturbations, comme l'état physiologique de la levure qui est non mesurable. Un estimateur devrait s'ajuster sur des mesures hors ligne des composés aromatiques, afin de s'adapter à chaque fabrication particulière. C'est parfaitement réalisable pour le diacétyle (figures 20 et 21) car des mesures hors ligne sont réalisées en routine en industrie. Mais c'est difficilement envisageable pour les cinq marqueurs aromatiques mentionnés sur les figures 26 et 27, à cause de l'équipement nécessaire (chromatographe en phase gazeuse) pour le moins peu présent dans les brasseries ! En l'absence d'une rétroaction sur les vraies grandeurs d'intérêt, une étude rigoureuse de la robustesse aux perturbations prend toute son importance. Nous allons revenir sur cet aspect dans la paragraphe consacré aux incertitudes.

Une autre difficulté de principe fait obstacle à la régulation des variables d'état sur ce procédé. Il y a cinq variables à réguler mais seulement deux variables d'action : la température et la pression de dôme. Si une solution pour atteindre les cibles existe (et ce n'est pas toujours le cas, figure 27) pour la trouver il faut profiter des tolérances spécifiques à chaque composé et du décalage de leur production dans le temps (Titica *et al.* 2000b). Une régulation classique est incapable d'aborder le problème sous cet angle. Une optimisation en temps réel, discutée dans le paragraphe suivant, pourrait le faire, à condition, bien sûr, de disposer d'un état estimé suffisamment fiable.

Optimisation en temps réel

Une limite de l'approche précédente est le fait que respecter les trajectoires pré calculées coûte que coûte constitue souvent une stratégie non optimale. Par exemple, dans un procédé de réfrigération il serait absurde de réchauffer un produit qui arrive déjà plus froid que prévu. Afin de compenser au mieux les perturbations et en tirer profit, il convient donc de refaire le calcul d'optimisation en temps réel, à partir de l'état courant estimé. Ce niveau de rétroaction met à jour les conditions opératoires (pour la durée du batch restante) de manière optimale par

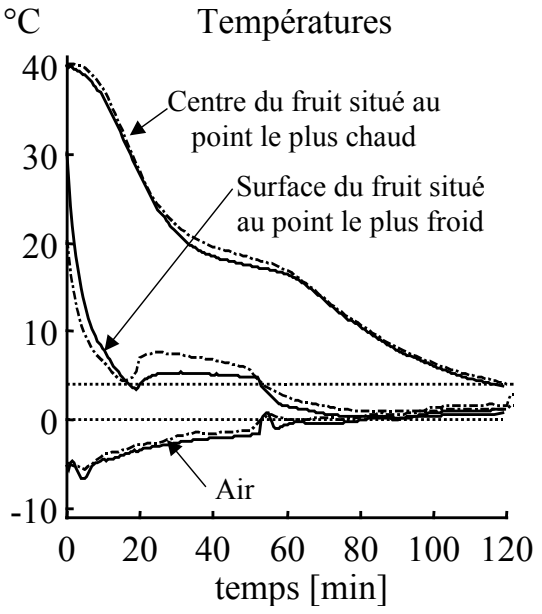


Figure 28. Rétroaction sur l'état estimé par optimisation en temps réel. Panne temporaire de la ventilation. Températures mesurées (—), estimées (– · –) et contraintes (·····). (Trelea *et al*. 1998)

rapport au critère choisi. Cette stratégie est également à ranger dans la catégorie « gestion des conditions opératoires en fonction d'une cible sur le produit », comme la précédente, et fait également appel à l'état estimé. De plus, elle nécessite des calculs relativement lourds en temps réel.

La difficulté de mise en œuvre est nuancée par deux aspects :

- La plupart des procédés alimentaires et biologiques sont lents. Une remise en cause de la commande optimale avec une périodicité de plusieurs minutes, voire dans certains cas des heures ou des jours, est largement suffisante. Ceci est tout à fait compatible avec les durées des calculs que nous avons constaté sur un ordinateur de bureau standard.
- L'optimisation en temps réel n'apporte *a priori* que des corrections limitées à une stratégie pré calculée. Les problèmes de convergence et d'optimaux locaux qui posent des difficultés aux algorithmes numériques actuels sont ainsi en principe évités. Dans le pire des cas, la solution pré calculée est retenue, sans correction. Avec une mise en œuvre appropriée, l'optimisation en temps réel ne peut donc pas être moins bonne qu'un suivi des trajectoires calculées hors ligne.

Une application où nous avons effectivement mis en œuvre l'optimisation en temps réel est la réfrigération des fruits. Nous avons testé la rétroaction par optimisation en temps réel, sur la base de l'état estimé, pour différentes types de perturbations mesurées et non mesurées (Trelea *et al*. 1998) : modèle de fruit inadapté du point de vue de la forme ou des propriétés thermiques, panne de l'installation de production du froid, panne de la ventilation (figure 28). Le temps alloué pour un calcul d'optimisation était de 4 minutes environ, sur un ordinateur déjà peu performant pour l'époque (Intel 486 à 66 MHz). En cas de détection, par l'état estimé, de perturbations fortes et brusques, une nouvelle stratégie de commande adaptée à la situation ne pouvait pas toujours être calculée en une seule période d'échantillonnage. Toutefois, il n'y a jamais eu de divergence et les corrections allaient toujours dans le bon sens. Au bout de quelques cycles de calculs, une commande adaptée à la perturbation était en général trouvée.

Cette application, ainsi que celle sur le séchage du maïs (figure 15, Trelea *et al*. 1997c) réalisée dans des conditions similaires, montrent que la rétroaction par optimisation en temps réel est parfaitement faisable, et d'autant plus confortablement que l'informatique progresse. Il est quand même indispensable d'utiliser des logiciels adaptés, dont la fiabilité est une caractéristique centrale, de s'entourer d'un certain nombre de garde-fous et de prévoir des solutions de repli, notamment en cas de problèmes numériques. A notre sens, le développement d'algorithmes d'optimisation dynamique spécifiquement conçus pour le temps réel pourrait être un axe d'étude porteur.

Quelles méthodes numériques pour l'optimisation dynamique ?

Optimisation statique ou dynamique

Nous avons vu que, dans la définition d'une opération discontinue, le fait de partir du cahier des charges du produit fini et d'intégrer des exigences techniques, économiques et de qualité, aboutit en général à un problème d'optimisation dynamique avec contraintes. Le problème est dit *dynamique* car les grandeurs inconnues (conditions opératoires) sont des fonctions du temps, comportant en principe une infinité de valeurs. Parmi les applications sur lesquelles nous avons travaillé, nous pouvons citer la maîtrise des composées aromatiques dans la bière, du séchage du riz et du maïs, ainsi que de la réfrigération.

Dans certains cas, toutefois, on aboutit à un problème d'optimisation *statique*. Le terme « statique » est à prendre au sens de la terminologie consacrée dans la théorie de l'optimisation : il désigne une situation où les variables à optimiser sont en nombre fini. Le produit lui-même subit bien une évolution au cours du temps, et le modèle du procédé, par exemple, est bien dynamique. Simplement, les conditions opératoires sont en nombre fini du fait de la conception même du procédé.

Parmi les procédés sur lesquels nous avons travaillé nous pouvons citer les exemples du boucané et de la cuisson des biscuits. Pour des raisons technologiques, le boucané est réalisé par immersion dans un ou plusieurs bains, dont les caractéristiques sont constantes au cours du temps mais peuvent être différentes d'un bain à l'autre. Les conditions opératoires (température, durée d'immersion, concentrations en sel, en sucre et en arômes dans chaque bain) sont donc en nombre fini. De même, le four pour la cuisson des biscuits est composé de plusieurs sections. Les variables d'action (puissance de chauffe, vitesse d'extraction de l'air) ne peuvent être manipulées que section par section et non pas de manière continue sur la longueur du four.

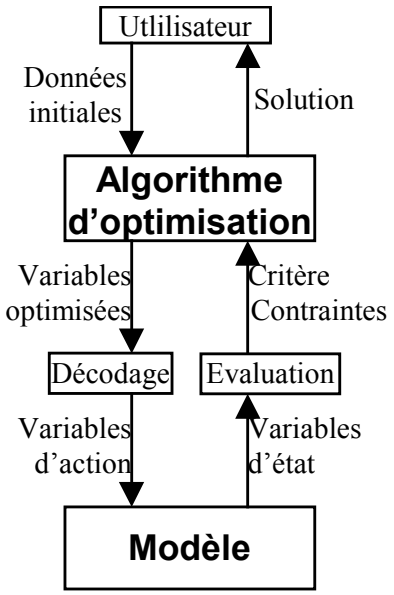


Figure 29. Echange d'information entre l'algorithme d'optimisation et le modèle du procédé.

Dans la pratique, la distinction entre les problèmes d'optimisation statique et dynamique est moins nette. Afin de traiter un problème dynamique sur un ordinateur numérique, dont la mémoire et la capacité de calcul sont finies, il faut nécessairement le discretiser dans le temps ou paramétrer les trajectoires des variables de commande et/ou d'état, se ramenant ainsi à un nombre fini (quoiqu'en général « grand ») de variables (Betts 2001). Inversement, un problème d'optimisation statique fait apparaître des conditions opératoires en nombre fini mais potentiellement élevé. De plus, les variables d'état ont bien une évolution continue qu'il faudra discretiser à un moment ou un autre pour les représenter dans un ordinateur.

Dans la suite, nous qualifierons une méthode d'optimisation de « dynamique » si elle est spécialement conçue pour traiter un nombre de variables très élevé résultant de la discrétisation dans le temps d'un phénomène dynamique. En particulier, une telle méthode devrait tirer profit de la forme spéciale des équations discrétisées, où une variable à un instant donné n'est liée qu'aux variables aux instants immédiatement précédent et suivant. Par exemple, après linéarisation, un tel jeu d'équations fait apparaître des matrices dites creuses, pour lesquelles il existe des méthodes numériques spécifiques.

Modèle indépendant ou intégré dans l'optimisation

L'optimisation numérique des processus non linéaires est itérative. A chaque itération, un jeu de variables d'action candidat est proposé. Le comportement du procédé est simulé à l'aide du modèle. La satisfaction des contraintes et la possibilité d'améliorer le critère d'optimalité sont examinées. Si possible, un nouveau jeu de variables d'action est calculé, prévu pour diminuer une éventuelle violation des contraintes et/ou améliorer le critère. S'il n'y a pas

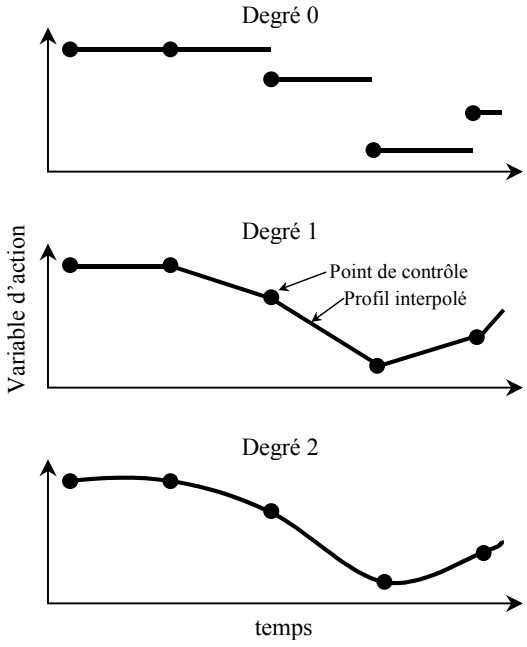


Figure 30. Paramétrisation du profil des variables de commande et interpolation avec des polynômes de différents degrés.

d'amélioration possible, une solution est fournie sur un constat de succès (solution optimale trouvée) ou d'échec (s'il reste des contraintes non satisfaites).

Le modèle du procédé joue un rôle central dans ce processus. Il peut être intégré à la procédure d'optimisation à deux niveaux.

Modèle indépendant. Un dialogue de type client – serveur s'installe entre l'algorithme d'optimisation et le modèle. L'algorithme fournit au modèle les variables d'action candidates et le modèle répond avec les variables d'état simulées (figure 29). Des étapes intermédiaires peuvent être nécessaires pour décoder les variables optimisées en variables d'action physiques ainsi que pour évaluer les contraintes et le critère d'optimalité à partir des variables physiques simulées par le modèle.

Le principal avantage de cette approche est sa généralité et sa flexibilité. En principe, tout type de modèle peut être combiné avec tout type d'algorithme d'optimisation. La nature et la forme mathématique du modèle, ainsi que la technique d'optimisation et la gestion des contraintes sont sans importance. (Dans la pratique, certaines combinaisons sont toutefois à proscrire. Par exemple, un modèle qui peut donner des discontinuités dans les variables simulées ne pourra pas fonctionner avec un algorithme qui utilise les dérivées de ces variables). De même, toute modification du modèle ou de l'algorithme reste localisée, ce qui encourage leur évolution et amélioration.

La principale limite de l'optimisation avec modèle indépendant est son caractère *statique*, au sens où nous l'avons précisé dans le paragraphe précédent : l'algorithme d'optimisation communique avec le modèle par un ensemble fini de variables et n'a aucune connaissance du caractère dynamique du problème sous-jacent. Il n'en tire donc aucun profit en termes de représentation interne, de vitesse de calcul ou de précision.

A la figure 30 sont illustrées quelques façons usuelles de paramétrer les variables d'action pour réduire la recherche de fonctions du temps à la recherche d'un nombre fini de positions des points de contrôle. L'interpolation entre les points de contrôle se fait le plus souvent avec des polynômes locaux de degré 0, 1 ou 2, par exemple des splines.

Modèle intégré. Le modèle est *transformé* pour faire partie intégrante du problème d'optimisation. Par exemple, les équations différentielles qui décrivent la dynamique du procédé sont discrétisées dans le temps et transformées en contraintes supplémentaires.

L'avantage de cette approche est son efficacité numérique. Les algorithmes destinés spécifiquement à l'optimisation dynamique tirent profit de la structure particulière des équations. L'utilisation de la mémoire de l'ordinateur, la vitesse de calcul et la qualité des résultats (précision, fiabilité) s'en trouvent en principe améliorées.

Les inconvénients sont liés à la spécificité de ce type de méthode. Le modèle doit être mis sous une forme particulière et ensuite transformé pour aboutir à un type de problème d'optimisation bien précis. Ces tâches sont en partie automatisables, mais dans la pratique un travail conséquent incombe à l'utilisateur, surtout si le modèle n'a pas été développé dès le départ avec un objectif d'optimisation dynamique. L'utilisation des modèles développés au fil du temps par des spécialistes du procédé (et pas forcément d'optimisation numérique) se trouve fortement alourdie. De plus, toute modification du modèle peut demander la réécriture des équations transformées, ce qui n'encourage pas son évolution.

Pour illustrer les problèmes de compatibilité que nous avons rencontré entre un modèle et un algorithme d'optimisation, considérons le modèle développé à l'ENSIA par Bertrand Broyart (1998) pour la cuisson des biscuits. C'est un modèle physique, qui décrit les transferts de matière et d'énergie à l'intérieur du four. Dans la thèse d'Alejandra Olmos, ce modèle a été utilisé pour déterminer les conditions opératoires (vitesse de la bande, vitesses d'extraction de l'air dans les cheminées, températures des sections du four) qui maximisent la productivité, tout en assurant les caractéristiques désirées du produit fini : couleur, teneur en eau, épaisseur, texture. Dans la pratique, il s'est avéré impossible d'utiliser ce modèle avec un algorithme d'optimisation de type programmation quadratique séquentielle, qui fait appel aux dérivées des variables d'état par rapport aux conditions opératoires. L'incompatibilité vient de la conception même du modèle : pour chaque jeu de conditions opératoires, le modèle commence par calculer la cheminée « de confluence », puis applique des méthodes de calcul différentes selon que les diverses sections du four fonctionnent en co-courant ou à contre-courant. Il existe donc de nombreuses situations où un changement infime dans une ou plusieurs vitesses d'extractions conduit au changement de la cheminée de confluence et au basculement du mode de calcul d'une ou de plusieurs sections du four. Les caractéristiques calculées du produit subissent une petite discontinuité. Cette discontinuité est acceptable compte tenu de la précision globale du modèle, mais néfaste pour le calcul des dérivées.

Tableau 1. L'optimisation numérique dans nos applications

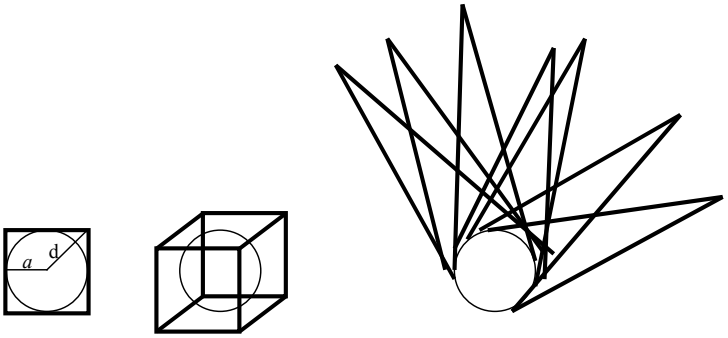
Application	Modèle	Optimisation	Degré du polynôme d'interpolation	Nombre de points de contrôle par variable de commande
Séchage de maïs	Indépendant	Déterministe	0	2
Réfrigération des fruits	Indépendant	Déterministe	1	8
Friture de la banane plantain	Indépendant	Déterministe	1	5
Séchage du riz	Intégré	Déterministe	0	25
DII du boucané	Indépendant	Stochastique + déterministe	0*	2*
Arôme de la bière	Intégré	Déterministe, stochastique	1	50
Cuisson des biscuits	Indépendant	Stochastique + déterministe	0*	5*

* Imposé par les phases du procédé

Ce type de problème est bien connu en optimisation numérique. Betts (2001) l'appelle condition de *consistance* du modèle et lui consacre une discussion approfondie. En simplifiant, on peut dire qu'un modèle est consistant si, quelles que soient les conditions opératoires, le calcul suit la même séquence d'opérations arithmétiques. Ce n'est manifestement pas le cas du modèle du four. Pire, il n'y a pas de méthode simple pour rendre ce modèle consistant sans remettre en cause toute sa philosophie et sa structure. C'est souvent le cas de modèles qui n'ont pas été développés dès le départ avec un objectif d'optimisation. Dans le cas du four, la solution est venue d'un algorithme d'optimisation stochastique qui n'utilise pas les dérivées et qui est très tolérant par rapport aux discontinuités.

D'après notre expérience, l'utilisation de « vrais » algorithmes d'optimisation dynamique se justifie dans la mesure où le modèle peut être transformé sous la forme requise sans une remise en cause profonde. Sinon, l'optimisation avec modèle indépendant est une alternative viable, quoique potentiellement plus lourde en termes de calculs.

Dans toute notre discussion, nous partons du postulat que le test des différentes stratégies de conduite candidates se fait sur un modèle mathématique du procédé. A notre connaissance c'est le cas dans la très grande majorité des cas. Il existe cependant quelques applications (ex. Cockshott et Hartman 2001) où le test se fait sur le procédé physique lui-même. Les applications de ce type sont fort rares du fait du grand nombre d'expériences nécessaires, et donc du temps et du coût de l'expérimentation. Le gain potentiel vient justement de l'absence



Dimension	n	n = 2	n = 3	n = 50
Distance aux sommets	$d = a\sqrt{n}$	$d \approx 1.4a$	$d \approx 1.7a$	$d \approx 7.1a$
Nombre de sommets	$N = 2^n$	N = 4	N = 8	$N > 10^{15}$

Figure 31. Image qualitative du piège de la grande dimension. Pour un même domaine admissible des variables (ici de taille 2*a*) les sommets d'un hypercube de grande dimension sont très éloignés du centre et en nombre astronomique.

du modèle : pas de temps de développement, pas de risque de passer à coté d'un comportement inattendu du processus, possibilité de prendre en compte son évolution dans le temps en intégrant directement les dernières fabrications réalisées. Il va de soi que seuls les algorithmes d'optimisation à modèle indépendant sont utilisables si le « modèle » est le procédé lui-même.

Pour les applications de commande optimale sur les quelles nous avons travaillé, les types de modèles et la paramétrisation des variables d'action sont résumés au tableau 1.

Optimisation stochastique ou déterministe

La mise au point d'une stratégie de conduite d'un procédé discontinu est une recherche dans l'espace des variables d'action. Cet espace est typiquement de grande dimension (sauf dans les cas, discutés plus haut, où la conception même du procédé fait que les actions sont constantes par morceaux et en nombre réduit). Les variables d'action étant des *fonctions* du temps, la dimension est en principe infinie. Dans la pratique cette dimension est rendue finie par une discrétisation du temps et/ou une paramétrisation des trajectoires recherchées, mais reste souvent très élevée (plusieurs centaines).

Le piège de la grande dimension. La recherche dans un espace de très grande dimension pose des problèmes qualitatifs, en dehors des problèmes quantitatifs évidents liées à la multiplication des variables. Ceci est dû à la structure même de l'espace (figure 31). Par exemple, un hypercube dans un espace de dimension 50 (ce qui est modeste au regard des problèmes habituellement traités en optimisation dynamique) a en fait la forme d'un

« oursin » avec plus d'un million de milliards de « coins » fortement éloignés du cœur du domaine de recherche. Or, dans la pratique, l'optimum a de bonnes chances de se trouver sur les limites admissibles des variables d'action, c'est à dire dans un sommet de l'hypercube. Par exemple, en essayant de minimiser le temps, on aura tendance à augmenter la température jusqu'à buter sur une contrainte imposée par la qualité du produit. Autrement dit, l'algorithme de recherche devra explorer un nombre astronomique de recoins. C'est sans doute pour cette raison que bon nombre d'heuristiques intuitivement astucieuses et raisonnablement efficaces dans des espaces de petite dimension (typiquement 2 ou 3) se montrent complètement décevantes en optimisation dynamique.

Méthodes stochastiques. L'exploration systématique d'un espace de grande dimension étant impossible, nombre de méthodes stochastiques se sont révélés relativement efficaces (ex. Mekarapiruk et Luus 2000). Les plus connues sont inspirées de phénomènes naturels, comme le recuit simulé (Kirkpatrick *et al*, 1983) les algorithmes génétiques (Goldberg 1989) ou les essaims de particules (Kennedy et Eberhart 2001, Trelea 2003a). Dans toutes ces méthodes, le hasard est guidé par des solutions prometteuses trouvées précédemment. Elles comportent des paramètres de réglage pour agir sur le compromis exploration – exploitation : passer du temps à explorer tout le domaine à la recherche de bonnes solutions candidates ou, au contraire, se concentrer sur l'exploitation des solutions trouvées en examinant de près leur voisinage dans l'espoir d'une amélioration locale.

Les méthodes stochastiques sont connues pour leurs performances en *exploration* du domaine de recherche. Notre expérience, quoique limitée, tend à le confirmer. Nous avons utilisé les algorithmes génétiques pour l'optimisation des profils aromatiques de la bière dans la thèse CNAM de Christophe Fourteau (2000), et dans la thèse d'Alejandra Olmos pour l'optimisation des conditions de séchage du riz (Olmos *et al*. 2003) et de la cuisson des biscuits (tableau 1). Les méthodes stochastiques sont toutes de type modèle indépendant, avec tous les avantages et les inconvénients associés, et sans utilisation des dérivées. De ce fait elles sont très générales, pouvant être couplées vraiment avec tout type de modèle. Elles sont parallélisables, au sens où la simulation des différentes solutions candidates peut en principe se faire en parallèle.

Les méthodes stochastiques ont beaucoup de mal à gérer les contraintes, en dehors des bornes simples sur le domaine de recherche. Un codage astucieux peut parfois restreindre automatiquement l'espace de recherche aux solutions admissibles, mais en général il faudra pénaliser le non respect des contraintes dans le critère d'optimalité. Cette gestion des contraintes peut être avantageuse pour nuancer finement les souhaits de l'utilisateur mais peut aussi poser des difficultés. Par exemple, un point qui ne respecte pas les contraintes peut être

irréalisable physiquement, mais, sans précaution explicite, l'algorithme tentera de simuler le modèle dans ces conditions, avec des résultats imprévisibles.

Méthodes déterministes. Ces méthodes sont en général classées selon l'utilisation ou non des dérivées de la fonction de coût et des contraintes par rapport aux variables d'action et d'état. Parmi les méthodes sans dérivées, la plus connue est la méthode Simplex (Nedler et Mead 1964). Dans notre expérience elle s'est avéré complètement décevante, sans doute victime du « piège de la grande dimension » évoqué plus haut. Parmi les méthodes avec utilisation des dérivées, la plus performante, aussi bien d'après la littérature que d'après notre propre expérience, est la programmation quadratique séquentielle (ex. Gill *et al*. 1981, Betts 2001). A chaque itération, le problème d'optimisation non linéaire est approximé par un problème d'optimisation quadratique avec contraintes linéaires, dont la solution est directe.

Nous avons utilisé la programmation quadratique séquentielle aussi bien en version statique qu'en version dynamique. Un exemple d'optimisation statique, au sens où les conditions opératoires à déterminer sont en nombre fini et réduit, est la DII de la viande de porc réunionnaise (boucané) étudiée dans la thèse d'Alejandra Olmos. De par la conception du procédé, les conditions opératoires sont constantes par intervalles, le produit étant traité dans une succession de bains. Les grandeurs à optimiser sont au nombre de quatre pour chaque bain : le temps d'immersion, la température, la concentration en sucre et en arôme liquide de fumée (Olmos *et al*. 2003). Un logiciel commercial a été utilisé pour les calculs (Coleman *et al*. 1999). Le séchage du riz, en revanche, abordé lui aussi dans la thèse d'Alejandra Olmos (Olmos *et al*. 2002), nécessitait le calcul des profils des conditions opératoires (température et humidité de l'air) dans le temps (figure 32). Les calculs ont été réalisés avec vrai logiciel d'optimisation dynamique (Betts 2001), conçu par nos soins.

Il est bien connu, et a été confirmé par nos travaux, que la programmation quadratique séquentielle est très performante pour la recherche locale autour d'une solution candidate prometteuse, autrement dit en *exploitation*. Il apparaît donc naturel de combiner une optimisation stochastique, pour une bonne exploration du domaine de recherche, avec une méthode déterministe pour affiner les résultats. Ceci est souvent avancé dans la littérature mais rarement mis en pratique. Alejandra Olmos l'a effectivement réalisé dans sa thèse, avec une richesse de résultats qu'on aurait difficilement pu obtenir autrement.

La figure 33 présente les résultats de l'optimisation des conditions opératoires pour la DII du boucané, en utilisant un seul bain (Olmos *et al*. 2003). Le produit est caractérisé par six variables d'état : perte en eau, gain en sel, gain en sucre, gain en phénols, activité de l'eau et pH (Poligné *et al*. 2001). Deux de ces grandeurs sont jugées critiques pour la qualité du produit fini : le gain en phénols pour l'arôme et l'activité de l'eau pour la conservation. Des contraintes sur leurs valeurs finales ont été imposées lors de l'optimisation, le critère étant ici la durée du traitement. Lors de l'optimisation par algorithmes génétiques (exploration), la « population » des solutions candidates tend à se grouper autour de trois jeux de valeurs bien distincts. En prenant chacune

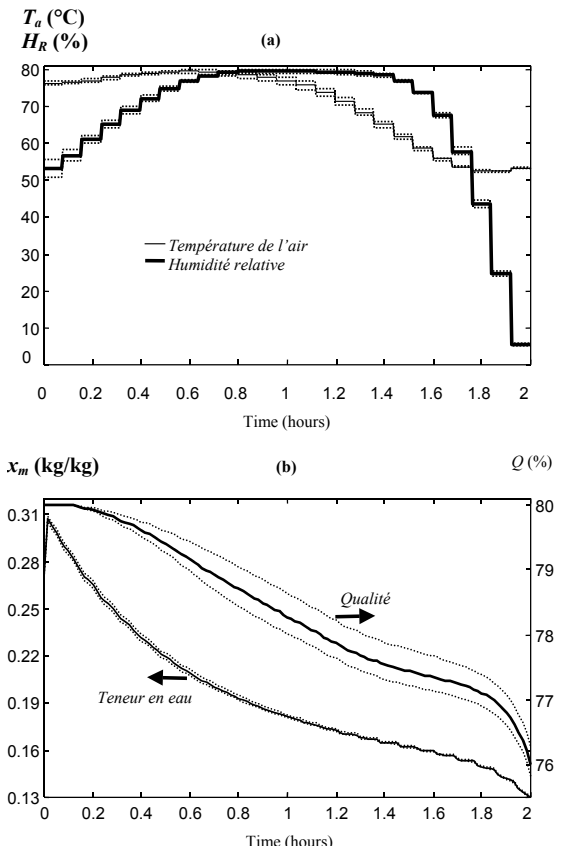


Figure 32. Séchage du riz : Optimisation dynamique des conditions opératoires. (a) Profils des conditions opératoires discrétisées dans le temps. (b) Profils des variables d'état qui en résultent (Olmos *et al*. 2002).

	durée h	tempér. °C	sucre kg/kg	arôme mL/kg
E1	23	48	0,31	7,5
E1a	15	60	0,91	41
E1b	19	60	1,32	26

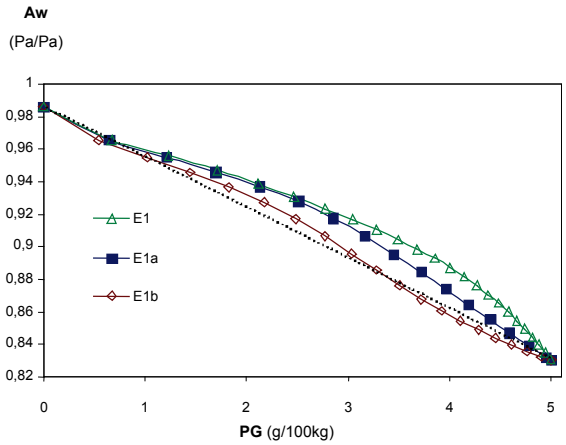


Figure 33. DII du boucané : Différents jeux de conditions opératoires (optima locaux) aboutissant aux mêmes caractéristiques du produit fini en termes de gain en phénols (PG) et activité de l'eau (Aw). (Olmos *et al*. 2003).

des solutions candidates comme point de départ et en réalisant une optimisation par programmation quadratique séquentielle (exploitation), on constate effectivement une convergence systématique vers l'un des trois jeux de conditions opératoires listés à la figure 33. Tous les trois respectent les contraintes imposées sur l'état du produit fini. Avec la terminologie de l'optimisation numérique, ce sont des optima locaux. En effet, la valeur du critère (ici durée totale) est bien différente dans les trois cas. Du point de vue strict de l'optimisation, il aurait fallu choisir le résultat noté E1a, dont la durée est la plus courte, et éliminer les deux autres.

En fait, les trois résultats sont intéressants. D'un point de vue pratique, le résultat E1 est préférable pour plusieurs raisons, malgré sa durée plus longue. Il utilise moins de sucre et moins d'arôme liquide de fumée, qui sont des ingrédients relativement chers. De plus, les solutions très concentrées en sucre (E1a et E1b) sont difficiles à préparer. Les températures plus élevées augmentent la concentration énergétique du procédé et ont un effet de déstructuration de la viande. On constate que, malgré la formulation initiale du problème, plusieurs critères contradictoires entrent en ligne de compte et que l'utilisateur est plus apte à choisir dans un petit nombre de solutions proposées plutôt que d'énoncer *a priori* des critères de choix exhaustifs. D'un point de vue scientifique, l'existence des trois optima locaux éclaire les mécanismes et les interactions de la DII. Malgré un même gain en phénol, les gains en sucre et en sel sont différents, à cause des mécanismes de

compétition. La même activité de l'eau finale est obtenue par une compensation entre les gains en sel, en sucre et la perte en eau. Les produits finis sont donc différents dans les trois cas.

Les avantages des méthodes d'optimisation stochastiques, qui ne conduisent pas à une seule solution mais à tout un ensemble, ont déjà été soulignés dans la littérature. La découverte de solutions légèrement sous optimales par rapport au critère énoncé mais très avantageuses selon d'autres points de vue, auxquels on n'avait pas forcément pensé au départ, n'est pas un phénomène isolé. Par exemple, Cockshott et Hartman (2001) décrivent l'optimisation d'un milieu de culture par des surface de réponse classiques et par essaims de particules. Le critère d'optimisation était le titre en produit utile. Les compositions trouvées par les deux méthodes étaient très différentes. Les titres étaient proches mais la meilleure solution fournie par l'essaim des particules avait une viscosité trop élevée. En revanche, plusieurs solutions légèrement sous optimales fournies par l'essaim de particules avaient des viscosités tellement avantageuses d'un point de vue technologique qu'elles ont finalement été jugées les plus prometteuses pour la mise en œuvre. Il faut souligner que le critère de la viscosité n'était pas pris en compte au départ. Le fait de travailler sur un ensemble de solutions potentielles à la fois est finalement apparu avantageux et enrichissant.

D'autres méthodes d'optimisation astucieuses existent ou sont en cours de développement. Nous n'avons pas eu l'occasion de les tester pour l'instant, notamment en ce qui concerne le piège de la grande dimension, mais nous pensons que le domaine de l'optimisation numérique est encore largement ouvert. En dehors des algorithmes avec lesquelles nous avons travaillé, d'autres méritent certainement d'être appliqués au calcul de la commande des procédés discontinus.

Incertitudes sur la commande. Conséquences sur le procédé

Nous avons vu que la commande est calculée sur la base des prédictions du modèle dynamique du procédé. Lors de l'optimisation en temps réel, la commande dépend également de l'état courant estimé. Or, la structure du modèle, ses paramètres, l'état initial du produit ainsi que l'état estimé sont entachés d'incertitude. D'un point de vue pratique, il est important de se demander quelles sont les conséquences sur la commande calculée et sur le respect du cahier des charges du produit. Dans nos travaux, nous réalisons systématiquement des études de robustesse.

Robustesse de la loi de commande

Un premier aspect est la sensibilité de la commande calculée aux différentes incertitudes. Ceci donne une indication sur la précision nécessaire pour sa mise en œuvre. Une éventuelle simplification du profil pourrait être utile pour une mise en œuvre plus simple (approximation

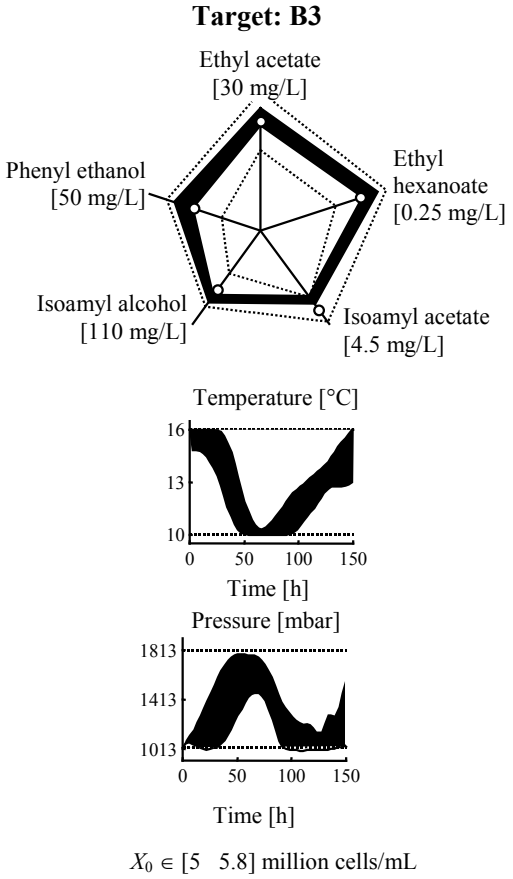


Figure 34. Optimisation des composés aromatiques dans la bière. Incertitude sur la commande optimale induites par les incertitudes sur le modèle dynamique du procédé (Trelea *et al*. 2003).

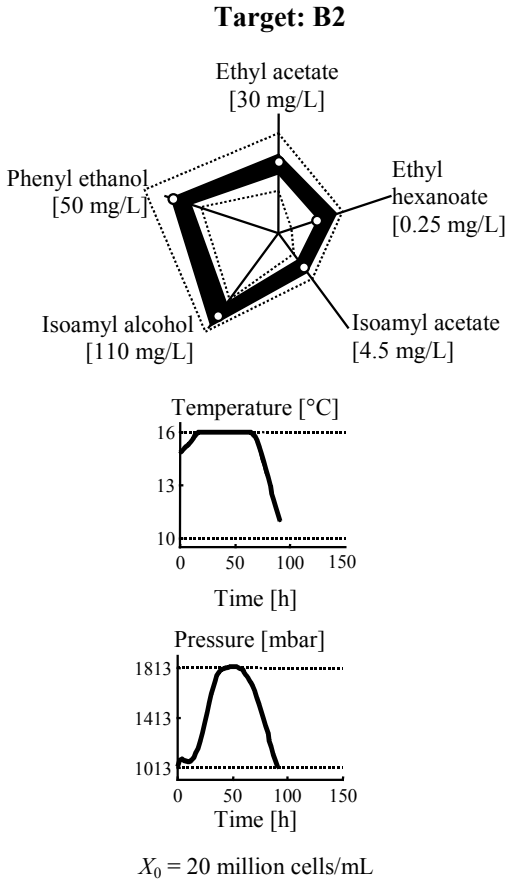


Figure 35. Optimisation des composés aromatiques dans la bière. Incertitude sur les concentrations des composés aromatiques dans le produit fini si la commande optimale était appliquée sans changement (Trelea *et al*. 2003)

par une succession de rampes ou de paliers, par exemple). Mais surtout, la robustesse est un argument pour convaincre les partenaires industriels du fait que les résultats prometteurs trouvés par le calcul ont de bonnes chances d'être reproduits lors de la mise en œuvre.

A titre d'illustration, nous avons représenté à la figure 34 l'incertitude sur la commande calculée pour optimiser le profil aromatique de la bière (Trelea *et al*. 2003b). Lors de la phase d'identification du modèle, l'incertitude sur les paramètres a été quantifiée comme une distribution de probabilité multidimensionnelle. Vingt modèles possibles ont été tirés au hasard de cette distribution et la commande optimale a été calculée pour chacun d'entre eux. On peut constater sur la figure 34 que les profils calculés des conditions opératoires ont systématiquement la même forme, qui semble réellement caractéristique pour les cibles aromatiques considérées : profil de température en V, profil de pression en cloche, concentration initiale en levures proche de la limite inférieure du domaine admissible. Par contre, la précision pour la mise en œuvre de ces profils n'est pas critique : ± 0,5°C pour la température, ± 200 mbar pour la pression, ± 0.5 millions de levures par mL lors de l'ensemencement du fermenteur. Ces tolérances sont en accord avec ce que nous avons réellement constaté en analysant différents jeux de données fournis par nos partenaires industriels. Par ailleurs, les écarts

des concentrations finales des composés aromatiques par rapport aux cibles restent dans les limites de tolérance.

Robustesse des performances

Un deuxième aspect est la robustesse des performances annoncées lors des calculs en conditions nominales. Les performances s'expriment en général en termes d'atteinte des cibles sur le produit fini, du respect des contraintes et de dégradation du critère d'optimalité (par exemple, durée de l'opération). La sensibilité peut être examinée soit en appliquant la commande pré calculée sans changement, soit en considérant les différents types de rétroaction mentionnés plus haut.

Considérons une nouvelle fois l'exemple des composés aromatiques dans la bière. A titre de comparaison, nous avons représenté sur la figure 35 l'incertitude sur les caractéristiques du produit due aux incertitudes du modèle, si la commande optimale nominale (calculée pour le modèle le plus probable) était appliquée sans changement. Les calculs ont été réalisés avec 20 jeux de paramètres du modèle tirés au hasard dans leur distribution de probabilité. A la différence de la figure 34, la commande optimale n'a pas été recalculée. Avec la terminologie utilisée dans ce chapitre, cela correspondrait à une rétroaction sur les variables environnementales, en donnant les profils calculés de température et de pression comme consignes à des régulateurs de bas niveau (figure 22). On constate sur la figure 35 que les concentrations finales des composés aromatiques étudiés restent dans leur domaine de tolérance. Ceci est une information précieuse pour une éventuelle mise en œuvre : une rétroaction sur les variables environnementales, relativement facile à réaliser en conditions industrielles, serait suffisante dans ce cas.

Conclusion

Les objectifs de la commande d'un procédé discontinu peuvent être formulés naturellement comme un problème d'optimisation sous contraintes. C'est une formulation très générale et bien adaptée pour décrire de manière unitaire le souhaits de l'utilisateur, les exigences techniques du procédé et celles concernant qualité du produit final.

Nous avons montré, à échelle pilote, qu'une telle commande pouvait être mise en œuvre en temps réel avec de très bons résultats. C'est une approche qui nous paraît prometteuse et mériterait d'être testée sur des procédés industriels. Les obstacles qui nous apparaissent sont surtout d'ordre humain, car nos partenaires industriels privilégiés (brasseurs, fromagers) désirent conserver la maîtrise de leur procédé et se montrent réticents devant une commande automatique.

Perspectives

Après bientôt dix ans de travail dans le domaine de l'étude et de la conduite des procédés alimentaires et biologiques, trois axes de recherche nous paraissent importants pour progresser dans leur analyse théorique et leur maîtrise industrielle. Ces axes sont :

- la construction d'un formalisme permettant une description unitaire des procédés
- la conception de plans d'expériences orientés vers la dynamique
- l'apprentissage autonome des systèmes de supervision et de commande, gage de leur pérennité sur le site industriel.

Dans le contexte actuel de notre équipe, il est difficilement envisageable de lancer des études spécifiques pour explorer ces axes. Ce qui est en revanche parfaitement réalisable, et probablement plus pertinent, est de mettre à profit les études en cours, plutôt orientées produit ou procédé, pour développer un cadre théorique et des outils innovants. Les perspectives que nous envisageons sont donc structurées selon deux angles : celui des orientations méthodologiques et celui des projets qui leur serviraient de support.

Orientations méthodologiques

Formalisme unitaire pour la description d'un procédé

Les différents formalismes utilisés aujourd'hui pour la description d'un procédé se focalisent sur des aspects isolés. D'une part, il existe une dichotomie entre la description continue et discrète. La description par réseaux de Petri considère le procédé comme une succession d'étapes disjointes, tandis que le système d'équations différentielles décrit bien l'évolution des grandeurs continues, mais sans lien avec les étapes précédentes et suivantes. D'autre part, il existe une opposition entre grandeurs quantitatives, décrites par des systèmes d'équations, et grandeurs qualitatives, décrites sous forme symbolique. Les différents formalismes sont mal intégrés entre eux, reflet sans doute du cloisonnement des disciplines dont ils sont issus. Ils sont tous utiles et pertinents pour les aspects pour lesquels ils sont conçus, mais partiels.

Une vision juste de la réalité du procédé devrait, à notre sens, tenir compte de ces différents aspects de manière unitaire. Ce besoin a déjà été senti par d'autres chercheurs. Par exemple, Jean-Marie Flaus du Laboratoire d'Automatique de Grenoble développe depuis quelques années une manière cohérente de traiter les systèmes « hybrides » au sens événements discrets / temps continu (Thevenon et Flaus, 2000). Cette approche a déjà montré son intérêt, en particulier pour des systèmes discontinus (Fibrianto *et al*. 2003). L'intégration des variables qualitatives et quantitatives nous semble plus délicate, d'autant plus que la description qualitative est souvent synonyme des description incertaine. Une collaboration et une réflexion commune avec l'équipe du professeur Gilles Trystram (UMR GENIAL), qui utilise de manière courante des descriptions quantitatives et symboliques, devrait s'avérer fructueuse.

En plus de l'enjeu scientifique, la mise au point d'une description unitaire, permettant d'appréhender le procédé dans sa complexité, devrait contribuer à mieux poser et résoudre les problèmes de qualité du produit, de régularité de la production et de conduite, qui, eux, sont globaux.

Plans d'expériences orientés vers la dynamique

La théorie classique des plans d'expériences fournit des réponses rigoureuses et pertinentes sur les expériences nécessaires pour construire différents modèles statiques usuels, par exemple des surfaces de réponse. Or, on constate actuellement que ces plans d'expériences sont systématiquement utilisés pour la construction de modèles dynamiques, ce qui est, en toute rigueur, une erreur. Une expérience en conditions constantes ne permet pas, par principe, de mettre en évidence les phénomènes d'accumulation de matière, d'énergie ou d'information qui pourraient exister au sein du procédé et induire une inertie et un temps d'adaptation significatif lors de l'exploitation du procédé en conditions variables, par exemple, en cas d'action sur les variables de commande pour compenser une perturbation. L'adaptation des micro-organismes à leur milieu est un exemple typique d'une telle inertie.

Même si, dans des cas précis, il est possible de montrer que les dynamiques occultées sont négligeables, le nombre d'expériences donné par la théorie classique augmente exponentiellement avec le nombre de facteurs étudiés. Or, chaque point du plan d'expériences représente un batch complet, qui dure en IAB entre plusieurs heures et plusieurs semaines. En plus d'être scientifiquement discutables, les plans classiques sont donc très coûteux et le nombre de facteurs étudié fortement limité.

La théorie de l'identification des systèmes dynamiques fournit, quand à elle, des réponses sur l'identification des systèmes linéaires continus. Les excitations qu'elle préconise, par exemple le signal binaire pseudo-aléatoire, sont inadaptés aux procédés discontinus limités dans le temps. De plus, ces excitations sont mal adaptées aux procédés non linéaires, dont le fonctionnement doit être exploré dans un domaine large.

Ces dernières années, des recherches menées entre autres dans l'équipe du professeur Van Impe de l'université de Louvain (ex. Versick *et al*. 1999) ont montré qu'il était possible de concevoir, pour les procédés discontinus non linéaires, des expériences à la fois adaptées pour mettre en évidence la dynamique et économiques en temps et en moyens. Les expériences réalisées sont spécifiquement optimisées fonction du procédé étudié, des phénomènes dynamiques que l'on désire mettre en évidence et du modèle envisagé pour les décrire.

Ces travaux ne constituent qu'un début, mais il nous paraît important de nous engager dans la voie de l'optimisation des expériences en conditions variables. Potentiellement, les moyens mis en œuvre pour démarrer une étude pourraient être fortement réduits, ou, à moyens constants, l'information recueillie pourrait être beaucoup plus riche, notamment en termes de domaine de validité du modèle et du nombre de facteurs étudiés. Or, les moyens expérimentaux mis en œuvre pour atteindre le niveau de description souhaité du procédé constituent un verrou essentiel dans nos travaux actuels.

Apprentissage autonome des systèmes de supervision et de commande

Aujourd'hui, un très grand nombre d'outils mis en place dans les projets de R&D ne survivent pas à l'épreuve du temps, malgré des avantages apparemment indéniables constatés lors de l'étude de faisabilité. Les raisons en sont multiples, humaines comme techniques, mais la plus fondamentale nous paraît l'incapacité du système de supervision ou de commande d'évoluer avec le procédé, en l'absence des personnes qui l'ont conçu. Les matières premières et les produits changent, les paramètres de réglage et les courbes de référence deviennent obsolètes, sans que personne ne sache comment les mettre à jour. Les capteurs finissent débranchés et les logiciels inutilisés.

A notre sens, le système de supervision ou de commande mis en place sur un procédé industriel devrait être doté d'une fonction autonome de construction de bases de données pertinentes, qui lui permettrait de suivre les évolutions du procédé, des matières premières et du produit. La principale difficulté, bien connue en commande adaptative, est le choix de

l'information à retenir, pour qu'elle soit à la fois pertinente, donc représentative du fonctionnement souhaité du procédé, et suffisamment riche, devant donc s'écarter de ce fonctionnement idéal. La fonction de mise à jour du modèle, de l'estimateur et/ou de la commande du procédé, devrait donc être « intelligente » pour s'adapter aux changements récents, sans pour autant perdre la mémoire de situations passées riches en enseignements pertinents.

Sur le plan de l'adaptation au passé récent, la démarche proposée s'apparente au contrôle par apprentissage itératif (ex. Lee *et al*. 1999), direct, si la mise à jour porte directement sur la commande, ou indirect, si l'information acquise est d'abord intégrée dans le modèle du procédé. Suivant les cas, les perturbations naturelles peuvent s'avérer insuffisantes pour maintenir la richesse requise de l'information. Des perturbations peuvent être ajoutées artificiellement, si le procédé s'y prête (ex. Steyer *et al*. 1999) et en prenant des précautions spécifiques. En tout état de cause, la « richesse » de l'information devrait être quantifiée rigoureusement, ce qui est en soi un problème non trivial.

La problématique de l'apprentissage autonome est donc très délicate à mettre en œuvre. L'enjeu est toutefois important, car il en va de la pérennité du système, et, par conséquent, de la raison d'être du projet. L'objectif d'adaptation et de survie à moyen terme devrait, à notre sens, être clairement spécifié dès la mise en place d'un projet, car il demande une démarche, du temps et des moyens spécifiques.

Projets

Fermentation alcoolique

La fermentation alcoolique constitue un sujet de recherche de notre laboratoire depuis de nombreuses années (El Haloui *et al*. 1987, 1988). La technique de suivi de la fermentation par CO_2 dégagé est au point et a été mise en œuvre sur plusieurs sites industriels, en France et à l'étranger, entre autres dans le projet européen CRAFT (2000). Les travaux récents, et notamment la thèse de Mariana Titica (2000a) et le master d'Olivier Duthoit (2002) ont ouvert la voie à la prise en compte des composés aromatiques.

La connaissance et l'expérience acquises en fermentation alcoolique nous conduisent à envisager la mise en place de systèmes de supervision et de commande avancés en milieu industriel. C'est en partie chose faite (pour ce qui concerne la supervision et la prédiction)

dans le projet CRAFT qui se termine en 2003, mais le potentiel est loin d'être épuisé. En particulier, l'idée de l'apprentissage autonome pourrait trouver un excellent support dans la fermentation brassicole. Le principal obstacle est l'absence, pour l'instant, d'un partenaire industriel suffisamment intéressé pour démarrer un projet relativement lourd, et suffisamment confiant dans nos résultats pour aller jusqu'à la commande automatique.

Encrassement et nettoyage

L'encrassement et le nettoyage des installations de traitement thermique des produits laitiers fait également partie des thèmes de recherche historiques de notre laboratoire. Une collaboration avec l'équipe de Georges Daufin de l'INRA de Rennes (LRTL) et un contrat avec des industriels bretons est déjà en place pour l'estimation et la prédiction du niveau d'encrassement et de l'état du nettoyage d'un stérilisateur industriel.

D'un point de vue scientifique, une collaboration très prometteuse pourrait se mettre en place avec l'équipe de Jean-Claude Leuliet de l'INRA de Lille (LGPTA). Notre apport pourrait se situer au niveau de la modélisation dynamique de l'encrassement, et partant de là, du pilotage de la formation du dépôt dans l'échangeur, dans le temps et dans l'espace. La commande optimale dynamique verrait là une belle application, d'intérêt autant scientifique qu'industriel. Les différentes phases de fonctionnement de l'échangeur (encrassement, nettoyages, rinçages) pourrait fournir un support d'étude pour la description hybride (continue et discrète dans le temps) du procédé.

Fabrication fromagère

Au vu des orientations scientifiques récentes de notre UMR, la fabrication et l'affinage du fromage est un axe de travail appelé à se renforcer. Les travaux précédents portaient surtout sur les aspects microbiologiques et biochimiques du « bioréacteur fromage » et notamment sur l'étude des flores d'affinage. L'instrumentation des enceintes expérimentales d'affinage et la mise au point de protocoles d'analyse rigoureux a permis de lancer récemment des travaux sur la modélisation de la croissance des micro-organismes et les transferts d'eau et de substrats en milieu fromager. Ce type d'étude est innovant par rapport aux travaux existants dans la littérature et également un défi pour nous, car il concerne une fermentation en milieu solide non homogène et en présence de plusieurs espèces de micro-organismes en interaction.

Les travaux de modélisation ont débuté par les stages d'ingénieur d'Alexandra Capbern (2000) et de Haythem Riahi (2003), qui se poursuit par un stage de DEA et

probablement par une thèse. Il est envisagé de les étendre à un certain nombre de composés aromatiques clé et à des descripteurs qualitatifs de l'affinage. Pour nous, la thèse de Haythem Riahi pourrait être l'occasion d'étudier la planification optimale des expériences en conditions dynamiques, car il reste des facteurs potentiellement importants peu ou pas étudiés, et que la lourdeur expérimentale est particulièrement éprouvante pour ce procédé.

La fabrication du fromage comporte par ailleurs différentes phases, dont l'interaction est bien connue des fromagers. Une description unitaire du processus de fabrication fromagère, du lait au consommateur, présenterait un intérêt certain. D'un point de vue méthodologique, se serait une occasion de mettre en œuvre des techniques combinant processus continus et événements discrets, mais aussi grandeurs quantitatives et symboliques. De plus, l'évolution saisonnière du lait, qui pose de réels problèmes aux fromagers, serait un support intéressant pour étudier l'auto-adaptation autonome d'un futur système de supervision et éventuellement de commande.

Conclusion

Je réalise mon activité de recherche au sein d'une équipe dynamique et multidisciplinaire. Des compétences en génie des procédés, science des aliments, microbiologie, biochimie, analyse sensorielle, automatique et informatique industrielle sont réunies autour de nombreux projets innovants, aussi bien en recherche fondamentale que tournés vers l'industrie. De plus, notre laboratoire bénéficie d'un réseau étendu de relations avec les autres unités INRA, l'ENSIA, les Universités de la région parisienne, l'INP de Grenoble, le CEMAGREF et de nombreux partenaires industriels, des PME aux grands groupes agro-alimentaires. C'est un environnement particulièrement propice aux projets fédérateurs, propres au génie des procédés.

Au fil du temps, mon rôle dans l'équipe évolue, de la réalisation effective des tâches vers l'encadrement des doctorants, DEA et stagiaires. C'est stimulant de voir les travaux avancer plus vite que je ne l'aurais pu faire moi-même et surgir des idées nouvelles et pertinentes que je n'aurais pas pu avoir personnellement. Se pose, en revanche, le problème de l'équilibre entre ma propre vision d'un sujet et l'appropriation de ce sujet par l'étudiant. Un encadrement trop strict risque d'étouffer son initiative et de le faire se sentir étranger au sujet. Un encadrement trop lâche risque de le laisser s'égarer et de le faire douter de l'importance de son travail pour l'équipe. Selon le niveau du stage (ingénieur, DEA, thèse) et l'autonomie personnelle de l'étudiant, les réponses sont différentes. Mais, de manière générale, il faut arriver à piloter les travaux tout en s'interdisant de les maîtriser totalement.

Références bibliographiques

Abud M., Courtois F., Bonazzi C., Bimbenet J.J. (2000). Processing quality of rough rice during drying – modelling of head rice yields versus moisture gradients and kernel temperature. Journal of Food Engineering, 45, 161-169.

Alvarez G. (1992). Etude des transferts de chaleur et de matière au sein d'un échangeur complexe de type « palette ». Thèse de doctorat, ENGREF, Paris.

Alvarez G., Trystram G. (1995). Design of a new strategy for the control of the refrigeration process: fruit and vegetables conditioned in a pallet. Food Control 6(6), 347-355.

Andrews G.F. (1993). The yield equations in the modeling and control of bioprocesses. Biotechnology and Bioengineering 42, 549-556.

Bastin G., Dochain D. (1990). On-line estimation and adaptive control of bioreactors. Elsevier, Amsterdam.

Betts J.T. (2001). Practical methods for optimal control using nonlinear programming. SIAM, Philadelphie.

Boillereaux L. (1996). Estimation d'état de procédés non linéaires: méthode à horizon glissant avec indicateur de qualité. Thèse de doctorat, INP Grenoble.

Broyart B. (1998). Modélisation des phénomènes de transfert et des modifications de qualité induites lors de la cuisson d'un biscuit sec en continu. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Industries Agricoles et Alimentaires, Massy.

Bryson A.E. (1999). Dynamic optimization. Addison-Wesley, Menlo Park, Californie.

Capbern, A. (2000). Etude et modélisation des cinétiques de réaction et de transfert de solutés au cours de l'affinage des fromages. Projet de 3ème année d'ingénieur, INA Paris-Grignon.

Charikane E., Trystram G. (2000). Les besoins en capteurs dans les années à venir pour l'agriculture et l'alimentaire. Les mesures en agro-alimentaire, 6 avril, Bourg-en-Bresse.

Charpentier J.C. (2002). The future of chemical engineering : did you say the triplet "processus-product-process" engineering ? Procédique, 35, 15-18.

Cheruy A., Flaus J.M. (1994). Des mesures indirectes à l'estimation en ligne. Capteurs et mesures en biotechnologie, coordonateurs J. Boudrant, G. Corrieu, P. Coulet. Lavoisier, Paris, 443-483.

Cockshott A.R., Hartman B.E. (2001). Improving the fermentation medium for Echinocandin B production. Part II: Particle swarm optimization. Process Biochemistry, 36, 661-669.

Coleman T., Branch M.A., Grace A. (1999). Optimisation toolbox for Matlab. Natick, Massachussets, The MathWorks, Inc.

Corrieu G., Perret B., Merican F. (1996). Dispositif de perte de charge et de mesure de débit et application à un procédé de contrôle de l'évolution de la fermentation brassicole. Brevet INRA/DELLA TOFFOLA FRANCE n°96 03823.

Corrieu G., Trelea I.C., Perret B. (2000). On-line estimation and prediction of density and ethanol evolution in the brewery. Master Brewer's Association of the Americas Technical Quarterly, 37(2), 173-181.

Courtois F., Lebert, A., Duquenoy, A., Lasseran, J.C. Bimbenet, J.J. (1991). Modelling of drying in order to improve processing quality of maize. Drying Technology 9(4) 927-945.

CRAFT (2001). Advanced control of alcoholic fermentation based on CO_2 measurement, applied to wine and beer production. European Project.

Doyle J.C. (1978). Guaranteed margins for LQG regulators. IEEE Transaction on Automatic Control, 23(4), 756-757.

Duthoit O. (2002). Study of the yeast strain impact on aroma production during beer fermentation. Master of Science in Biotechnology, Université de Wageningen, Pays-Bas.

El Haloui N.E, Picque D., Corrieu G. (1987). Mesures physiques permettant le suivi biologique de la fermentation alcoolique en œnologie. Science des Aliments, 7, 241-265.

El Haloui N.E., Picque D., Corrieu G. (1988). Alcoholic fermentation in winemaking : on-line measurement of density and carbon dioxide evolution. Journal of Food Engineering, 5, 17-30.

El Haloui, N.E. (1989). Suivi, contrôle et modélisation de la fermentation alcoolique en œnologie. Thèse de doctorat, Université Mohamed V, Rabat.

Engan S. (1972). Organoleptic threshold values of some alcohols and esters in beer. Journal of the Institute of Brewing, 78, 33-36.

Fourteau C. (2000). Contrôle optimal de la qualité en fermentation alcoolique. Thèse CNAM, Conservatoire Nationale des Arts et Métiers, Paris.

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

Goldberg D.E. (1989). Genetic algorithms in search, optimisation, and machine learning. Reading, Massachussets, Addison-Wesley.

Fibrianto H., Boillereaux L., Flaus J.M. (2003). Hybrid automata for linearizing the model of high-pressure thawing. Control Engineering Practice, 11 (sous presse).

Ilyukhin S.V., Haley T.A., Singh R.K. (2001). A survey of control system validation practicies in food industry. Food Control, 12, 297-304.

Ioannou I., Agioux L., Perrot N., Mauris G., Trystram G. (2002). Processing operator reasoning and its uncertainty to control cheese ripening : a fuzzy symbolic approach. 9th International conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems (IPMU). 1-5 juillet, Annecy, 905-911.

IMPU (2002). Proceedings of the 9th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-basesd Systems. 1-5 juillet, Annecy, France.

Kennedy J. ,Eberhart R.C. (2001). Swarm intelligence. New York, Academic Press.

Kirkpatrick S., Gelatt Jr. C.D., Vecchi M.P. (1983). Optimization by simulated annealing. Science, 220(4598), 671-680.

Landaud S., Trelea I.C., Latrille E., Picque D., Corrieu G. (1999). Développement de capteurs logiciels et modélisation de la fermentation alcoolique pour améliorer la qualité de la bière. Rapport final, contrat MRT no. 95G0090.

Landaud S., Latrille E., Corrieu G., (2001). Top pressure and temperature control the fusel alcohol / ester ratio through yeast growth in beer fermentation, Journal of The Institute of Brewing, 107(2) 107-117.

Latrille E. (1994). Suivi de la fabrication du yaourt brassé : Instrumentation, mesure indirecte et modélisation prédictive par réseaux de neurones. Thèse de doctorat, INA P-G.

Latrille E., Trelea I.C., Corrieu G., Cosson T., Fuentes J.L., Taillade P. (2002). Développement de capteur logiciel pour l'estimation et la prédiction de production d'enzymes cellulolytiques dans un procédé fed-batch. SIMO 2002 : Systèmes d'Information, Modélisation, Optimisation et Commande en Génie des Procédés. Toulouse, 24-25 octobre.

Lee K.S., Chin I.S., Lee H.J., Lee J.H. (1999). Model predictive control technique combined with iterative learning for batch processes. AIChE Journal, 45(10), 2175-2187.

Liu G.P., Yang J.B., Whidborne J.F. (2001). Multiobjective optimisation and control. Baldock, Angleterre, Research Studies Press Ltd.

MacKay D.J.C. (1992). Bayesian interpolation. Neural computation 4(3) 415-447.

Mekarapiruk W., Luus R. (2000). Optimal control by iterative dynamic programming with deterministic and random candidates for control. Industrial & engineering chemistry research, 39(1), 84-91.

Nedler J.A., Mead R. (1964). A simplex method for function minimization. Computer Journal, 7, 308-313.

Obert J.P., Rambhatla S., Marin M., Trelea I.C., Pikal M.J. (2000). Use of a one dimensional model to guide experimental studies in freeze-drying process optimisation : determination and effect of input parameters to run the model. Annual Conference of the American Association of Pharmaceutical Scientists, Indianapolis, Etats-Unis.

Obert J.P. (2001). Modélisation, optimisation, et suivi en ligne du procédé de lyophilisation. Application à l'amélioration de la productivité et de la qualité des bactéries lactiques lyophilisées. Thèse de doctorat, INA Paris-Grignon.

Olmos A., Trelea I.C., Courtois F., Bonazzi C., Trystram G. (2002). Dynamic optimal control of batch rice drying process. Drying Technology, 20(7), 1319-1345.

Olmos A., Trelea I.C., Poligné I., Collignan A., Broyart B., Trystram G. (2003). Optimal operating conditions calculation for a pork meat dehydration-impregnation soaking process (soumis).

Poligné I., Collignan A., Trystram G. (2001). Characterization of tradional processing of pork meat into boucané. Meat Science 59(4) 377-389.

Raoult-Wack A.L., Guilbert S., Le Maguer M., Rios G. (1991). Simultaneous water and solute transport in shrinking media. Part 1: application to dewatering and impregnation soaking analysis (osmotic dehydration). Drying Technology 9(3), 589-612.

Riahi M.H. (2003). Modélisation des cinétiques de désacidification des caillées d'un fromage modèle en fonction de la température et de l'humidité relative de l'enceinte d'affinage. Projet de fin d'études d'ingénieur, Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie, Tunis.

Schneider A. (2000). Authenticité des produits: développement des méthodes statistiques pour l'analyse des données spectrales (applications aux vins), Université de Montpellier II.

Sivia D.S. (1996). Data analysis: a bayesian tutorial. Oxford University Press.

Steyer J.-P., Buffiere P., Rolland D., Moletta R. (1999). Advanced control of anaerobic digestion processes through disturbances monitoring. Water Research, 33(9), 2059-2068.

Tada S., Takeuchi T., Sone H., Yamano S., Schofield M.A., Hammond, J.R.M. Inue T. (1995). Pilot-scale brewing with industrial scale yeasts which produce the alpha-acetolactate decarboxylase of *Acetobacter aceti* ssp. *xylinum*. Proceedings of the 25th European Brewing Convention, 369-376.

Thevenon L., Flaus J.M. (2000). Modular representation of complex hybrid systems: application to the simulation of batch processes. Simulation Practice and Theory, 8, 283-306.

Titica M. (2000a). Contrôle du profil aromatique de la bière lors de la fermentation alcoolique. Thèse de doctorat, INP Grenoble.

Titica M., Landaud S., Trelea I.C., Latrille L., Corrieu G., Cheruy A. (2000b). Modeling of the kinetics of higher alcohol and ester production based on CO_2 emission with a view to control of beer flavor by temperature and top pressure. Journal of the American Society of Brewing Chemists 58(4) 167-174.

Trelea I.C. (1997a). Contribution à la commande prédictive sous contraintes des procédés discontinus non linéaires utilisés dans l'industrie alimentaire. Thèse de doctorat, ENSIA Massy.

Trelea I.C., Raoult-Wack A.L., Trystram G. (1997b). Application and interest of neural network modelling for the control of dewatering and impregnation soaking process (osmotic dehydration). Food Science and Technology International, 3, 459-465.

Trelea, I.C., G. Trystram G., Courtois F. (1997c). Optimal constrained nonlinear control of batch processes: application to corn drying. Journal of Food Engineering 31, 403-421.

Trelea, I. C., Trystram G., Courtois F., Raoult-Wack A.L., Diaz A.(1997d). Modélisation et commande des procédés de friture. Dans La friture - Maîtrise du procédé et de la qualité des produits. A. L. Raoult-Wack, J. Graille and G. Trystram (coord.). Paris, Lavoisier. 11: 77-82.

Trelea I.C., Alvarez G., Trystram, G. (1998). Nonlinear predictive optimal control of a batch refrigeration process. Journal of Food Process Engineering 21(1), 1-32.

Trelea I.C. (1999). NND : Neural network toolbox for dynamic models. Rapport technique, UMR GMPA.

Trelea, I.C., Latrille L., Landaud S., Corrieu G. (2001a). Reliable estimation of the key variables and of their rates of change in the alcoholic fermentation. Bioprocess and Biosystems Engineering, 24, 227-237.

Trelea I.C., Titica M., Landaud S., Latrille E., Corrieu G., Chéruy A. (2001b). Predictive modelling of brewing fermentation: from knowledge-based to black-box models. Mathematics and Computers in Simulation, 56, 405-424

Trelea, I.C., Landaud, S., Latrille, E., Corrieu, G. (2002). Prediction of confidence limits for the diacetyl concentration during beer fermentation, Journal of the American Society of Brewing Chemists 60(2) 77-87.

Trelea I.C. (2003a). The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. Information Processing Letters, 85, 317-325.

Trelea I.C., Titica M., Corrieu G. (2003b). Dynamic optimisation of the aroma production in brewing fermentation. A paraître dans Journal of Process Control.

Trystram G. (1993). Caractérisation et maîtrise des dynamiques des procédés des industries alimentaires, Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, INP Toulouse.

Trystram G., Trelea I.C., Raoult-Wack A.L., Diaz A., Courtois F. (1999). Indirect measurement and control of moisture content during dehydration performed by frying. Drying Technology 17(7-8) 1627-1637.

Trystram G. (2003). Automatisme et procédés industriels agroalimentaires. Techniques de l'Ingénieur, traité Agroalimentaire. J.L. Boutonnier and S. Roustel (coord). Paris, Lavoisier. F1290 1-22.

Versyck K.J., Bernaerts K., Geeraerd A.H., Van Impe J.F. (1999). Introducing optimal experimental design in predictive modeling: a motivating example. International Journal of Food Microbiology, 51, 39-51.

Vitrac O. (2000) Caractérisation expérimentale et modélisation de l'opération de friture. Thèse de doctorat, ENSIA Massy.

Williams L.A (1982). Heat release in alcoholic fermentation : a critical reappraisal. American Journal of Oenology and Viticulture 33(3) 149-153.

Annexe : Publications représentatives

Les trois articles reproduits dans ce qui suit illustrent, sur des études de cas concrètes, les principaux aspects de notre démarche scientifique.

Dynamic optimisation of the aroma production in brewing fermentation. Journal of Process Control, 2003.

Ce travail est représentatif de notre démarche de modélisation et d'optimisation dynamique sous contraintes. Le problème d'optimisation prend en compte plusieurs aspects de la qualité du produit ainsi que des considérations technico-économiques. Le modèle est, dans la mesure du possible, basé sur la connaissance du procédé, mais là où la connaissance fait défaut, il est complété par des relations empiriques dûment validées. Les incertitudes du modèle sont quantifiées de manière rigoureuse et leur impact sur la commande optimale est étudié.

On-line estimation and prediction of density and ethanol evolution in the brewery. Master Brewer's Association of the Americas Technical Quarterly, 2000.

Cet article illustre l'apport de la modélisation dynamique pour l'estimation en temps réel de l'état d'avancement d'un procédé discontinu, ainsi que pour la prédiction de son déroulement futur. L'article est basé sur plusieurs dizaines d'essais réalisés à échelle industrielle. Les données ont été acquises à l'aide d'un logiciel développé dans notre laboratoire et utilisé en routine sur site. Ce travail conforte la validité de notre démarche en vraies conditions de production, avec tout ce que cela comporte d'incertitude, de perturbations et d'erreurs de manipulation de la part de l'opérateur.

Nonlinear predictive optimal control of a batch refrigeration process. Journal of Food Process Engineering, 1998.

Un trait remarquable de ce travail est l'utilisation de l'optimisation numérique en temps réel. Le fonctionnement en boucle fermée permet de compenser imperfections du modèle, perturbations mesurées ou non mesurées et pannes du procédé. L'optimisation prend en compte la qualité du produit et le coût d'exploitation du procédé.