

# Table des matières

Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
Liste des tableaux	ix
Liste des figures	xi
Nomenclature	xiii
Dédicace	xix
Remerciements	xxi
Avant-propos	xxiii
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 État de la situation . . . . .	2
1.2 Revue de littérature . . . . .	3
1.3 Objectifs du projet . . . . .	5
1.4 Contributions du projet . . . . .	6
1.5 Organisation du mémoire . . . . .	8
<b>2 Nonlinear model predictive control of a batch fluidized bed dryer for pharmaceutical particles</b>	<b>9</b>
2.1 Materials and methods . . . . .	9
2.2 FBD model description . . . . .	14
2.3 FBD model calibration . . . . .	17
2.4 Control algorithms . . . . .	21
2.5 Results and discussion . . . . .	26
<b>3 Implémentation logicielle</b>	<b>35</b>
3.1 Simulateur phénoménologique . . . . .	35
3.2 Optimisation non linéaire sous contraintes . . . . .	38
3.3 Programme LabVIEW . . . . .	39
<b>4 Résultats et discussions supplémentaires</b>	<b>47</b>

4.1	Résultats supplémentaires en simulation . . . . .	47
4.2	Résultats supplémentaires avec l'unité pilote . . . . .	49
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>55</b>
5.1	Recommandations . . . . .	56
5.2	Travaux futurs . . . . .	56
	<b>Bibliographie</b>	<b>59</b>
<b>A</b>	<b>Annexes au Chapitre 2</b>	<b>61</b>
A.1	FBD model: Additional equations . . . . .	61
<b>B</b>	<b>Séchoir à lit fluidisé pilote : Raccordement</b>	<b>65</b>
B.1	Mise en situation . . . . .	65
B.2	Détails des modifications . . . . .	65
B.3	Procédure d'essai . . . . .	67
B.4	Résultat des essais . . . . .	69

# Liste des tableaux

2.1	Inlet heater process PI gain-scheduling . . . . .	14
2.2	Phenomenological model calibrated parameters . . . . .	18
2.3	LOD moisture content in wet basis (final target: 1 %) . . . . .	31
3.1	Traitements des entrées et sorties sur le séchoir pilote . . . . .	41
3.2	Mise à l'échelle des entrées et sorties sur le séchoir pilote . . . . .	41
4.1	Teneur en eau LOD en base humide : opération en boucle fermée avec priorité sur le temps de lot (cible finale : 1 %) . . . . .	49
B.1	Signaux accessibles sur le connecteur multibroche du séchoir pilote . . . . .	66
B.2	Emplacement des signaux sur le connecteur multibroche du séchoir pilote . . . . .	67
B.3	Signaux disponibles sur la couette de fils du séchoir pilote . . . . .	67



# Liste des figures

1.1	Résumé d'un processus typique de granulation humide . . . . .	2
2.1	FBD control strategy . . . . .	12
2.2	Local PI closed-loop step responses . . . . .	13
2.3	Particle sphericity sensitivity analysis, $\phi = 0.6 \pm 0.12$ . . . . .	19
2.4	Model validation . . . . .	20
2.5	Simulations batch time and energy consumption for different weights on energy index $p_e$ (all other parameters being equal) . . . . .	28
2.6	FBD simulator in closed-loop : priority on batch time (no weight on energy consumption) . . . . .	29
2.7	FBD simulator in closed-loop: low weight on energy consumption . . . . .	30
2.8	FBD simulator in closed-loop: high weight on energy consumption . . . . .	31
2.9	Pilot FBD in closed-loop: weight on energy consumption (integral action $\hat{x}_i$ is shown with error bars) . . . . .	32
3.1	Calcul de la valeur numérique des dérivées du modèle phénoménologique $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d})$ : ordinogramme . . . . .	36
3.2	Prédictions à $k = 0$ de la teneur en eau : surfaces minimisées au NMPC pour une consigne de 1 % w.b. . . . .	39
3.3	Boucle d'exécution du NMPC MATLAB dans LabVIEW . . . . .	43
3.4	Vue d'ensemble des signaux du FBD pilote . . . . .	44
3.5	Vue d'ensemble de l'algorithme de commande . . . . .	45
3.6	Visualisation du dernier spectre NIR filtré . . . . .	45
4.1	Observateur MHE sur le simulateur : perturbations stochastiques et paramétriques (l'action intégrale $\hat{x}_i$ est représentée par des barres d'erreur) . . . . .	48
4.2	Comparaison des commandes calculées sur l'unité pilote et le simulateur en priorisant le temps de cycle . . . . .	50
4.3	Simulateur en boucle fermée avec perturbation sur $d_p$ : priorité sur le temps de lot (l'action intégrale $\hat{x}_i$ est représentée par des barres d'erreur) . . . . .	52
4.4	Simulateur en boucle fermée avec perturbation sur $d_p$ : priorité sur le temps de lot avec covariance estimée plus élevée sur $\chi_p$ (l'action intégrale $\hat{x}_i$ est représentée par des barres d'erreur) . . . . .	53
B.1	Emplacement des signaux sur le connecteur multibroche du séchoir pilote . . . . .	66
B.2	Configuration des entrées, exemple pour la température de sortie d'air . . . . .	68
B.3	Configuration des sorties, exemple pour le volet de chauffage . . . . .	68
B.4	Exemple de test en lecture et en écriture . . . . .	70



# Nomenclature

$A_f$	vitesse de la soufflerie à l'admission d'air ( <i>inlet blower speed</i> ), %
$A_h$	puissance de chauffage à l'admission d'air ( <i>inlet heating power</i> ), %
$a_w$	surface de transfert thermique spécifique des murs du séchoir ( <i>specific heat-transfer surface of dryer wall</i> ), $\text{m}^{-1}$
$c_g$	capacité thermique massique du gaz séchant ( <i>specific heat of drying gas</i> ), $\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$
$c_p$	capacité thermique massique des particules sèches ( <i>specific heat of dry particles</i> ), $\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$
$c_w$	capacité thermique massique de l'eau à l'état liquide ( <i>specific heat of liquid water</i> ), $\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$
$c_{wv}$	capacité thermique massique de l'eau à l'état gazeux ( <i>specific heat of water vapor</i> ), $\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$
$D_c$	diamètre de la colonne du lit ( <i>diameter of bed column</i> ), m
$D_g$	coefficient de diffusion moléculaire du gaz séchant ( <i>molecular diffusion coefficient of drying gas</i> ), $\text{m}^2 \text{s}^{-1}$
$d_p$	diamètre des particules ( <i>particle diameter</i> ), m
$d_{b0}$	diamètre minimal des bulles ( <i>bubble minimal diameter</i> ), m
$d_{bm}$	diamètre maximal des bulles ( <i>bubble maximal diameter</i> ), m
$d_b$	diamètre des bulles ( <i>bubble diameter</i> ), m
$D_{g0}$	coefficient de diffusion moléculaire à $T_{ref}$ ( <i>molecular diffusion coefficient at <math>T_{ref}</math></i> ), $\text{m}^2 \text{s}^{-1}$
$e_f$	erreur du débit mesuré à l'admission d'air ( <i>measured inlet airflow error</i> ), $\text{m}^3/\text{h}$
$e_h$	erreur de la température mesurée à l'admission d'air ( <i>measured inlet temperature error</i> ), $^{\circ}\text{C}$
$g$	accélération gravitationnelle ( <i>gravitational acceleration</i> ), $\text{m s}^{-2}$

$H_c$	horizon de contrôle de la commande prédictive en multiple de $t_s$ ( <i>predictive controller control horizon in multiple of <math>t_s</math></i> )
$H_f$	hauteur du lit expansé ( <i>expanded bed height</i> ), m
$H_p$	horizon de prédiction de la commande prédictive en multiple de $t_s$ ( <i>predictive control prediction horizon in multiple of <math>t_s</math></i> )
$h_s$	coefficient de transfert thermique entre le gaz séchant et les particules solides ( <i>heat transfer coefficient between drying gas and solids</i> ), $\text{J s}^{-1} \text{ m}^{-3} \text{ K}^{-1}$
$h_w$	coefficient de transfert thermique entre le gaz séchant et les murs du séchoir ( <i>heat transfer coefficient between drying gas and dryer wall</i> ), $\text{J s}^{-1} \text{ m}^{-3} \text{ K}^{-1}$
$H_{bc}$	coefficient volumique de transfert thermique entre les bulles et les régions de nuage-sillage basé sur le volume des bulles ( <i>volumetric heat-transfer coefficient between bubble and cloud-wake regions based on volume of bubbles</i> ), $\text{J s}^{-1} \text{ m}^{-3} \text{ K}^{-1}$
$H_{be}$	coefficient volumique de transfert thermique entre les bulles et l'émulsion basé sur le volume des bulles ( <i>volumetric heat-transfer coefficient between bubbles and emulsion based on volume of bubbles</i> ), $\text{J s}^{-1} \text{ m}^{-3} \text{ K}^{-1}$
$H_{ce}$	coefficient volumique de transfert thermique entre les régions de nuage-sillage et l'émulsion basé sur le volume des bulles ( <i>volumetric heat-transfer coefficient between cloud-wake region and emulsion based on volume of bubbles</i> ), $\text{J s}^{-1} \text{ m}^{-3} \text{ K}^{-1}$
$H_{mf}$	hauteur du lit aux conditions de fluidisation minimale ( <i>bed height at minimum fluidizing condition</i> ), m
$k$	temps discret ( <i>discrete time</i> )
$k_g$	conductivité thermique du gaz séchant à l'admission ( <i>thermal conductivity of drying gas</i> ), $\text{W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$
$K_{bc}$	coefficient d'échange gazeux entre les bulles et les régions de nuage-sillage basé sur le volume des bulles ( <i>coefficient of gas interchange between bubble and cloud-wake regions based on volume of bubbles</i> ), $\text{s}^{-1}$
$K_{be}$	coefficient d'échange gazeux entre les bulles et l'émulsion basé sur le volume des bulles ( <i>coefficient of gas interchange between bubbles and emulsion based on volume of bubbles</i> ), $\text{s}^{-1}$
$K_{ce}$	coefficient d'échange gazeux entre les régions de nuage-sillage et l'émulsion basé sur le volume des bulles ( <i>coefficient of gas interchange between cloud-wake region and emulsion based on volume of bubbles</i> ), $\text{s}^{-1}$
$L_{or}$	distance centre-à-centre entre les trous adjacents du distributeur en plaque perforée ( <i>center-to-center spacing between adjacent holes on perforated plate distributor</i> ), m

$N$	durée de la fenêtre ou horizon d'observation ( <i>observer window-size or horizon</i> )
$N_{or}$	quantité d'orifices par unité de surface du distributeur en plaque perforée ( <i>number of orifices per unit area on perforated distributor</i> ), $m^{-1}$
$Nu$	nombre de Nusselt ( <i>Nusselt number</i> )
$p_e$	pondération de l'indice d'énergie du séchoir à lit fluidisé dans le critère de commande ( <i>fluid bed dryer energy index weight in controller criterion</i> ), $J^{-1}$
$P_w$	pression de vapeur saturante de l'eau ( <i>pressure of saturated water vapor</i> ), mmHg
$Pr$	nombre de Prandtl ( <i>Prandtl number</i> )
$R_{wv}$	constante spécifique des gaz parfaits de la vapeur d'eau ( <i>water vapor specific gas constant</i> ), $J\ kg^{-1}\ K^{-1}$
$Re$	nombre de Reynolds pour un lit compact ( <i>Reynolds number for packed beds</i> )
$s$	variable de Laplace ( <i>Laplace variable</i> ), $s^{-1}$
$T$	température ( <i>temperature</i> ), K
$t$	temps ( <i>time</i> ), s
$t_s$	période d'échantillonnage de l'algorithme de commande ( <i>control algorithm sampling time</i> ), s
$T_w$	température des murs du séchoir ( <i>dryer-wall temperature</i> ), K
$T_{amb}$	température ambiante du séchoir à lit fluidisé ( <i>fluidized bed dryer room temperature</i> ), K
$T_{ref}$	température de référence ( <i>reference temperature</i> ), K
$W$	consommation énergétique du séchoir à lit fluidisé ( <i>fluid bed dryer energy consumption</i> ), J
$x_i$	état de la perturbation de sortie sur $\chi_{pm}$ ( <i><math>\chi_{pm}</math> output disturbance state</i> ), % base humide
$z$	élévation ( <i>elevation</i> ), m

### Symboles grecs (*greek symbols*)

$\alpha_{\chi p}$	tolérance relative sur la consigne de teneur en eau des particules pour la détection de la fin delot ( <i>relative tolerance on particle moisture content setpoint for end-of-batch detection</i> )
$\chi$	teneur en eau sur base sèche ( <i>moisture content in dry basis</i> )

$\chi_p^*$	teneur en eau du gaz séchant en surface des particules sur base sèche ( <i>moisture content of drying gas on surface of a particle in dry basis</i> )
$\chi_{pc}$	teneur en eau critique des particules sur base sèche ( <i>particle critical moisture content in dry basis</i> )
$\delta_b$	fraction du lit fluidisé composé de bulles ( <i>fraction of fluidized bed consisting of bubbles</i> )
$\gamma$	enthalpie de vaporisation à $T_{ref}$ ( <i>heat of vaporization at <math>T_{ref}</math></i> ), J kg <sup>-1</sup>
$\kappa$	constante de décalage dans la fonction $\psi_2$ ( <i>offset constant in <math>\psi_2</math> function</i> )
$\mu_g$	viscosité dynamique du gaz séchant ( <i>dynamic viscosity of drying gas</i> ), kg m <sup>-1</sup> s <sup>-1</sup>
$\nu$	constante exposant dans la fonction $\psi_2$ ( <i>exponent constant in <math>\psi_2</math> function</i> )
$\phi$	sphéricité des particules ( <i>sphericity of particles</i> )
$\psi_1$	courbe de saturation humide du gaz ( <i>gas saturated humid curve</i> )
$\psi_2$	fonction de correction du film humide basée sur les caractéristiques d'absorption des particules ( <i>moisture film correction function based on the absorption characteristics of the particle</i> )
$\rho_g$	masse volumique du gaz ( <i>density of gas</i> ), kg m <sup>-3</sup>
$\rho_{ds}$	masse volumique apparente sèche du lit ( <i>dry bulk density of the bed</i> ), kg m <sup>-3</sup>
$\rho_s$	masse volumique d'une particule sèche ( <i>dry particle density</i> ), kg m <sup>-3</sup>
$\rho_{ws}$	masse volumique apparente humide du lit ( <i>wet bulk density of the bed</i> ), kg m <sup>-3</sup>
$\rho_w$	masse volumique de l'eau ( <i>water density</i> ), kg m <sup>-3</sup>
$\sigma$	coefficient d'évaporation ( <i>evaporation coefficient</i> ), kg m <sup>-2</sup> s <sup>-1</sup>
$v$	vitesse superficielle du gaz basée sur l'aire transversale totale du lit ( <i>gas superficial velocity based on the total cross-sectional area of bed</i> ), m s <sup>-1</sup>
$v_{br}$	vitesse linéaire d'une bulle unique ( <i>linear velocity of a single bubble</i> ), m s <sup>-1</sup>
$v_{mf}$	vitesse superficielle du gaz à la fluidisation minimale ( <i>gas superficial velocity at minimum fluidizing condition</i> ), m s <sup>-1</sup>
$\varepsilon_{mf}$	porosité aux conditions de fluidisation minimale ( <i>void fraction at minimum fluidizing conditions</i> )
$\varphi_0$	humidité relative à l'admission d'air ( <i>inlet air relative humidity</i> ), %

### Vecteurs et matrices (*vectors and matrices*)

$\bar{\mathbf{x}}_0$  estimation a priori de l'observateur (*observer a priori state estimates*) (4 × 1)

$\hat{\mathbf{x}}$	états augmentés estimés ( <i>estimated augmented states</i> )	$(4 \times 1)$
$\mathbf{d}$	perturbations mesurées ( <i>measured disturbances</i> )	$(1 \times 1)$
$\mathbf{f}_{\mathbf{A}}(\bullet)$	fonction de mise à jour des états du modèle d'état augmenté ( <i>augmented model state update function</i> )	$(4 \times 1)$
$\mathbf{f}(\bullet)$	fonction de mise à jour des états du modèle en représentation d'état ( <i>state-space model state update function</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{g}(\bullet)$	fonction de dérivation de la représentation d'état ( <i>state-space model state derivative function</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{h}_{\mathbf{A}}(\bullet)$	fonction des sorties du modèle d'état augmenté ( <i>augmented model state output function</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{h}(\bullet)$	fonction des sorties du modèle en représentation d'état ( <i>state-space model output function</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{M}$	pondérations des poursuites aux consignes ( <i>setpoints tracking weights</i> )	$(3 \times 3)$
$\mathbf{N}$	pondérations des entrées manipulées ( <i>manipulated input weights</i> )	$(2 \times 2)$
$\mathbf{P}$	covariance estimée de l'erreur d'observation initiale ( <i>horizon initial observation error estimated covariance</i> )	$(4 \times 4)$
$\mathbf{Q}$	covariance estimée du bruit de procédé ( <i>process noise estimated covariance</i> )	$(4 \times 4)$
$\mathbf{R}$	covariance estimée du bruit d'observation ou de mesure ( <i>observation or measurement noise estimated covariance</i> )	$(3 \times 3)$
$\mathbf{r}$	consignes ( <i>setpoints</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{u}$	entrées manipulées ( <i>manipulated inputs</i> )	$(2 \times 1)$
$\mathbf{x}_{\mathbf{A}}$	états du modèle augmenté ( <i>augmented model states</i> )	$(4 \times 1)$
$\mathbf{x}$	états du modèle phénoménologique ( <i>phenomenological model states</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{y}_{\mathbf{s}}$	sorties du modèle phénoménologique ( <i>phenomenological model outputs</i> )	$(3 \times 1)$
$\mathbf{y}$	sorties mesurées du procédé ( <i>process measured outputs</i> )	$(3 \times 1)$

### Indices (*subscripts*)

$0$	gaz à l'admission ( <i>inlet gas</i> )
$b$	phase bulle ( <i>bubble phase</i> )
$e$	phase émulsion : gaz interstitiel ( <i>emulsion phase : interstitial gas</i> )
$m$	mesuré ( <i>measured</i> )

*p* phase emulsion : particules solides (*emulsion phase : solid particles*)  
*sp* consigne (*setpoint*)

### **Acronymes (*acronyms*)**

DAQ acquisition de données (*data acquisition*)  
ECT tomographie par capacité électrique (*electrical capacitance tomography*)  
EKF filtre de Kalman étendu (*extended Kalman filter*)  
FBD séchoir à lit fluidisé (*fluidized bed dryer*)  
FIR réponse impulsionnelle finie (*finite impulse response*)  
GMC commande à modèle générique (*generic model control*)  
HMI interface homme-machine (*human-machine interface*)  
IIR réponse impulsionnelle infinie (*infinite impulse response*)  
LOD perte au séchage (*loss-on-drying*)  
MHE estimateur à fenêtre glissante (*moving-horizon estimator*)  
MISO entrées multiples-sortie unique (*multiple-input single-output*)  
MPC commande prédictive (*model predictive control*)  
NGBM modèle non linéaire à boîte grise (*nonlinear grey-box model*)  
NIR proche infrarouge (*near-infrared*)  
NMPC commande prédictive non linéaire (*nonlinear model predictive control*)  
ODE équations différentielles ordinaires (*ordinary differential equations*)  
PASG groupe de support d'analyse des procédés (*process analytical support group*)  
PI propotionnel-intégral (*proportional-integral*)  
PLS moindres carrés partiels (*partial least squares*)  
RK4 méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 (*Runge-Kutta method order 4*)  
RTD thermomètre à résistance de platine (*resistance temperature detector*)  
SPC contrôle statistique des procédés (*statistical process control*)  
SQP optimisation quadratique séquentielle (*sequential quadratic programming*)  
USB bus universel en série (*universal serial bus*)  
VI instrument virtuel (*virtual instrument*)

*À ma famille, mes amis et Marie  
qui m'ont toujours soutenu  
durant mes études*



# Remerciements

J'aimerais d'abord remercier mon directeur de maîtrise, André Desbiens, pour son soutien incomparable durant mes travaux des recherches. Son expertise unique en contrôle de procédé, sa compréhension profonde de la théorie, son désir d'innovation appliquée, sa rigueur scientifique ainsi que sa disponibilité régulière ont permis de mener ma maîtrise à terme. Toutes ces aptitudes sont et resteront pour moi un modèle de virtuosité en ingénierie. J'aimerais aussi souligner la contribution particulière d'Éric Poulin pour ses conseils précieux à l'implémentation ainsi qu'à la rédaction. Merci à Martin Gagnon du soutien technique, pour les conseils et la conception électronique nécessaires au raccordement du séchoir.

N'ayant aucune expérience en pharmaceutique à mes débuts, j'aimerais exprimer ma reconnaissance à toute l'équipe PASG de Montréal, spécialement Pierre-Philippe Lapointe-Garant, pour leurs enseignements à l'usine. La distance qui me séparait des laboratoires Pfizer de Montréal durant la moitié de mes travaux a certainement été une embuche à plus d'une reprise. Je les remercie donc également pour toutes les tâches et manipulations qu'ils ont pu accomplir en mon absence.



# Avant-propos

Cet ouvrage est un complément à l'article *Nonlinear model predictive control of a batch fluidized bed dryer for pharmaceutical particles* présenté au chapitre 2 et qui a été soumis le 17 août 2016 au journal *Control Engineering Practice*. Les auteurs de cet article sont :

**Francis Gagnon** Auteur principal de l'article et étudiant à la maîtrise en génie électrique à l'Université Laval sous la direction d'André Desbiens. Il a réalisé tous les calculs, la consolidation du modèle, la programmation ainsi que les tests en simulation et en laboratoire. Il a aussi effectué la première écriture du manuscrit et, par la suite, il a appliqué les corrections des coauteurs en fonction de leurs commentaires ;

**André Desbiens** Coauteur de l'article et professeur titulaire au département de génie électrique et génie informatique à l'Université Laval. Il a effectué une première révision et une première correction du manuscrit. Il a aussi apporté une réflexion critique sur l'interprétation des résultats présentés ;

**Éric Poulin** Coauteur de l'article et professeur agrégé au département de génie électrique et génie informatique à l'Université Laval. Il a effectué une deuxième révision du manuscrit. Il a aussi proposé la présentation de nouveaux résultats suite aux observations critiques soulevées par André Desbiens ; et

**Pierre-Philippe Lapointe-Garant et Jean-Sébastien Simard** Coauteurs de l'article et gestionnaires du groupe PASG chez *Pfizer Global Manufacturing Services*. Ils ont effectué une dernière révision du manuscrit. Ils ont aussi apporté des précisions supplémentaires sur les aspects pharmaceutiques et spectroscopiques de l'article.

L'introduction, la conclusion, la nomenclature, la bibliographie et l'annexe A sont coupés de l'article. Le contenu de la nomenclature, de la bibliographie et de l'annexe A est conservé en adaptant la mise en page aux circonstances. L'introduction et la conclusion sont réécrites afin de renforcer la mise en contexte du projet. Des compléments sur la programmation et le raccordement électrique du séchoir sont fournis au chapitre 3 et l'annexe B respectivement. Finalement, des résultats supplémentaires en simulation et sur l'unité pilote sont présentés au chapitre 4.



# Chapitre 1

## Introduction



Le comprimé pharmaceutique permet une absorption facile et efficace d'un ou plusieurs ingrédients actifs par voie orale. Actuellement, l'industrie pharmaceutique exploite diverses techniques de fabrication des comprimés pharmaceutiques selon la complexité du composé. La première est la compression directe où les ingrédients actifs et les excipients (ingrédients non actifs) sont directement mélangés et compressés. Cette technique, très simple et peu coûteuse, donne de mauvais résultats pour les composés peu cohésifs. Dans cette situation, il faut effectuer une granulation sèche ou humide.

Ces deux méthodes consistent à augmenter la taille moyenne des ingrédients poudreux en les agglomérant soit par compression, soit par l'ajout d'un solvant, souvent de l'eau. La granulation humide est très courante dans l'industrie pour sa fiabilité reconnue. Elle comporte cependant de multiples étapes. Pour cette raison, elle est plus exigeante en temps et en énergie par lot produit et, de par les pertes, son rendement massique est plus faible. Un résumé graphique des étapes principales d'un processus typique de granulation humide est donné à la figure 1.1.

Dans la granulation humide, l'eau est ajoutée uniformément à de la poudre pré-mélangée. Il se crée alors des liens chimiques entre les particules dont la majorité perdure après l'évaporation du liquide liant. Plusieurs méthodes de séchage des granules existent dans l'industrie. Une technique très répandue dans l'industrie pharmaceutique est basée sur le principe de fluidisation d'un solide granulaire. Grâce à sa haute diffusivité thermique ainsi qu'au mélange perpétuel des granules, le séchoir à lit fluidisé discontinu (FBD) est une solution efficace en matière de temps et d'uniformité de séchage [Kunii and Levenspiel, 1991].

Afin d'améliorer l'efficacité économique et énergétique de la granulation humide, une optimisation des performances et du rendement à chacune de ses sous-étapes est particulièrement intéressante. Malgré les bénéfices potentiels, la difficulté d'avoir des mesures en ligne fiables et le cadre réglementaire strict de l'industrie pharmaceutique font que les systèmes d'optimisation et de contrôle en temps réel ne sont pas déployés aussi rapidement que dans les autres

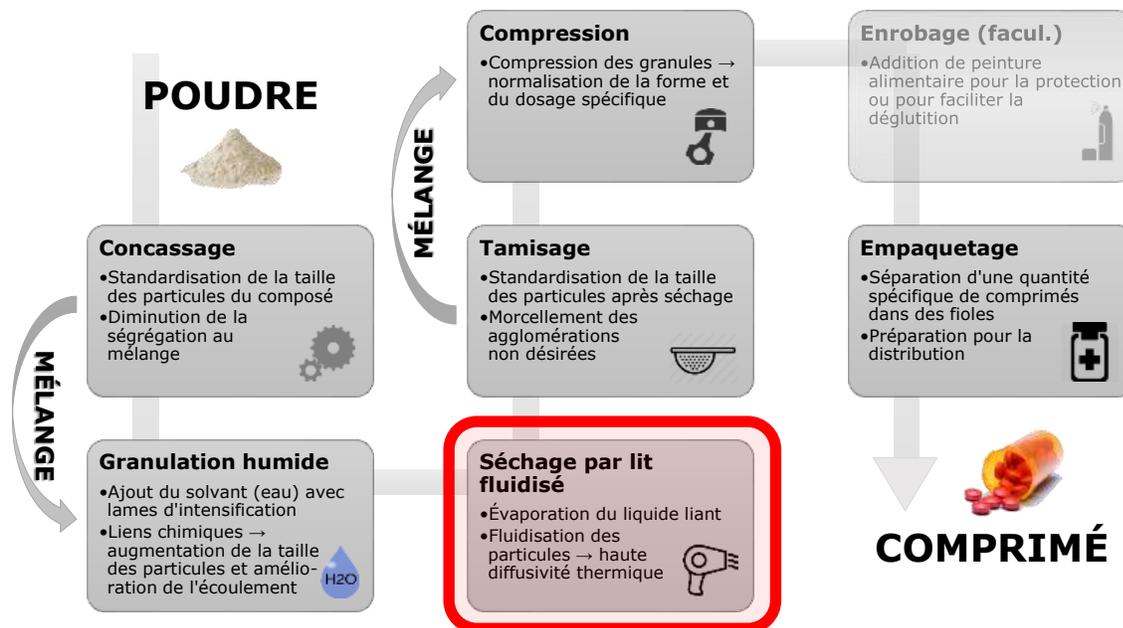


FIGURE 1.1 – Résumé d'un processus typique de granulation humide

secteurs industriels. Cependant, un changement de paradigme a été initié depuis la publication d'un document de la U.S. Food and Drug Administration et de l'article jalon de McKenzie et al. [2006].

## 1.1 État de la situation

Bien que le séchoir à lit fluidisé soit une solution efficace, son opération actuelle en industrie est souvent sous-optimale. À l'exception des boucles locales de température et de débit, le procédé est opéré sans rétroaction, de manière heuristique. En production, il est possible de mesurer la teneur en eau des granules avec une analyse en laboratoire d'un échantillon provenant du séchoir. Étant donnée la nature retardée de ces mesures, elles ne sont habituellement utilisées que pour un contrôle de la qualité en aval.

Une méthode d'opération typique du séchoir est l'utilisation de conditions fixes à l'admission d'air pour une durée prédéterminée [Mujumdar, 2014]. Une entrée d'air chauffée et débitée à 65 °C et 150 m<sup>3</sup>/h respectivement, pendant 30 ou 45 minutes, est un exemple typique de conditions d'opération. Ces valeurs heuristiques sont choisies de manière à maintenir une bonne fluidisation dans le réacteur tout en évitant une surchauffe des granules.

Une autre technique d'opération parfois employée, plus astucieuse, repose sur la température à l'évacuation d'air comme condition d'arrêt. En effet, puisque la dynamique de séchage se sépare toujours en deux étapes, l'évaporation constante et l'évaporation décroissante (*constant-rate*

et *falling-rate*, voir Li and Duncan [2008a]), la température à l'évacuation (de même que celle des granules) est quasi-fixe durant l'étape de l'évaporation constante et augmente seulement en fin de lot, durant l'étape de l'évaporation décroissante. Il est d'ailleurs évident que ces deux approches sont sous-optimales en vitesse de séchage. En effet, puisque les particules sont seulement à risque de surchauffer en fin de lot (durant l'évaporation décroissante), le taux d'évaporation peut être considérablement accéléré en sélectionnant des températures à l'admission d'air plus élevées en début de lot.

De plus, une fois le séchage complété, les opérateurs doivent manipuler les granules séchées afin de les déplacer au procédé suivant (tamisage, voir figure 1.1). Comme expliqué précédemment, en fin de lot, la température des granules se rapproche lentement de celle fixée à l'entrée d'air, ce qui est souvent trop chaud pour effectuer des manipulations. Dans cette situation, les opérateurs attendent un certain délai supplémentaire de refroidissement avant de pouvoir transférer le lot séché au procédé suivant. Une méthode d'opération où les particules seraient plus tempérées en fin de lot permettrait d'éliminer ce temps de latence.

Finalement, puisque le procédé est opéré sans gestion des perturbations à l'aide d'une boucle de rétroaction, des problèmes de sous-séchage et de sur-séchage surviennent sur certains lots. Les mesures en laboratoire indiquant un sous-séchage sont moins problématiques puisque le séchoir peut être redémarré afin de terminer le séchage. Ce n'est pas le cas pour le surséchage qui est irréversible et qui peut créer des problèmes d'attritions et de pertes de matière par entrainement [Briens and Bojarra, 2010]. Globalement, ces problèmes de sous-séchage et de surséchage nuisent à la qualité finale du comprimé.

## 1.2 Revue de littérature

Étant donné que la plupart des procédés discontinus sont fortement non linéaires de par leur nature souvent unidirectionnelle et sans régime stationnaire [Nagy and Braatz, 2003], une stratégie de commande non linéaire est plus appropriée. Plusieurs modèles phénoménologiques de séchoir à lit fluidisé discontinu ont été développés antérieurement, basés sur différentes hypothèses. De manière générale, plus les modèles sont exacts, plus la puissance de calcul requise à la simulation est élevée. Dans le cadre d'une commande prédictive, le temps de calcul requis par rapport à la période d'échantillonnage de l'algorithme de commande est un enjeu primordial. Il faut donc opter pour un modèle juste assez précis pour des fins de contrôle, sans plus.

Pour le séchoir à lit fluidisé, un des modèles thermodynamiques les plus répandus est le modèle Kunii-Levenspiel [Kunii and Levenspiel, 1991]. Il suppose trois phases distinctes qui échangent de la matière et de l'énergie dans le lit fluidisé. La phase émulsion est composée d'un mélange parfait de particules solides et de gaz interstitiel. Les bulles d'air qui traversent la phase émulsion représentent la deuxième phase. La troisième phase, le nuage et le sillage (*cloud*

*and wake*) autour des bulles, est souvent négligée. La lacune principale de ce modèle est qu'il suppose que la température et la teneur en eau dans chaque phase sont uniformes selon la hauteur en  $z$  dans le lit granulaire. Cette simplification s'avère peu réaliste pour les séchoirs industriels de grande taille, tels qu'utilisés dans la production de comprimés pharmaceutiques.

Pour contrer ce problème, Li and Duncan [2008a] ont proposé un modèle à deux phases où la température et l'humidité de la phase bulles sont calculés pour chaque position transversale dans le lit fluidisé. Dans un article subséquent, Villegas et al. [2010] ont comparé le même modèle à plusieurs lots expérimentaux effectués sur un séchoir instrumenté de format laboratoire.

Le modèle de Li and Duncan [2008a] considère que le coefficient de diffusion de l'eau des particules, qui influence le processus d'évaporation, est constant durant le séchage. Pour certains types de granules, cette supposition s'avère trop simpliste. Wang et al. [2007] ont donc proposé un modèle inspiré du modèle Kunii-Levenspiel, mais directement appliqué aux granules pharmaceutiques. À chaque pas de temps, un modèle de distribution de la chaleur et de l'eau dans chaque particule est résolu itérativement pour représenter la diffusion interne de l'eau durant la période de l'évaporation décroissante. Les résultats de simulation ont été comparés à des données expérimentales de granules pharmaceutiques afin de démontrer la validité du modèle.

La connaissance du modèle phénoménologique peut permettre à elle seule une optimisation de la consommation énergétique. Villegas et al. [2010] ont démontré qu'il est possible de diminuer la consommation énergétique tout en réduisant le temps de cycle sur un séchoir de format laboratoire sans aucune rétroaction. Pour cela, un critère basé sur la consommation énergétique du modèle phénoménologique a été minimisé afin de précalculer des profils de commandes optimaux pour toute la durée du séchage. À des fins de comparaison, une quantité égale de matière a été séchée en opération conventionnelle à profils fixes de commande. Un gain énergétique de 26% et une diminution du temps de séchage de 20 minutes ont pu être observés entre les deux méthodes d'opération. Li and Duncan [2008b] se sont basés sur le même modèle pour concevoir un capteur d'humidité virtuel à l'aide du filtre de Kalman étendu (EKF). Une stratégie de commande non linéaire de type *generic model control* (GMC) a permis de contrôler le taux d'évaporation sur un séchoir simulé. Toutefois, aucune de ces stratégies ne peuvent assurer une erreur statique nulle en présence de perturbation ou d'erreur de modèle puisqu'elles n'incluent pas explicitement d'action intégrale.

Il peut aussi être intéressant d'implémenter de la commande avancée sur d'autres variables telles que la distribution de l'humidité dans la cuve du séchoir. Villegas et al. [2009] ont prouvé qu'il est possible de réguler la distribution de la permittivité électrique pendant le séchage à l'aide d'un capteur tomographique par capacité électrique (ECT) sur un séchoir de laboratoire. Une distribution de référence a été préalablement choisie pour assurer une bonne fluidisation du solide et une uniformité de séchage. À l'aide du modèle de Li and Duncan [2008a] servant

d'observateur en boucle ouverte et d'un modèle empirique radial de la permittivité électrique, le débit d'air à l'admission a été manipulé afin de se rapprocher de la distribution de référence. Cependant, cette stratégie de commande n'assure aucunement une valeur de teneur en eau précise en fin de séchage. Il faudrait donc recourir à une structure de commande hiérarchisée dans laquelle une boucle interne de contrôle assurerait une bonne uniformité de l'humidité, et une boucle externe garantirait une valeur moyenne de teneur en eau en fin de lot.

Par la suite, Obregón et al. [2013] ont utilisé une commande prédictive à modèle linéaire (MPC) pour contrôler la teneur en eau des particules sur un séchoir de format laboratoire. Des spectres proches infrarouges (NIR) en ligne ont été obtenus à l'aide d'une sonde NIR permettant de mesurer la teneur en eau à l'aide d'un modèle de régression par les moindres carrés partiels (PLS) précalibré sur le produit séché (voir Demers et al. [2012] pour une approche similaire). Des perturbations paramétriques sur le modèle linéaire du MPC ont été testées pour vérifier sa robustesse. Un test comparatif à température d'entrée et débit d'air constants a aussi été effectué en parallèle. Dans toutes les situations, la consigne de teneur en eau a été atteinte en fin de lot. Sans perturbations paramétriques dans la loi de commande, une réduction de la consommation énergétique de plus de 60% a été obtenue par rapport aux conditions d'admission d'air constantes. La consommation énergétique n'a toutefois pas été incluse de manière explicite dans la fonction objectif du MPC. Les gains en temps de cycle et en énergie consommée ont été cependant moins intéressants dans le cas des lots avec perturbations paramétriques. Il est probable que le comportement fortement non linéaire des séchoirs à lit fluidisé [Kunii and Levenspiel, 1991] nuise à la robustesse d'une commande à modèle linéaire. De plus, basée sur un modèle simple à entrée multiple-sortie unique (MISO), cette approche ne peut contraindre la température des particules (la seule sortie modélisée étant la teneur en eau).

### 1.3 Objectifs du projet

L'objectif général de ce projet est de tester une stratégie de commande plus robuste et efficace que les méthodes d'opération explorées à ce jour. Pour y parvenir, les objectifs spécifiques sont :

1. de calibrer sur des données expérimentales un modèle du FBD basé sur des bilans de masse et d'énergie et
2. de développer et tester sur un procédé pilote instrumenté une stratégie de commande pour minimiser le temps de séchage, ou une pondération entre la réduction du temps de séchage et la consommation énergétique, tout en contraignant la température des particules.

La teneur en eau finale des particules, le temps de cycle, l'énergie consommée par lot ainsi que la température des particules sont examinés dans différentes situations afin d'évaluer la

stratégie de commande.

## 1.4 Contributions du projet

Pour atteindre ces objectifs, les travaux ont engendré plusieurs contributions théoriques et pratiques. Une liste exhaustive inclut :

1. la connexion du séchoir pilote instrumenté à un ordinateur portable ;
  - a) des modifications électriques du séchoir pilote permettant une connexion facile à un module d'acquisition ;
  - b) l'ajout d'un circuit imprimé de conversion courant-tension avec connecteurs multi-broches à une carte d'acquisition USB ;
  - c) la connexion et la configuration de la carte d'acquisition USB sur le procédé pilote ;
  - d) le traitement des signaux mesurés et manipulés du séchoir pilote ;
  - e) l'implantation en LabVIEW d'un régulateur proportionnel-intégral (PI) à gains préprogrammés pour le chauffage à l'admission d'air ;
  - f) l'implantation en LabVIEW d'un régulateur PI pour la soufflerie à l'admission d'air ; et
  - g) la programmation d'une interface homme-machine (HMI) ergonomique et d'un logiciel d'archive des données pour le séchoir pilote.
2. la conception d'un capteur d'humidité ;
  - a) la programmation d'un lien de communication entre le logiciel de la sonde NIR et LabVIEW ;
  - b) le calibrage d'une sonde NIR en ligne sur la teneur en eau moyenne du lit granulaire à l'aide de mesures externes en laboratoire et d'un modèle PLS ; et
  - c) le calcul en ligne de la teneur en eau moyenne du lit granulaire à partir des spectres NIR et du modèle PLS calibré.
3. la conception d'un simulateur de FBD discontinu basé sur des bilans de masse et d'énergie ;
  - a) la consolidation du modèle de Li and Duncan [2008a] en se basant sur un article antérieur de Lai et al. [1986] décrivant ce même modèle appliqué au séchoir continu ;
  - b) l'ajout de composantes du modèle de Wang et al. [2007] pour simplifier les calculs et assouplir les conditions de simulation ;
  - c) la programmation structurée et documentée dans MATLAB d'un simulateur de FBD discontinu basés sur le modèle consolidé ;
  - d) l'analyse de sensibilité des paramètres du modèle consolidé à l'aide d'une boucle itérative qui simule automatiquement des variations sur tous les paramètres du simulateur programmé ;

- e) le calibrage du simulateur et sa validation à l'aide de données expérimentales provenant du séchoir pilote et d'une identification non linéaire à modèle boîte grise ;
  - f) l'augmentation des états du simulateur afin d'estimer une perturbation de sortie ;  
et
  - g) la compilation du simulateur calibré aux états augmentés pour accélérer son exécution.
4. la conception de la stratégie de commande du FBD ;
- a) la modification de l'observateur non linéaire à fenêtre glissante (MHE pour *moving-horizon estimator*) de Rao and Rawling [2002] pour lui faire estimer les états du procédé une période à l'avance, ce qui étale la charge de calculs dans le cadre d'une commande par retour d'états ;
  - b) la programmation modulaire et documentée dans MATLAB de l'algorithme de l'observateur MHE modifié ;
  - c) l'ajout de la consommation énergétique pondérée du FBD dans la fonction objectif d'une commande prédictive à modèle non linéaire (NMPC pour *nonlinear model predictive control*) par retour d'états ;
  - d) la programmation modulaire et documentée dans MATLAB de l'algorithme de la commande NMPC avec pénalité énergétique ;
  - e) le couplage dans MATLAB du simulateur calibré et compilé avec la commande NMPC et l'observateur MHE ; et
  - f) la programmation d'un logiciel d'interface entre LabVIEW et MATLAB en temps réel pour rapidement tester une stratégie de commande en MATLAB sur un module d'acquisition supporté par LabVIEW.
5. l'évaluation de la stratégie de commande en simulation ;
- a) l'analyse de l'effet des perturbations déterministes et stochastiques sur les états estimés et les commandes calculées ;
  - b) l'analyse de l'effet de la pénalité énergétique sur le temps de cycle, la consommation énergétique par lot et les commandes calculées ; et
  - c) l'interprétation des commandes calculées dans différentes situations de pénalité énergétique.
6. l'évaluation de la stratégie de commande avec l'unité pilote ;
- a) le séchage d'un lot en boucle ouverte à condition d'admission d'air fixe ;
  - b) le séchage d'un lot en boucle fermée avec optimisation du temps de lot (pénalité énergétique nulle) ;
  - c) le séchage d'un lot en boucle fermée avec pénalité sur l'énergie consommée (pénalité énergétique non nulle) ; et

- d) l'analyse et l'interprétation du temps de cycle, de la consommation énergétique par lot, des commandes calculées et de mesures externes en laboratoire pour chaque condition d'opération.

## 1.5 Organisation du mémoire

Le coeur de l'article *Nonlinear model predictive control of a batch fluidized bed dryer for pharmaceutical particles* est présenté au chapitre 2. L'annexe de cet article, qui contient toutes les équations paramétriques du modèle de FBD discontinu, est donné à l'annexe A. Ensuite, des informations complémentaires sur l'implémentation logicielle et matérielle sont élaborées au chapitre 3 et l'annexe B respectivement. Finalement, des résultats supplémentaires à cet article sont examinés au chapitre 4.

## Chapitre 2

# Nonlinear model predictive control of a batch fluidized bed dryer for pharmaceutical particles

### Résumé

Dans cet article, une stratégie de commande prédictive pour les séchoirs à lit fluidisé discontinus est évaluée à l'aide d'un procédé pilote instrumenté d'un capteur d'humidité spectroscopique en ligne. Un modèle phénoménologique du séchoir discontinu, basé sur les équations de bilan de masse et d'énergie, est d'abord consolidé en se basant sur diverses références. Les paramètres du modèle sont ensuite calibrés en appliquant une identification par moindres carrés non linéaires sur des données expérimentales (modèle à boîte grise). Basés sur ce modèle calibré, une commande prédictive non linéaire et un observateur d'état non linéaire à fenêtre glissante sont conçus. L'objectif est d'atteindre une consigne précise de teneur en eau en fin de séchage tout en contraignant la température des particules ainsi qu'en diminuant le temps de cycle. Un terme de pénalité sur la consommation énergétique peut aussi être ajouté à la fonction coût usuelle de poursuite de la consigne. Il est démontré que le temps de séchage et la consommation énergétique peuvent être efficacement gérés sur le procédé pilote. Par rapport aux méthodes d'opération actuelles en industrie, plusieurs problèmes d'opération comme le sous-séchage, le surséchage, ou le surchauffage des granules sont aussi limités.

### 2.1 Materials and methods

To generate wet granulation process data, a raw material that commonly appears in drug formulations is processed in a pilot-scale granulator and fluidized bed dryer. The following subsections describe this methodology in detail.

### 2.1.1 Materials

For each drying batch, 5.3 kg of calcium carbonate powder is granulated with two excipients in a high-shear wet granulator with 1.19 kg of purified water at 55 – 60 °C. To perform wet granulation, dry ingredients are first mixed by the impeller of the granulator. This is then followed by water addition and appropriate dispersion. A final wet granulation high shear step is performed with chopper and impeller during at least two minutes. The wet granules are then sieved with a 1.18 mm mesh before proceeding with the drying. The wet batch weight put in the FBD is 5.7 kg.

### 2.1.2 Equipment

The pilot-scale FBD is an Aeromatic MP-1 (max capacity of 25 L) already equipped with various sensors and modified to insert multiple process analytical instrument probes. A Viavi Solutions (formerly JDSU) MicroNIR™ Pro near-infrared spectrometer mounted in a custom-made casing is inserted in the fluid bed column to acquire spectra during the drying process. All other measurements and manipulated signals are processed through a National Instrument USB-6343 acquisition card:

- inlet air temperature, with a resistance temperature detector (RTD);
- inlet air flow rate, with a Pitot tube;
- inlet air relative humidity, with a capacitive sensor;
- particle temperature, with a RTD;
- inlet heating power, with a hot water heat exchanger; and
- inlet blower speed, with a motor drive.

Off-line measurements of particle moisture content are obtained by a loss-on-drying (LOD) method with a Sartorius moisture analyzer.

### 2.1.3 Software

A human-machine interface (HMI) and data logger are programmed with National Instrument LabVIEW to quickly visualize all relevant FBD signals. The same software allows measurements filtering and implementation of local proportional-integral (PI) control loops (with a sampling period of 1 second). The NMPC and the MHE are coded in MATLAB. They both require numerical optimization (MATLAB routine `fmincon`) with multiple executions of the FBD model. Thus, to accelerate the calculations, the FBD model is compiled into a `mex` file. At each NMPC sampling period (1 minute), the controller and observer are called by LabVIEW HMI with the "MATLAB script" LabVIEW module.

### 2.1.4 NIR probe

In-line NIR spectra are read by selecting the auto-saving "timed acquisition mode" of the Viavi MicroNIR software. Hence, at each second, a new spectrum is automatically saved as a comma-separated values (csv) file in a specific folder. Meanwhile, from LabVIEW, the most recent csv file is found at each second, opened and logged. If moisture content measurement is desired, the statistical model is applied on the filtered spectrum [with the Savitzky-Golay algorithm, see Demers et al., 2012]

For a reliable moisture content measurement, the NIR probe needs to be pre-calibrated on calcium carbonate particles with a partial-least square (PLS) statistical model [Demers et al., 2012]. The PLS model is calculated with Umetrics SIMCA software on five FBD batches of the same raw material, granulated the same way. At every two minutes, granules are sampled from the FBD with a powder thief and moisture content is measured with the LOD analyzer (the PLS  $\mathbf{Y}$ -matrix). As data pretreatment, first derivative smoothing using Savitzky-Golay algorithm with a window-size of 15 and a polynomial order of 2 is applied on the full NIR spectrum and bundled into the PLS  $\mathbf{X}$ -matrix. The resulting regression coefficients and Y-intercept (unscaled values) are exported from SIMCA and used in the LabVIEW HMI for moisture content measurement.

### 2.1.5 Overview of the whole control strategy

Figure 2.1 depicts the control strategy. There are two local PI loops. They respectively manipulate the inlet heating power  $A_h$  (%) and the inlet blower speed  $A_f$  (%) to control the inlet temperature measurement  $T_{0m}$  (°C) and airflow measurement  $v_{0m}$  (m<sup>3</sup>/h). The MHE provides the required state estimates  $\hat{\mathbf{x}}$  to the NMPC from the inlet temperature (°C), particle moisture content (% wet basis) and particle temperature (°C) measurements:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} T_{0m} & \chi_{pm} & T_{pm} \end{bmatrix}^T \quad (2.1)$$

and the NMPC manipulated variables (PI loop setpoints):

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} T_{0sp} & v_{0sp} \end{bmatrix}^T \quad (2.2)$$

The NMPC also exploits the availability of the inlet relative humidity (%RH) as a measured disturbance:

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} \varphi_0 \end{bmatrix}^T \quad (2.3)$$

The NMPC setpoint vector is denoted:

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} * & \chi_{psp} & * \end{bmatrix}^T \quad (2.4)$$

Only the particle moisture content setpoint  $\chi_{psp}$  is considered in this paper since the other measurements only need constraining (zero weights are assigned to the other setpoints).

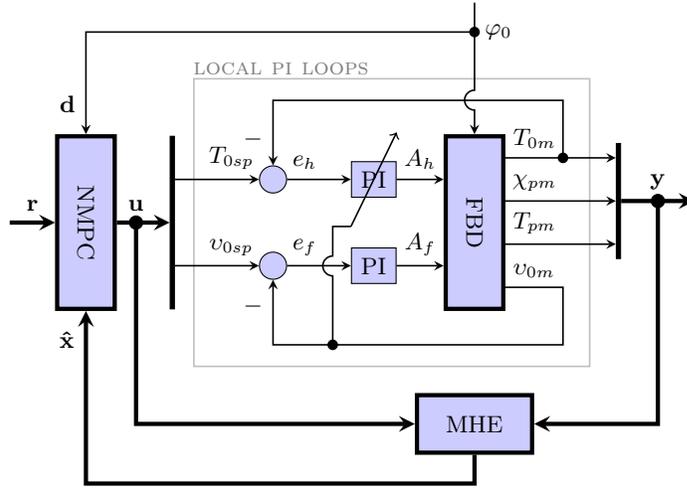


Figure 2.1 – FBD control strategy

### 2.1.6 PI control loops

Identification is performed on the pilot FBD for the inlet blower and heater processes. The sampling period for their associated PI controller is fixed at 1 second.

#### Inlet blower identification and control

The following second-order model is identified from data collected on the pilot FBD blower:

$$G_f(s) = \frac{v_{0m}(s)}{A_f(s)} = \frac{5.4}{(12.3s + 1)(11.6s + 1)} \quad (2.5)$$

Based on the model, a controller is designed to obtain a  $60^\circ$  phase margin and a 10 – 90% rise-time of 20 seconds. The resulting PI compensator is:

$$C_f(s) = \frac{A_f(s)}{e_f(s)} = 0.222 \left( 1 + \frac{1}{16.2s} \right) \quad (2.6)$$

#### Inlet heater identification and control

The inlet heater dynamics significantly depend on the air flow rate. Therefore, five different first-order plus dead-time models are identified on the pilot FBD, as shown in the first two columns of Table 2.1. For each model, the third column gives the corresponding PI controller that leads to a closed-loop time constant of approximately 70 seconds. The gain-scheduled PI is implemented by linearly interpolating the proportional gain and integral time from the inlet airflow measurement  $v_{0m}$  as the scheduling variable.

#### PI control results

Inlet heater and blower PI loops are tested with several step responses, as shown in Figure 2.2. Vertical dotted lines indicate bumps on the airflow setpoint  $v_{0sp}$ , hence large variations in the

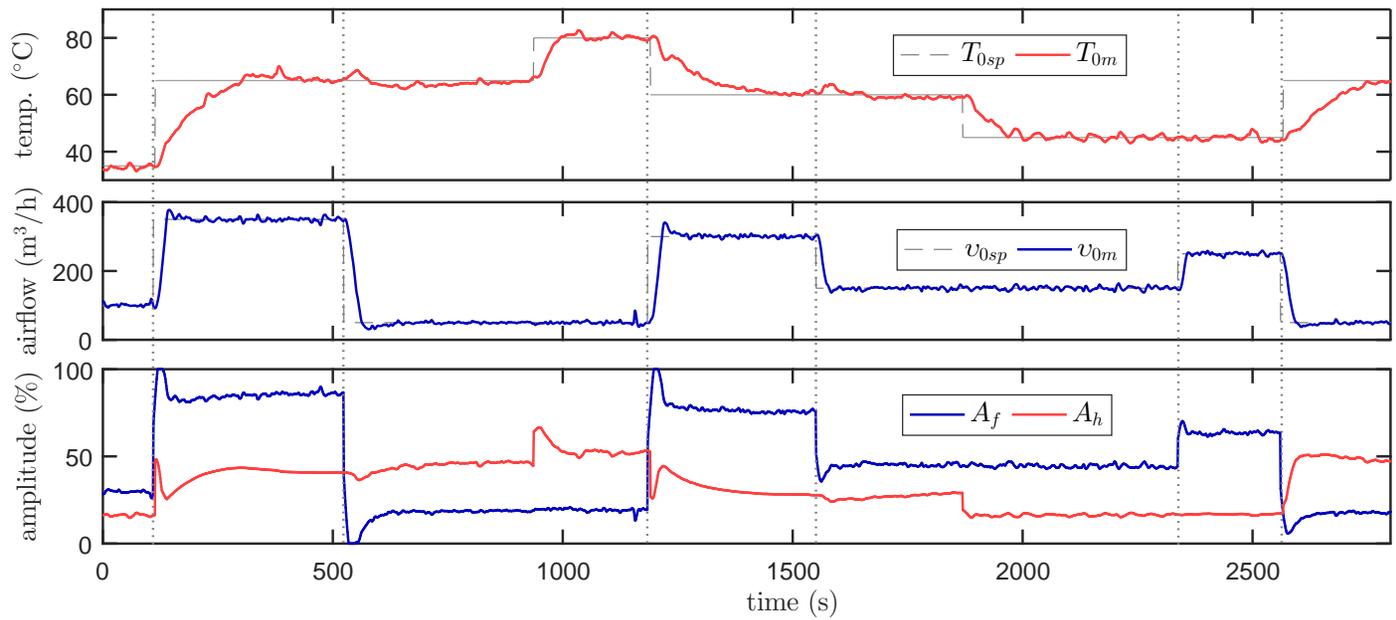


Figure 2.2 – Local PI closed-loop step responses

Table 2.1 – Inlet heater process PI gain-scheduling

$v_{0m}$	$G_h(s) = \frac{T_{0m}(s)}{A_h(s)}$	$C_h(s) = \frac{A_h(s)}{e_h(s)}$
$50 \frac{\text{m}^3}{\text{h}}$	$\frac{1.03 \exp(-0.0s)}{119.5s + 1}$	$1.66 \left(1 + \frac{1}{120s}\right)$
$100 \frac{\text{m}^3}{\text{h}}$	$\frac{1.09 \exp(-0.5s)}{103.0s + 1}$	$1.35 \left(1 + \frac{1}{103s}\right)$
$200 \frac{\text{m}^3}{\text{h}}$	$\frac{1.19 \exp(-8.6s)}{52.02s + 1}$	$0.72 \left(1 + \frac{1}{60.0s}\right)$
$300 \frac{\text{m}^3}{\text{h}}$	$\frac{1.13 \exp(-8.8s)}{33.89s + 1}$	$0.53 \left(1 + \frac{1}{42.0s}\right)$
$350 \frac{\text{m}^3}{\text{h}}$	$\frac{1.12 \exp(-7.9s)}{28.15s + 1}$	$0.45 \left(1 + \frac{1}{35.0s}\right)$

scheduling variable  $v_{0m}$  are about to occur. The loops behave as expected. Since the closed-loop model of the heater is required in the next section, it is identified from the data plotted in the first graph of Figure 2.2:

$$\frac{T_{0m}(s)}{T_{0sp}(s)} = \frac{1}{71.2s + 1} \quad (2.7)$$

The dead time is neglected since it is considerably much shorter than the time constant.

## 2.2 FBD model description

### 2.2.1 Assumptions

The batch FBD model from Li and Duncan [2008a] is consolidated relying on an earlier work from Lai et al. [1986] describing this same model applied on the continuous dryer. Modeling elements from Wang et al. [2007] related to particle and gas physical properties are also added to include more versatility on simulation conditions and to simplify calculations. The lumped capacitance model assumes two distinct phases [Kunii and Levenspiel, 1991]: a bubble phase and a perfect emulsion phase of the solid particles and interstitial gas. The main assumptions are:

1. All particles in the fluid bed are identical. They all have the same physical properties, moisture content and temperature at a given time during the drying. The moisture content and temperature inside each particle are uniform.
2. The emulsion phase is perfectly homogeneous, i.e. the solid particles are perfectly mixed with the interstitial gas. The interstitial gas mediates mass and thermal exchanges between the bubble phase and the solid particles.
3. The emulsion phase remains in minimum fluidization conditions. The excess airflow above minimum fluidization velocity passes through the bed as bubbles in the form of a plug flow.

4. The bubble phase contains no particles and the clouds surrounding them have zero thicknesses. Therefore, the bubbles exchange mass and energy only with the interstitial gas. The gas inside the bubble is perfectly mixed. Bubbles moisture content, temperature and size depend only on their position in  $z$  along the fluid bed.
5. All changes in physical properties of the gas and particles due to the change of temperature are neglected (except water diffusion coefficients, see Wang et al. [2007]). Particle size remains constant during the drying process so it can be assumed that the total bulk volume of the bed is the one occupied with the particle at the critical moisture content  $\chi_{pc}$ .

The model mass and energy balance equations are presented in the following sub-sections. The remaining equations of the model are given in A.1 and symbol definitions are listed in the Nomenclature section. In all equations,  $\tilde{f}$  is defined as the spatial average of the function  $f(z)$  along the bed height:

$$\tilde{f} \triangleq \frac{1}{H_f} \int_0^{H_f} f(z) dz \quad (2.8)$$

### 2.2.2 Balance equations for the bubble phase

From Li and Duncan [2008a] and Lai et al. [1986], the bubble phase mass balance analytical solution with the proper boundary conditions is:

$$\chi_b(z) = \chi_e - (\chi_e - \chi_0) \exp\left(-\frac{K_{be}\delta_b}{v_b} z\right) \quad (2.9)$$

From the simplification suggested by Li and Duncan [2008a] about the enthalpy of the water vapor in the emulsion gas and with the approximation that  $\chi_b(z) \approx \tilde{\chi}_b$ , the bubble phase energy balance analytical solution with the proper boundary conditions becomes:

$$T_b(z) = T_e - (T_e - T_0) \exp\left(-\frac{H_{be}\delta_b}{\rho_g(c_g + \tilde{\chi}_b c_{wv})v_b} z\right) \quad (2.10)$$

### 2.2.3 Balance equations for the emulsion phase: interstitial gas

From Li and Duncan [2008a] and Lai et al. [1986] and by adding the particle sphericity  $\phi$  as proposed by Wang et al. [2007], the interstitial gas mass and energy balance equations are respectively:

$$\rho_g \frac{v_{mf}}{H_f} (\chi_e - \chi_0) = \rho_g \delta_b K_{be} (\tilde{\chi}_b - \chi_e) + \left(\frac{6}{d_p \phi}\right) (1 - \varepsilon_{mf})(1 - \delta_b) \sigma (\chi_p^* - \chi_e) \quad (2.11)$$

and

$$\begin{aligned} \rho_g \frac{v_{mf}}{H_f} (c_g + c_{wv} \chi_0) (T_e - T_0) = (1 - \varepsilon_{mf})(1 - \delta_b) \left(\frac{6}{d_p \phi}\right) (T_p - T_e) [\sigma (\chi_p^* - \chi_e) c_{wv} + h_s] \\ + \delta_b H_{be} (\tilde{T}_b - T_e) + a_w h_w (T_w - T_e) \end{aligned} \quad (2.12)$$

## 2.2.4 Balance equations for the emulsion phase: solid particles

Again, from Li and Duncan [2008a] and Lai et al. [1986], and by taking into account the particle sphericity [Wang et al., 2007], the solid particle mass and energy balances are respectively:

$$\rho_{ds} \frac{d\chi_p}{dt} = -\frac{6}{\phi d_p} \sigma (\chi_p^* - \chi_e) \quad (2.13)$$

and

$$\begin{aligned} \rho_{ds} (c_p + \chi_p c_w) \frac{dT_p}{dt} = \frac{6}{\phi d_p} \\ \times \left[ h_s (T_e - T_p) - \sigma (\chi_p^* - \chi_e) \times [c_{wv} (T_e - T_{ref}) - c_w (T_p - T_{ref}) + \gamma] \right] \end{aligned} \quad (2.14)$$

To simplify the model, the reference temperature is fixed at room temperature:

$$T_{ref} = T_{amb} \quad (2.15)$$

## 2.2.5 Inlet air relative humidity

In equations (2.9)–(2.14), the inlet gas moisture content  $\chi_0$  is the absolute humidity in dry basis. Since the inlet gas moisture content measurement is a relative humidity percentage, a conversion between absolute humidity  $\chi_0$  and relative humidity  $\varphi_0$  is required. Knowing that the wet basis moisture content is  $(\chi^{-1} + 1)^{-1}$  and from the ideal gas law, if the measure is taken at temperature  $T_{amb}$ , the relation is:

$$\chi_0 = \left( \frac{\rho_g R_{wv} T_{amb}}{133.32 P_w (T_{amb}) \frac{\varphi_0}{100}} - 1 \right)^{-1} \quad (2.16)$$

## 2.2.6 Inlet air heater and blower closed-loop dynamics

As shown in eq. (2.7), the heating dynamics are slow and should therefore be taken into account in the model:

$$\frac{dT_0}{dt} = \frac{(T_{0sp} + 273.15) - T_0}{71.2} \quad (2.17)$$

The inlet air velocity dynamics being much faster, a direct feedthrough between the setpoint  $v_{0sp}$  (m<sup>3</sup>/h) and  $v_0$  (m/s) is assumed:

$$v_0 = \frac{v_{0sp}}{900\pi D_c^2} \quad (2.18)$$

## 2.2.7 State-space representation

The state vector of the FBD model described by equations (2.9)–(2.18) is:

$$\mathbf{x}(t) = \left[ T_0(t) \quad \chi_p(t) \quad T_p(t) \right]^T \quad (2.19)$$

The system of ordinary differential equations (ODE) given by the time derivative of eq. (2.19) are solved with the fourth order Runge-Kutta method (RK4) with a sampling period of 1 minute. The resulting discrete nonlinear state-space equations are:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}\left(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)\right) \quad (2.20a)$$

$$\mathbf{y}_s(k) = \mathbf{h}\left(\mathbf{x}(k)\right) \quad (2.20b)$$

with  $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d})$  given by the RK4 solver and  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  given by:

$$\mathbf{h}\left(\mathbf{x}\right) = \begin{bmatrix} T_0 - 273.15 \\ 100 (\chi_p^{-1} + 1)^{-1} \\ T_p - 273.15 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

As shown in eq. (2.20b) and (2.21), the model outputs  $\mathbf{y}_s$  are the inlet temperature in °C, the particle moisture content in % wet basis and the particle temperature in °C. The units are the same as the measured outputs  $\mathbf{y}$ .

### 2.2.8 Energy consumption

As proposed by Villegas et al. [2010], who also worked with a two-phase model, the FBD energy consumption is:

$$W = c_g \rho_g \frac{\pi D_c^2}{4} \int_0^{t_f} v_0 (T_0 - T_{amb}) dt \quad (2.22)$$

The energy consumed by the blower is neglected and a perfectly efficient inlet air heater is assumed.

## 2.3 FBD model calibration

### 2.3.1 Calibration method

In order to use the batch FBD model described in Section 2.2 for the design of the NMPC and MHE, physical, chemical and empirical parameters must be calibrated. An empirical calibration method based on nonlinear optimization is selected. This approach allows to optimize the fitting of the predicted model outputs, which is highly desired for control purposes.

More precisely, nonlinear grey-box model identification (NGBM) functions from the MATLAB identification toolbox are employed. The calibration relies on a least-square algorithm method available in the MATLAB optimization toolbox. NGBM tools include features like parameter and state constraints, fixed parameters and initial state values, measured output weighting, variable-step ordinary differential equation (ODE) solvers and model validation tools.

Table 2.2 – Phenomenological model calibrated parameters

(a) fixed parameters		(b) free parameters	
par.	value	par.	value $\pm$ std. dev.
$D_c$	0.30 m	$c_p$	$(3.9 \pm 0.04)$ kJ/(kg K)
$H_{mf}$	0.20 m	$d_p$	$(1.10 \pm 0.01)$ $\mu\text{m}$
$L_{or}$	0.005 m	$\phi$	$(0.653 \pm 0.0006)$
$c_g$	1.0 kJ/(kg K)	$\nu$	$(1.11 \pm 0.03)$
$c_w$	4.2 kJ/(kg K)	$\chi_{pc}$	$(0.027 \pm 0.0005)$
$c_{wv}$	1.9 kJ/(kg K)	$\mu_g$	$(71 \pm 0.8)$ mg/(m s)
$\rho_g$	1.1 kg/m <sup>3</sup>	$D_{g0}$	$(21 \pm 0.3)$ $\mu\text{m}^2/\text{s}$
$\rho_s$	2800 kg/m <sup>3</sup>	$T_w$	$(297 \pm 0.2)$ K
$\rho_w$	1000 kg/m <sup>3</sup>		
$k_g$	29 mW/(m K)		
$g$	9.8 m/s <sup>2</sup>		
$R_{wv}$	462 J/(kg K)		
$T_{amb}$	293 K		
$\kappa$	0.45		

### 2.3.2 Selection of optimized parameters

Many parameters of the model do not need to be estimated by NGBM identification as they are either known or can easily be measured. A sensitivity analysis is made for all remaining parameters. If the model behavior is not sensitive to a parameter, a reasonable expected value is simply assigned. The parameters with a fixed value are given in Table 2.2a, and their corresponding description are listed in the Nomenclature section.

The parameter sensitivity analysis is similar to what was described by Li and Duncan [2008a]. At first, all the simulator parameters are set near their theoretical or expected value. A drying batch simulation of 40 minutes with constant manipulated inputs and measured disturbance is executed as a reference. Then, for each parameter, two other cases are simulated: by increasing and decreasing the parameter value by 20%. The resulting particle moisture content and temperature are then compared in a graph. An example of a high-sensitivity parameter (the particles sphericity) is given in Figure 2.3.

### 2.3.3 Measurements, initial state and output weights

For both model calibration and validation data,  $T_{0m}$ ,  $T_{pm}$ ,  $v_{0m}$  and  $\varphi_0$  are measured at each second with the probes already available on the pilot fluid bed. The particle moisture content measurement is obtained by one of the two following methods:

1. For  $\chi_{pm} > 5$  %w.b., LOD scale is used by sampling powder from the fluid bed every two minutes approximately. Spline interpolation is then used to generate a moisture content

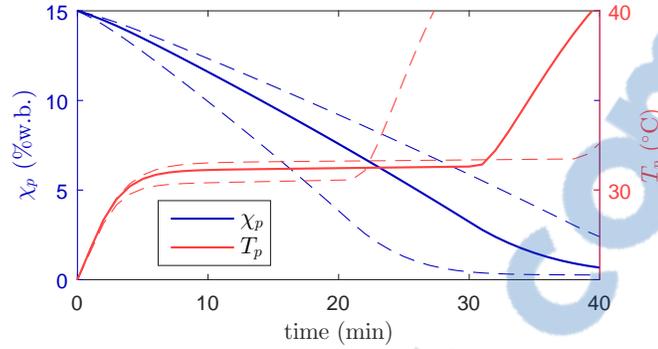


Figure 2.3 – Particle sphericity sensitivity analysis,  $\phi = 0.6 \pm 0.12$

measurement at each second.

2. For  $\chi_{pm} \leq 5\%w.b.$ , the NIR probe with the PLS model provides a measurement at each second. With the actual calibrated PLS model, particle moisture predictions are more precise for values smaller than 5%, being very similar to LOD measurements, which are the reference to calibrate the PLS model.

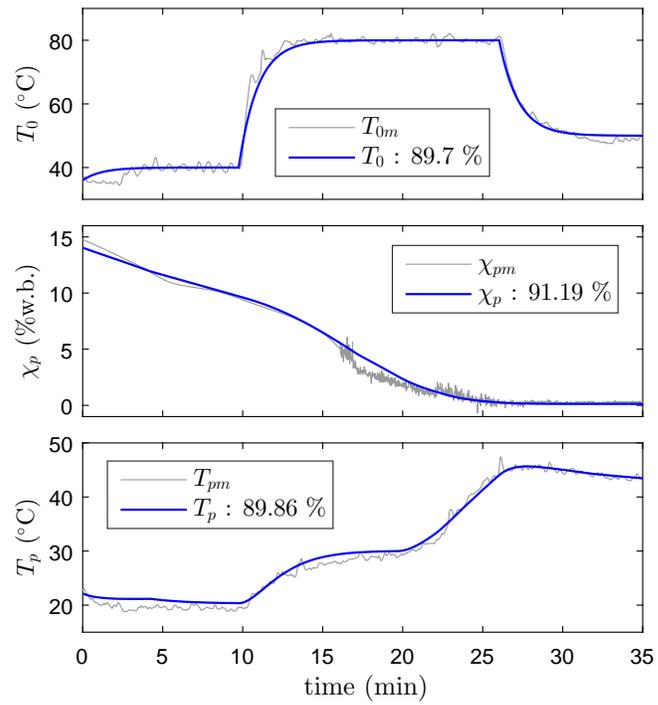
Initial values have to be given to the NGBM identification and validation algorithms. Since interpolation is used for large values of  $\chi_{pm}$ , which may be less reliable, the particle initial moisture content is set free with constraints at  $\pm 0.5\%w.b.$  of the measured value. The inlet and particle temperature measurements are accurate and thus the corresponding initial state values are selected equal to the measurements.

For the calibration procedure, a relative weight must be assigned to each output of the model in the minimized loss function (weighted sum of squared errors). The inlet temperature weight is set to zero since this part of the model has already been identified at Section 2.1.6. Weights of 1 and 0.7 are given to  $\chi_{pm}$  and  $T_{pm}$  respectively. The highest priority is given to the particle moisture content since it is the controlled output.

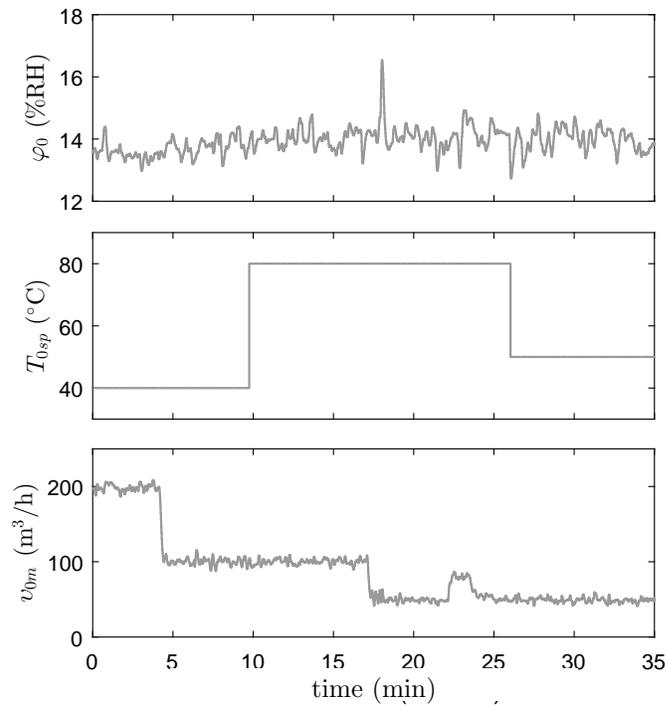
### 2.3.4 Calibrated model validation

Figure 2.4 compares validation data (i.e. data that were not used for calibration) and the model predictions for a drying batch. The predictions are very good with fits around 90% for all three measured outputs (normalized root-mean-square error). The optimized value of the free parameters and their associated standard deviations are given in the Table 2.2b. Parameter descriptions are provided in the Nomenclature section.

Some of those calibrated parameters (for instance particle diameter and viscosity of the gas) converged outside the expected range of values and are therefore not realistic. Their standard deviations being small relatively to the values of the parameter, this problem may be caused by all the limiting assumptions of the model. For instance, by assuming a constant particle



(a) measured outputs



(b) measured disturbance and manipulated inputs

Figure 2.4 – Model validation

size  $d_p$ , particle attrition and fine generation phenomena are neglected, which are known to be significant in most fluid bed applications [Hao et al., 2016]. Moreover, appreciable changes in the dryer wall temperature was noted during the batches implying that a constant wall temperature assumption is not realistic.

It was decided not to try to constrain them giving priority to a better fit of the moisture content. As stated by Ljung [1999], the identification procedure provides us a particular model for the selected structure model and "the crucial question is whether the identified model is good enough for the intended purpose," which is the adequate control of the FBD. In this project, the model itself is not a goal but a tool.

## 2.4 Control algorithms

### 2.4.1 Augmented states model

In real-life control problems, modeling mismatches and disturbances are unavoidable. Thus, it is necessary to add an integral action in the predictive control strategy to eliminate steady-state errors. One way of doing that is by estimating the output disturbances, represented as a random walk [Maciejowski, 2000].

In the present case, a disturbance  $x_i$  is added only to the particle moisture content since it is the unique controlled variable. The resulting augmented state vector is:

$$\mathbf{x}_A(k) = \begin{bmatrix} T_0(k) & \chi_p(k) & T_p(k) & x_i(k) \end{bmatrix}^T \quad (2.23)$$

The corresponding augmented model equations are:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_A(k+1) &= \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)) \\ x_i(k) \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{f}_A(\mathbf{x}_A(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)) \end{aligned} \quad (2.24a)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_A(k) &= \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \begin{bmatrix} 0 \\ x_i(k) \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{h}_A(\mathbf{x}_A(k)) \end{aligned} \quad (2.24b)$$

with  $\mathbf{f}(\bullet)$  and  $\mathbf{h}(\bullet)$  being defined by equations (2.20a) and (2.20b).

### 2.4.2 State observer algorithm

In what follows, the notation  $\hat{\mathbf{x}}_j(i)$  refers to the augmented state values for the discrete time  $i$  estimated at the discrete time  $j$ .

It is worth noticing that, even if all states are measured, a state estimator is still recommended since:

- the unmeasured moisture disturbance estimation incorporates an integral action into the controller;
- it filters out stochastic noises by relatively weighting the model predictions and the measurements (with the respective covariance matrices); and
- it can act as a soft-sensor in case of a sensor failure. For instance, the NIR moisture measurement is reliable only if the probe window is clear of powder accumulation and if the particle fluidization is good enough. In the worst case, there is no measurement at all. The state observer is then used as a backup virtual sensor.

Also, we can take advantage of the filtering effect for an end-of-batch detection. More precisely, drying is terminated when the estimated moisture content value is close enough to the desired setpoint (see Section 2.4.4).

The selected observer algorithm is a moving-horizon state estimator, which is an optimization based estimator described by Rao and Rawling [2002]. The main advantages of this observer are the handling of nonlinear dynamics (without linearization) and estimated state constraints. To avoid the optimization problem to grow indefinitely with time, the observation window is truncated at  $N$  data points in the past. However, the calculations are much heavier than an extended Kalman filter.

At each time-step  $k$ , the following MHE optimization problem is solved:

$$\min_{\hat{\mathbf{x}}_k(k-N), \hat{\mathbf{W}}} J_{mhe} \quad (2.25)$$

where the criterion is:

$$J_{mhe} = [\hat{\mathbf{x}}_k(k-N) - \bar{\mathbf{x}}_k]^T \mathbf{P}^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_k(k-N) - \bar{\mathbf{x}}_k] + \hat{\mathbf{W}}^T \bar{\mathbf{Q}}^{-1} \hat{\mathbf{W}} + \hat{\mathbf{V}}^T \bar{\mathbf{R}}^{-1} \hat{\mathbf{V}} \quad (2.26)$$

based on the disturbed model:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1) = \mathbf{f}_{\mathbf{A}}(\hat{\mathbf{x}}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)) + \hat{\mathbf{w}}(k) \quad (2.27a)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{h}_{\mathbf{A}}(\hat{\mathbf{x}}(k)) + \hat{\mathbf{v}}(k) \quad (2.27b)$$

In (2.27a) and (2.27b),  $\hat{\mathbf{w}}(k)$  and  $\hat{\mathbf{v}}(k)$  are stochastic processes with their associated covariance matrix  $\mathbf{Q}$  and  $\mathbf{R}$  respectively. In (2.26), the weighting matrices are:

$$\bar{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{Q} \end{bmatrix}_{4N \times 4N} \quad (2.28)$$

$$\bar{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{R} \end{bmatrix}_{3N \times 3N} \quad (2.29)$$

The estimated process noise over the observation horizon is:

$$\hat{\mathbf{W}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{w}}(k - N + 0) \\ \hat{\mathbf{w}}(k - N + 1) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{w}}(k) \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

and the estimated observation noise over the observation horizon is :

$$\hat{\mathbf{V}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(k - N + 0) - \mathbf{h}_{\mathbf{A}} \left( \hat{\mathbf{x}}_k(k - N + 0) \right) \\ \mathbf{y}(k - N + 1) - \mathbf{h}_{\mathbf{A}} \left( \hat{\mathbf{x}}_k(k - N + 1) \right) \\ \vdots \\ \mathbf{y}(k) - \mathbf{h}_{\mathbf{A}} \left( \hat{\mathbf{x}}_k(k) \right) \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

At a beginning of a batch and as long as  $k < N$ , since there are not enough points to fill the complete observation window, all matrices are correctly truncated to correspond to the appropriate dimensions.

In the criterion (2.26),  $\mathbf{P}$  is the covariance matrix of the state estimation error between  $\mathbf{x}(k-N)$  and the horizon initial value  $\bar{\mathbf{x}}_k$ , which is:

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_0 & \text{if } k \leq N \\ \hat{\mathbf{x}}_{k-N-1}(k-N) & \text{if } k > N \end{cases} \quad (2.32)$$

where  $\bar{\mathbf{x}}_0$  is an *a priori* state estimate for discrete-time 0.

In (2.31), state estimates are obtained by recursively applying the augmented disturbed model equation:

$$\hat{\mathbf{x}}_k(k - i + 1) = \mathbf{f}_{\mathbf{A}} \left( \hat{\mathbf{x}}_k(k - i), \mathbf{u}(k - i), \mathbf{d}(k - i) \right) + \hat{\mathbf{w}}(k - i) \quad (2.33)$$

When the optimal  $\hat{\mathbf{x}}_k(k - N)$  and  $\hat{\mathbf{W}}$  values are estimated by minimizing the cost function, the next state estimation  $\hat{\mathbf{x}}_k(k + 1)$  can be deduced using (2.33) with  $i = 0$ . This estimate is kept in memory and becomes the required state estimate by the NMPC at the next control period. This allows at each control period to first solve the NMPC problem and then the observer problem. The optimal manipulated variables are hence obtained more rapidly than the other way around.

Because the MHE observer is optimization-based, constraints on state estimations can be added:

$$\hat{\mathbf{x}}_{min} < \hat{\mathbf{x}}_k(k - i) < \hat{\mathbf{x}}_{max} \quad \forall i \in [-1 .. \min\{k, N\}] \quad (2.34)$$

### 2.4.3 Predictive control algorithm

In this section, the notation  $\hat{\mathbf{y}}_j(i)$  represents the augmented model output values predicted for the discrete time  $i$  at the discrete time  $j$ , and thus based on the state estimations available at the discrete time  $j$ .

Relying on the receding horizon principle, the proposed NMPC leads to the optimal manipulated variables by minimizing at each sampling time  $k$  a weighted sum of two criteria. The first one is the usual setpoint tracking cost function. The second criterion is an energy consumption index.

**Setpoint tracking** The usual model predictive controller criterion is:

$$J_{trk} = (\hat{\mathbf{R}} - \hat{\mathbf{Y}})^T \bar{\mathbf{M}} (\hat{\mathbf{R}} - \hat{\mathbf{Y}}) + (\Delta \mathbf{U})^T \bar{\mathbf{N}} (\Delta \mathbf{U}) \quad (2.35)$$

where the weighting matrices are:

$$\bar{\mathbf{M}} = \begin{bmatrix} \mathbf{M} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{M} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{M} \end{bmatrix}_{3H_p \times 3H_p} \quad (2.36)$$

$$\bar{\mathbf{N}} = \begin{bmatrix} \mathbf{N} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{N} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{N} \end{bmatrix}_{2H_c \times 2H_c} \quad (2.37)$$

In the cost function (2.35), the manipulated input increments over the control horizon  $H_c$  are:

$$\Delta \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}(k+0) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+H_c-1) \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

where:

$$\Delta \mathbf{u}(i) = \mathbf{u}(i) - \mathbf{u}(i-1) \quad (2.39)$$

The output setpoints are considered constant over the prediction horizon  $H_p$  and the predicted outputs are calculated for  $k+1$  to  $k+H_p$ :

$$\hat{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}(k) \\ \mathbf{r}(k) \\ \vdots \\ \mathbf{r}(k) \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad \hat{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_k(k+1) \\ \hat{\mathbf{y}}_k(k+2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_k(k+H_p) \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

In (2.40), the output predictions are recursively calculated using the augmented state-space model defined by (2.24a) and (2.24b). The initial state vector  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(k)$  was estimated by the state observer at the previous control iteration. The prediction equations are:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(k+i+1) = \mathbf{f}_{\mathbf{A}}\left(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(k+i), \mathbf{u}(k+i), \hat{\mathbf{d}}_k(k+i)\right) \quad (2.41a)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k(k+i) = \mathbf{h}_{\mathbf{A}}\left(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(k+i)\right) \quad (2.41b)$$

In (2.41a), all future measured disturbances are simply assumed equal to the current value measurement:

$$\hat{\mathbf{d}}_k(k+i) = \mathbf{d}(k) \quad (2.42)$$

**Energy index** The energy consumption is defined by (2.22). The numerical integration is obtained with a rectangular approximation (Euler's method). The integration is calculated from time  $k$  to time  $k + H_p - 1$ . In (2.22),  $T_0$  is replaced by its prediction calculated with (2.41a). Substituting (2.18), the energy consumption performance index becomes:

$$J_w = \frac{c_g \rho_g t_s}{3600} \sum_{i=0}^{H_p-1} \left( \hat{T}_{k-1}(k+i) - T_{amb} \right) v_{0sp}(k+i) \quad (2.43)$$

where  $\hat{T}_{k-1}(k+i)$  is the first element of  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(k+i)$  and  $v_{0sp}(k+i)$  is the second element of  $\mathbf{u}(k+i)$ .

**Predictive controller criterion** At each time-step  $k$ , the complete NMPC optimization problem is thus:

$$\min_{\Delta \mathbf{U}} J_{trk} + p_e J_w \quad (2.44)$$

where  $J_{trk}$  is given by (2.35) and  $J_w$  by (2.43) while  $p_e$  weights the energy index.

The minimization can be calculated with respect to the following constraints:

$$\Delta \mathbf{u}_{min} < \Delta \mathbf{u}(k+i) < \Delta \mathbf{u}_{max} \quad \forall i \in [0 .. H_c[ \quad (2.45)$$

$$\mathbf{u}_{min} < \mathbf{u}(k+i) < \mathbf{u}_{max} \quad \forall i \in [0 .. H_c[ \quad (2.46)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{min} < \hat{\mathbf{y}}_k(k+i) < \hat{\mathbf{y}}_{max} \quad \forall i \in [1 .. H_p] \quad (2.47)$$

Notice that it is therefore possible to constrain the particle temperature.

According to the receding horizon principle, only the first optimal input increment  $\Delta \mathbf{u}(k)$  is applied to the FBD, and the whole problem is solved again at the following control period.

#### 2.4.4 Stopping condition

Drying is assumed to be completed when the current particle moisture content estimate calculated by MHE is smaller than the moisture content setpoint. Hence, the stopping condition

is:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_k(k) \leq \begin{bmatrix} 0 & \alpha_{xp} & 0 \end{bmatrix} \mathbf{r}(k) \quad (2.48)$$

with  $\alpha_{xp}$  fixed at 1.05, giving a relative tolerance. It is worth mentioning that, in this end-of-batch detection, the particle moisture content measurement is indirectly considered through the unmeasured moisture disturbance estimation  $\hat{x}_i$ .

## 2.5 Results and discussion

The control algorithm described in Section 2.4 is first tested on the calibrated simulator. Multiple batches are simulated to illustrate the effect of the weight  $p_e$  on the batch time and the energy consumption. Then, three selected closed-loop scenarios are compared: (1) NMPC with the objective of reducing the drying time, and NMPC with a (2) low and (3) high weight put on the energy consumption. Finally, a usual open-loop and the second closed-loop scenarios are evaluated with the pilot FBD.

The selected NMPC parameters are:

- control period:  $t_s = 60$  s;
- $H_p = H_c = 25$ , thus covering the whole batch and giving full flexibility to the manipulated variables (without a weight on the energy index, the drying time should be reduced);
- $\mathbf{r}(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$ ;
- $\mathbf{M} = \text{diag}\{0, 1, 0\}$ ;
- $\mathbf{N} = 0.001 \times \text{diag}\{1, 0.4\}$ ;
- $\Delta \mathbf{u}_{min} = \begin{bmatrix} -20 & -50 \end{bmatrix}^T$ ;
- $\Delta \mathbf{u}_{max} = \begin{bmatrix} +20 & +50 \end{bmatrix}^T$ ;
- $\mathbf{u}_{min} = \begin{bmatrix} 40 & 75 \end{bmatrix}^T$ ;
- $\mathbf{u}_{max} = \begin{bmatrix} 90 & 200 \end{bmatrix}^T$ ;
- $\hat{\mathbf{y}}_{min} = \begin{bmatrix} -\infty & -\infty & -\infty \end{bmatrix}^T$ ; and
- $\hat{\mathbf{y}}_{max} = \begin{bmatrix} +\infty & +\infty & +45 \end{bmatrix}^T$ .

Thus, the desired particle moisture content is 1 %w.b.. To smooth the manipulated variable moves,  $\mathbf{N}$ ,  $\Delta \mathbf{u}_{min}$  and  $\Delta \mathbf{u}_{max}$  are not zero (knowing that this may lightly increase the drying time). Inlet temperature constraints and the maximal air flow rate constraint correspond to FBD physical limits. Minimal air flow rate is limited to ensure proper fluidization. Maximal particle temperature is also constrained.

The MHE parameters are:

- $N = 10$ ;
- $\mathbf{R} = \text{diag}\{0.436, 0.0625, 0.109\}$ , from the magnitude of the sensor noises on the pilot FBD;
- $\mathbf{Q} = 10^{-4} \times \text{diag}\{100.0, 0.0025, 1.0, 39.0\}$ ;
- $\mathbf{P} = 0.01\mathbf{Q}$ ;
- $\hat{\mathbf{x}}_{min} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -\infty \end{bmatrix}^T$ ; and
- $\hat{\mathbf{x}}_{max} = \begin{bmatrix} +\infty & +\infty & +\infty & +\infty \end{bmatrix}^T$ .

$\mathbf{Q}$  and  $\mathbf{P}$  are not easy to select. They were simply tuned from several simulations by using direct state measurements for the *a priori* state estimate  $\bar{\mathbf{x}}_0$ . A more refined method to select  $\mathbf{P}$  based on model linearization is described in Rao and Rawling [2002].

Both NMPC and MHE problems are solved with the MATLAB function `fmincon`. The combination of sequential quadratic programming (SQP) method and central finite difference calculation lead to the most reliable and coherent results for both the controller and state estimator.

The stopping condition is defined in Section 2.4.4. The final discrete time is  $k_{end}$ . The total energy consumption of a terminated batch is evaluated with:

$$W_{tb} = \frac{c_g \rho_g t_s}{3600} \sum_{k=0}^{k_{end}} (T_{0m}(k) - T_{amb}) v_{0m}(k) \quad (2.49)$$

### 2.5.1 Simulation results

The inlet relative humidity is kept constant throughout the simulation:

$$\mathbf{d}(k) = 30$$

The initial conditions are:

$$\mathbf{x}(0) = \begin{bmatrix} 323.15 & 0.1765 & 298.15 \end{bmatrix}^T$$

No disturbances nor modeling mismatches are included in the simulations (even if they have been successfully tested) to ease the comparison of the batch durations and energy consumptions.

#### Closed-loop: energy index weight impact on simulations

The effect of the energy index weight  $p_e$  on the total drying time and energy consumption is investigated on the FBD simulator. Relying on (2.48) for a final time value  $t_{end} = t_s k_{end}$  and (2.49) for the energy consumption, multiple closed-loop batches are simulated with different  $p_e$  values. All other control algorithm parameters are kept constant. Notice that since the

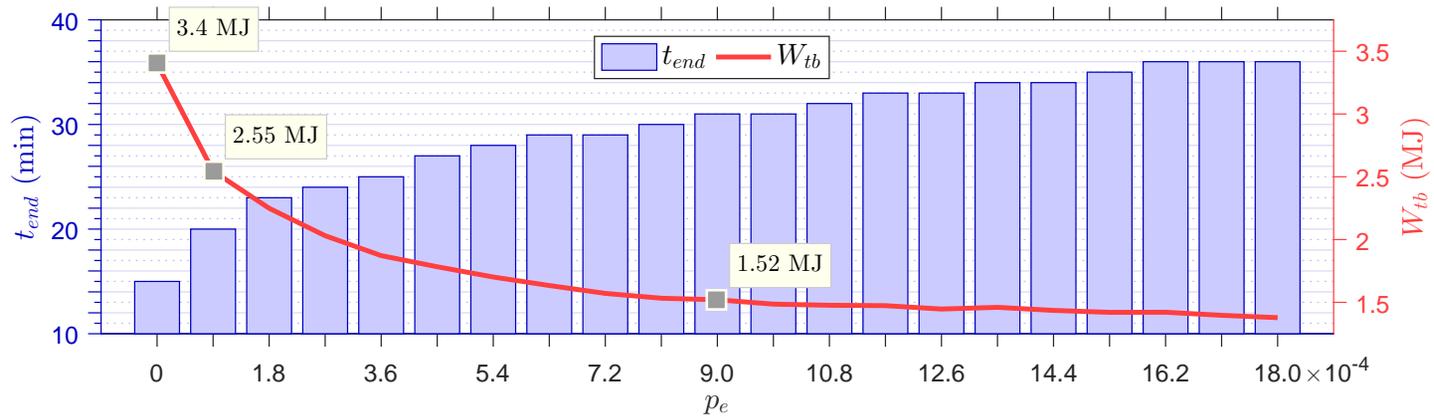


Figure 2.5 – Simulations batch time and energy consumption for different weights on energy index  $p_e$  (all other parameters being equal)

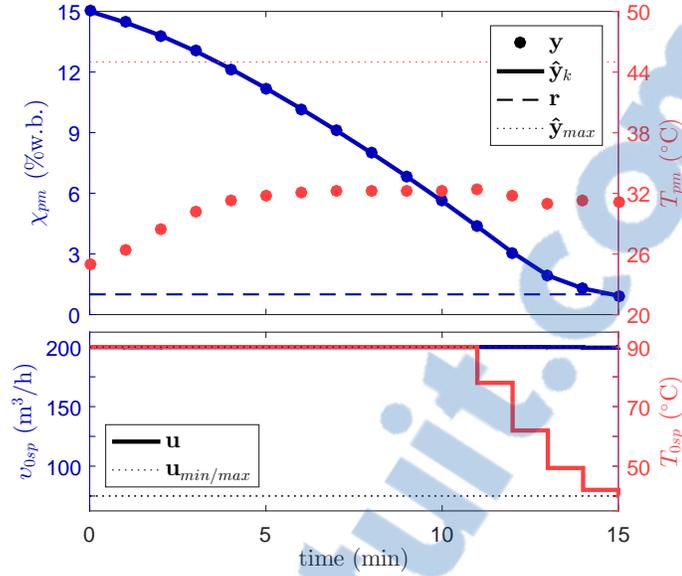


Figure 2.6 – FBD simulator in closed-loop : priority on batch time (no weight on energy consumption)

stopping condition (2.48) is a discrete-time threshold, the resulting  $t_{end}$  values are discontinuous.

As presented in Figure 2.5, by increasing  $p_e$ , the batch duration  $t_{end}$  increases and the total energy consumption  $W_{tb}$  decreases. Both benchmarks change drastically for smaller values of  $p_e$  and tend to plateau for larger values of  $p_e > 18 \times 10^{-4}$ . This saturation is due to the manipulated input minima  $\mathbf{u}_{min}$ . To keep energy consumption as low as possible with high  $p_e$  values, the control algorithm forces both manipulated inputs on their respective lower bounds for the entire batch.

### Closed-loop: priority on batch time

To prioritize cycle time, energy consumption is ignored in the NMPC criterion (2.44):

$$p_e = 0$$

Figure 2.6 shows that the airflow setpoint is maintained at its maximal value for the full batch while the inlet temperature setpoint is slowly decreased at the eleventh minute to have the particle moisture content smoothly reaching its desired value at the end of the batch and limit their temperature. Since the airflow has a very little impact on drying in the falling-rate period [Villegas et al., 2010], the airflow setpoint is kept high at the end. The batch time is 15 minutes and the total energy consumption is 3.40 MJ.

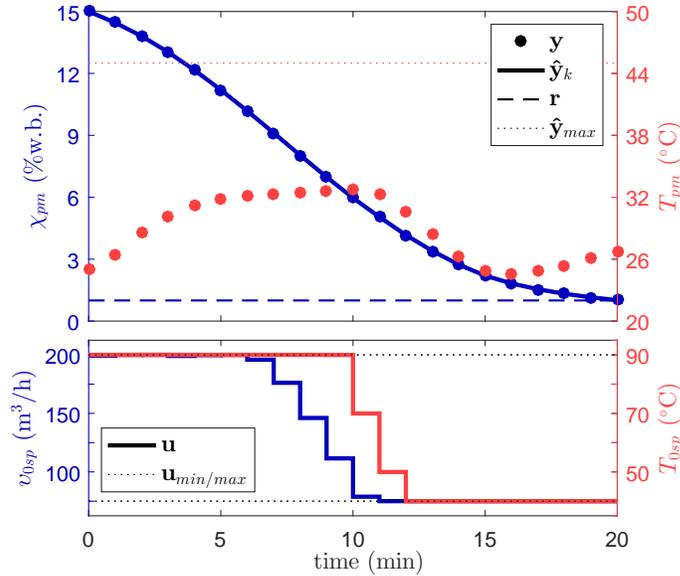


Figure 2.7 – FBD simulator in closed-loop: low weight on energy consumption

### Closed-loop: low weight on energy consumption

The weight on the energy index is:

$$p_e = 0.9 \times 10^{-4}$$

As shown in Figure 2.7, in this case, the airflow setpoint is slowly decreased at the sixth minute. The resulting batch time is 20 minutes and the total energy consumption is 2.55 MJ.

### Closed-loop: high weight on energy consumption

The weight on the energy index is:

$$p_e = 9.0 \times 10^{-4}$$

For high  $p_e$  values, Figure 2.8 shows that the airflow setpoint is promptly decreased at the beginning of the batch. With even larger  $p_e$  values, both manipulated inputs  $\mathbf{u}$  would be forced to their respective minimum  $\mathbf{u}_{min}$  for the entire batch. The resulting batch time is 31 minutes and the total energy consumption is 1.52 MJ.

## 2.5.2 Pilot unit results

Because of a lack of equipment availability, the same raw material is granulated with a different granulator than the one used for the PLS and FBD model calibrations. This represents a real-world disturbance that should be absorbed by the integral action and illustrates the robustness of the proposed control law.

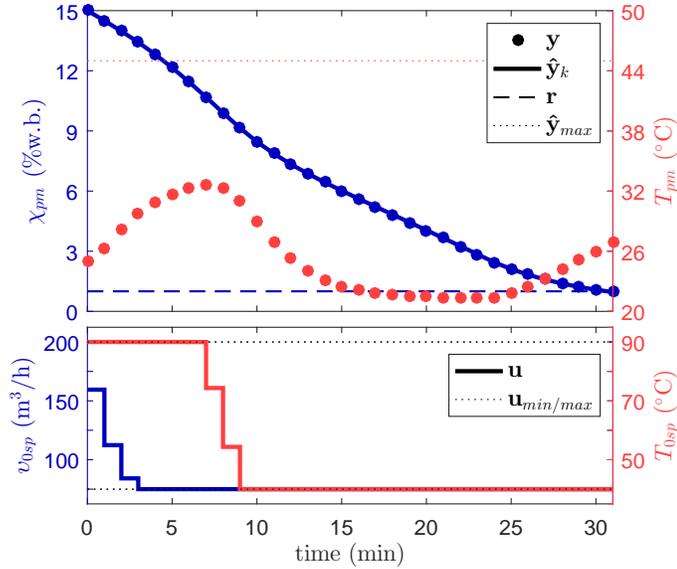


Figure 2.8 – FBD simulator in closed-loop: high weight on energy consumption

The NIR probe provides the particle moisture content measurement. To verify the accuracy of the measurement, some powder samples are taken before, during and after the batch and measured with the LOD analyzer. To improve the LOD measurement of the moisture content before and after the batch, three samples at different locations in the bed were taken and their measurements averaged.

Table 2.3 – LOD moisture content in wet basis (final target: 1 %)

sample	open-loop operation		closed-loop operation	
	init (%)	final (%)	init (%)	final (%)
A	13.60	0.50	13.25	1.15
B	13.33	0.43	13.74	1.77
C	13.28	0.60	13.15	1.75
mean	13.40	0.51	13.38	1.56

### Usual open-loop operation

A basic open-loop control strategy is applied to the pilot FBD. As it is often the case in industry, the drying time, the inlet temperature setpoint and the inlet air flow rate setpoint are selected before the batch. Their respective values are 30 minutes, 65°C and 150 m<sup>3</sup>/h. As shown in Table 2.3, the particles are slightly over dried by 0.49 % at the end and their temperature is about 53.3°C, which may be inappropriate. The calculated total energy consumption with  $t_{end} = 30$  min is 3.00 MJ.

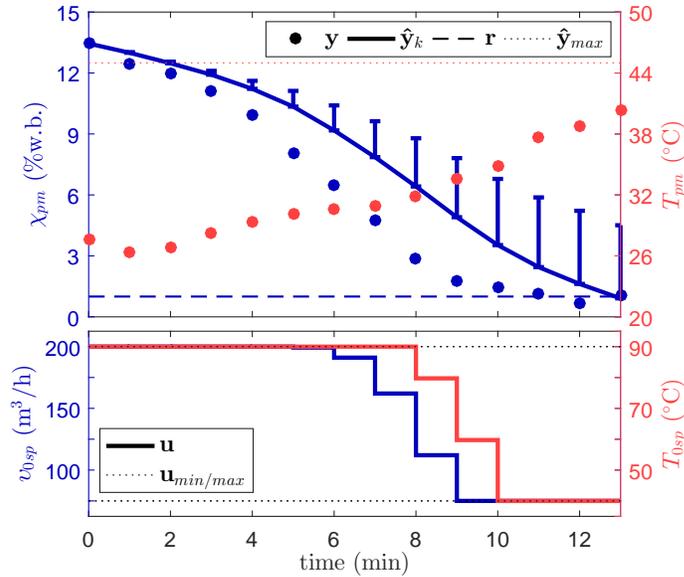


Figure 2.9 – Pilot FBD in closed-loop: weight on energy consumption (integral action  $\hat{x}_i$  is shown with error bars)

### Closed-loop: weight on energy consumption

The NMPC control approach with a low weight on energy consumption, as described in Section 2.5.1, is applied to the pilot FBD. The impact of  $p_e$  weight value over simulations, as depicted in Section 2.5.1, were following the same tendencies on the pilot FBD.

Figure 2.9 shows that the measured  $\mathbf{y}$  and estimated  $\hat{\mathbf{y}}_k$  moisture contents (in blue) drift apart. The situation would be even worse without the integral action (the estimate  $\hat{x}_i$ ). In that case, the estimated moisture content  $\hat{\mathbf{y}}_k$  would pass by the top of the error bars. The correction of the integral action is guaranteed to be perfect only in steady-state. Nonetheless, the calculated manipulated inputs bring the particle moisture content near the desired 1 % within 13 minutes. The calculated total energy consumption based on the real measurements is 2.15 MJ. The particle temperature at the end of the batch is very acceptable without the corresponding constraint of 45 °C being hit during the drying.

An important variation detected from the use of the NIR probe for several batches is that the NIR moisture content measurement error of prediction varies depending on the air flow rate, since the PLS model was calibrated for non-static powders at higher flow rates. The same phenomenon was also noticed by Obregón et al. [2013]. With this closed-loop test, Table 2.3 shows that the batch is in fact (according to LOD measurements) slightly under dried by 0.56 %. When trying to reduce the energy consumption, the air flow rate decreases at the end of the batch making this problem more apparent. A better PLS model by varying the flow rate at calibration, or a family of PLS models depending on the flow rate could be a potential improvement.

Also, the particle moisture content distribution at the end of the batch seems a bit more spread than in the open-loop case with a larger inlet flow rate (Table 2.3). This may be explained by a decrease in the mass diffusivity during the drying at lower flow rates. It would probably be worth defining a better stopping condition.

## Conclusion

Une nouvelle méthode d'opération du séchoir à lit fluidisé discontinu basée sur la commande prédictive et l'observateur à fenêtre glissante a été présentée. L'ajout explicite de la consommation énergétique dans la loi de commande du séchoir permet de minimiser son temps de cycle et sa consommation énergétique. La stratégie d'opération a été testée avec succès en simulation et sur un séchoir pilote à l'aide d'un capteur d'humidité proche-infrarouge. La méthode proposée permet aussi de limiter les problèmes de sous-séchage, de surséchage et de surchauffage des granules. Le prochain chapitre élabore l'implémentation logicielle de la stratégie de commande du séchoir pilote.



# Chapitre 3

## Implémentation logicielle

La méthodologie sur l'implémentation matérielle et logicielle de la commande est très succinctement présentée à la section 2.1. La connexion du séchoir pilote à la carte d'acquisition USB ainsi que la configuration de ses entrées-sorties sont décrits à l'annexe B. Ce chapitre-ci est réservé à la programmation du simulateur phénoménologique, à la résolution des problèmes d'optimisation ainsi qu'au logiciel LabVIEW de gestion des événements en temps réel.

### 3.1 Simulateur phénoménologique

Afin d'exploiter le modèle du FBD décrit à la section 2.2 et à l'annexe A comme simulateur, les équations de bilan de masse et d'énergie doivent d'abord être résolues dans l'ordre approprié. Un résumé illustratif de l'ordre d'évaluation des équations du modèle phénoménologique pour le calcul numérique de la dérivée des états  $\dot{\mathbf{x}}$  est donné l'ordinogramme de la figure 3.1. En utilisant la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 (RK4) pour les équations différentielles ordinaires (ODE), la procédure de résolution des équations du modèle peut se résumer ainsi :

1. Départ au temps discret  $k = 0$  avec le vecteur d'état initial  $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} T_{0i} & \chi_{pi} & T_{pi} \end{bmatrix}^T$  ;
2. Calcul des sorties du simulateur  $\mathbf{y}_s$  au temps discret  $k$  avec (2.20b) ;
3. Avec les résultats de la fonction  $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d})$  décrite à la figure 3.1, résolution numérique des équations différentielles à l'aide de RK4 :
  - a) Calcul  $\mathbf{c}_1 = \mathbf{g}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k))$ ,
  - b) Calcul  $\mathbf{c}_2 = \mathbf{g}(\mathbf{x}(k) + \frac{t_s}{2}\mathbf{c}_1, \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k))$ ,
  - c) Calcul  $\mathbf{c}_3 = \mathbf{g}(\mathbf{x}(k) + \frac{t_s}{2}\mathbf{c}_2, \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k))$ ,
  - d) Calcul  $\mathbf{c}_4 = \mathbf{g}(\mathbf{x}(k) + t_s\mathbf{c}_3, \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k))$ ,
  - e) Calcul du prochain vecteur d'état  $\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \frac{t_s}{6}(\mathbf{c}_1 + 2\mathbf{c}_2 + 2\mathbf{c}_3 + \mathbf{c}_4)$  ;
4. À l'instant  $k + 1$ , on reprend à l'étape 2.

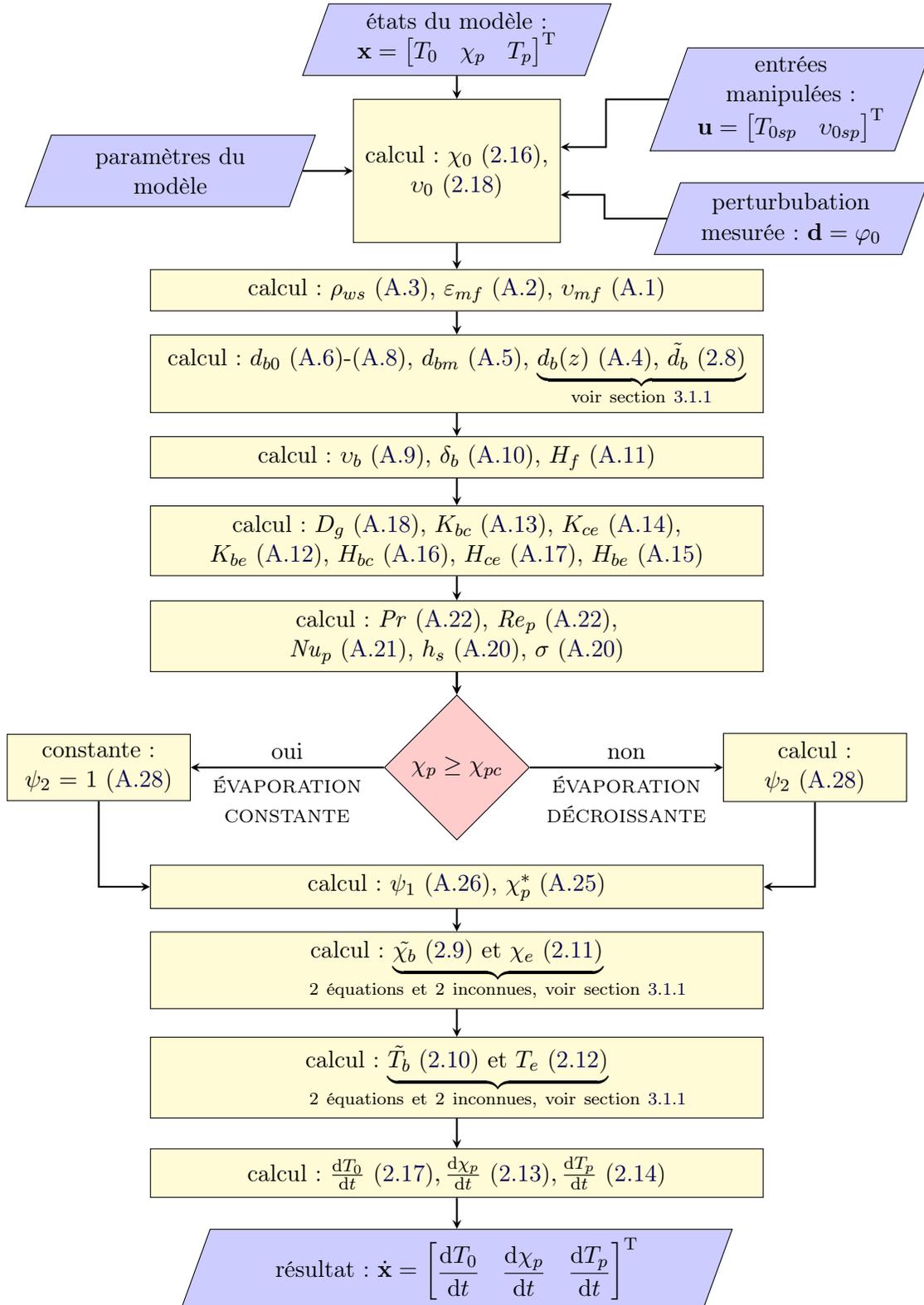


FIGURE 3.1 – Calcul de la valeur numérique des dérivées du modèle phénoménologique  $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d})$  : ordigramme

Généralement, l'interpréteur MATLAB exécute plus rapidement un algorithme vectorisé par rapport à un algorithme purement itératif (une boucle `for`). Étant donnée la structure séquentielle intrinsèque à la représentation d'état discrète, elle est impossible à vectoriser. Pour cette raison, la simulation du modèle augmenté perturbé (2.27a) et (2.27b) est mise sous forme de routine qui calcule en bloc tous les états et sorties futurs pour une série d'entrées données. Cette routine de simulation en bloc est par la suite compilée dans un fichier `mex` pour accélérer son exécution. Dans la cadre de la commande prédictive, ce bloc de simulation s'étend sur tout l'horizon de prédiction, de l'instant présent  $k$  jusqu'à l'instant  $k + H_p$ .

### 3.1.1 Discrétisation de la hauteur du lit fluidisé et systèmes d'équations

Le modèle phénoménologique de Li and Duncan [2008a] suppose que la teneur en eau et la température des bulles dépendent de la position transversale en  $z$  dans le lit fluidisé (en plus de la dépendance temporelle). Afin d'alléger les calculs effectués, une approximation rectangulaire (méthode d'Euler) est utilisée pour résoudre l'intégrale spatiale (2.8). En précalculant les valeurs de la fonction  $f(z)$  à chaque position  $z$ , le calcul de la moyenne spatiale se réduit à un simple calcul de moyenne arithmétique sur chaque échantillon spatial.

Pour le calcul de la taille moyenne des bulles  $\tilde{d}_b$ , la hauteur du lit fluidisé  $H_f$  n'est pas encore calculée à cette étape selon la séquence des calculs décrite à la figure 3.1. Kunii and Levenspiel [1991] propose une méthode itérative pour approximer cette valeur, qui est souvent plus coûteuse en calcul qu'une méthode directe. Dans le but de simplifier le simulateur, la hauteur du lit à la fluidisation minimale  $H_{mf}$  (paramètre du simulateur) est utilisée comme borne supérieure de l'intégrale dans le calcul de  $\tilde{d}_b$ .

Les calculs de  $\tilde{\chi}_b$  et  $\chi_e$  peuvent directement s'effectuer avec (2.9) et (2.11). En effet, puisque ces deux équations forment un système de deux équations et deux inconnues, leur valeur est directement calculée à l'aide de la division matricielle `mldivide` de MATLAB. Pour ce qui est de  $\tilde{T}_b$  et  $T_e$ , il faut passer par une méthode indirecte. Avec (2.8) et (2.10), on a :

$$\begin{aligned}
\tilde{T}_b &= \frac{1}{H_f} \int_0^{H_f} T_b(z) dz \\
&= \frac{1}{H_f} \int_0^{H_f} T_e - (T_e - T_0) \exp\left(-\frac{H_{be}\delta_b}{\rho_g(c_g + \tilde{\chi}_b c_{wv})v_b} z\right) dz \\
&= T_e - (T_e - T_0) \underbrace{\frac{1}{H_f} \int_0^{H_f} \exp\left(-\frac{H_{be}\delta_b}{\rho_g(c_g + \tilde{\chi}_b c_{wv})v_b} z\right) dz}_{=A} \\
&\Rightarrow \tilde{T}_b + (A - 1)T_e = AT_0
\end{aligned} \tag{3.1}$$

La variable  $A$  dans (3.1) est calculée avec l'approximation rectangulaire qui se réduit aussi à un simple calcul de moyenne arithmétique. On combinant (3.1) et (2.12), on obtient un système de deux équations et de deux inconnues que l'on peut aussi résoudre avec une division matricielle.

## 3.2 Optimisation non linéaire sous contraintes

La commande NMPC et l'observateur MHE ainsi que l'identification NGBM nécessitent la résolution d'un problème d'optimisation non linéaire sous contraintes. Comme décrit à la section 2.5, les problèmes d'optimisation du NMPC et du MHE sont résolus à l'aide de la méthode SQP fournie dans le *optimization toolbox* de MATLAB. Le calcul des différences finies se fait avec la méthode centrale. L'identification NGBM est basée sur un algorithme à région de confiance (*trust-region-reflective*). Tous ces algorithmes sont conçus robustes en ce sens qu'ils sont capables de gérer les exceptions arithmétiques durant les itérations.

Dans notre situation, les fonctions coûts de ces trois problèmes d'optimisation sont strictement réelles. Le modèle phénoménologique de Li and Duncan [2008a] est défini seulement pour des valeurs de débit d'air à l'admission  $v_0 > v_{mf}$ . Dans le cas contraire, les états du modèle ont une partie imaginaire non nulle. Puisque les algorithmes d'optimisation de MATLAB peuvent gérer les nombres imaginaires, il est important de laisser ce comportement visible à leurs yeux. Une gestion des exceptions dissimulée à l'intérieur même du simulateur (de type saturation sur  $v_0$ , par exemple) donne des résultats beaucoup moins cohérents à l'identification NGBM et à la commande prédictive.

Tous les paramètres de tolérance relative sont gardés à leur valeur par défaut ( $10^{-6}$ ) à l'identification et dans l'algorithme de commande. Parmi ces paramètres de précision, pour un procédé discontinu, il est primordial de garder une valeur de tolérance relative faible sur la fonction coût du NMPC. Sur le séchoir, il est possible de voir le terme « poursuite de la consigne » de la fonction coût comme une somme cumulative de la superficie entre la courbe de séchage prédite et la consigne de teneur en eau. Un exemple illustratif de prédictions en début de lot est donné à la figure 3.2. Un des objectifs du NMPC est d'atteindre rapidement la consigne d'humidité avec le moins de dépassement possible. En début de lot, la superficie initiale prédite (surface  $S_1$  sur la figure 3.2) est beaucoup plus grande que celle à proximité de la consigne (surface  $S_2$  sur la figure 3.2). Afin que le NMPC trouve la solution qui minimise équitablement ces deux surfaces (une solution rapide qui limite le dépassement), une précision élevée sur la fonction coût doit être maintenue.

Une autre solution moins lourde en calculs serait de pénaliser plus fortement les écarts aux consignes associés à la surface  $S_2$  de la figure 3.2. Cette solution peut être rapidement implémentée en variant sur l'horizon de prédiction les coefficients de la matrice de pondération  $\bar{\mathbf{M}}$  dans (2.35).

Pour accélérer l'optimisation, des solutions approximatives de départ sont fournies aux NMPC et MHE. Elles correspondent à la solution calculée à l'instant précédent  $k - 1$ . Pour le NMPC, il est supposé au départ de l'optimisation que  $\Delta \mathbf{u}(k + H_c - 1) = \mathbf{0}$ . Pour le MHE, cette solution de départ correspond à supposer  $\hat{\mathbf{w}}(k) = \mathbf{0}$ . Ces deux mêmes solutions sont utilisées en cas d'erreur à l'optimisation ce qui est équivalent, pour le MHE, à temporairement ouvrir

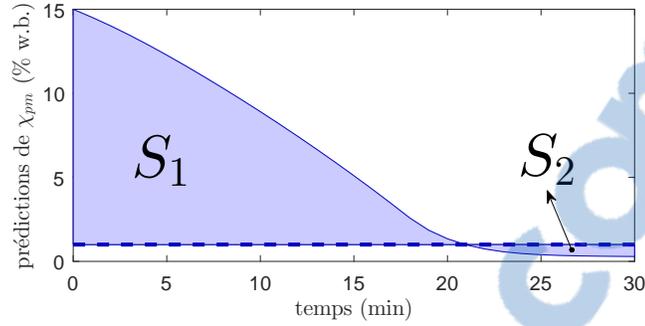


FIGURE 3.2 – Prédications à  $k = 0$  de la teneur en eau : surfaces minimisées au NMPC pour une consigne de 1 % w.b.

la boucle de l'observateur.

Les contraintes sur les paramètres et les états à l'identification sont fournies explicitement sous forme de limites inférieures et supérieures au modèle NGBM. Elles sont aussi explicites sur les incréments de commande  $\Delta \mathbf{u}$  du NMPC. Les contraintes non linéaires sur les prédictions  $\hat{\mathbf{y}}_k$  et les estimations  $\hat{\mathbf{x}}_k$  sont générées récursivement à l'aide du modèle augmenté. Afin de diminuer la quantité de contraintes non linéaires, les contraintes sur les entrées manipulées  $\mathbf{u}$  sont mises sous forme linéaire. En exprimant les commandes  $\mathbf{u}$  par rapport aux incréments de commande  $\Delta \mathbf{u}$ , on a :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{u}(k+0) \\ \mathbf{u}(k+1) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+H_c-1) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \dots & \mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{M}_c} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}(k+0) \\ \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{u}(k+H_c-1) \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ \vdots \\ \mathbf{I} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{N}_c} \mathbf{u}(k-1) \quad (3.2)$$

Les contraintes mises sous forme linéaire sont donc :

$$-\mathbf{M}_c \Delta \mathbf{U} \leq -(\mathbf{U}_{\min} - \mathbf{N}_c \mathbf{u}(k-1)) \quad (3.3)$$

$$+\mathbf{M}_c \Delta \mathbf{U} \leq +(\mathbf{U}_{\max} - \mathbf{N}_c \mathbf{u}(k-1)) \quad (3.4)$$

avec les vecteurs  $\mathbf{U}_{\min}$  et  $\mathbf{U}_{\max}$  étant les contraintes  $\mathbf{u}_{\min}$  et  $\mathbf{u}_{\max}$  répétées verticalement sur l'horizon de contrôle  $H_c$ .

### 3.3 Programme LabVIEW

Afin de gérer les événements en temps réel, un logiciel programmé à l'aide de National Instruments LabVIEW 2014 est exécuté en boucle perpétuelle sur un ordinateur portable. Le programme s'occupe de la totalité des tâches à l'exception de l'algorithme de commande prédictive. Il permet notamment de commuter entre deux modes d'opération :

**mode manuel** Les consignes des deux boucles locales  $T_{0sp}$  et  $v_{0sp}$  sont sélectionnées par l'opérateur du séchoir à partir de l'interface homme-machine (HMI). Le séchoir est donc opéré en boucle ouverte.

**mode automatique** Les consignes des deux boucles locales  $T_{0sp}$  et  $v_{0sp}$  sont calculées automatiquement à chaque période de commande  $t_s$  par l'algorithme de commande prédictive. Le séchoir est donc opéré en boucle fermée.

Dans ces deux modes d'opération, le programme LabVIEW s'occupe :

- de lire et traiter les signaux mesurés sur la carte d'acquisition (DAQ) ;
- de trouver, lire et traiter le fichier `csv` correspondant au plus récent spectre de la sonde NIR ;
- de calculer le gain proportionnel et intégral de la boucle du chauffage de l'admission en interpolant linéairement la mesure de débit d'air  $v_{0m}$  ;
- de calculer l'action PI des deux boucles locales avec  $C_h(s)$  et  $C_f(s)$  ;
- d'écrire le résultat des deux PI sur les deux signaux manipulés  $A_h$  et  $A_f$  du DAQ ;
- d'archiver les données dans un fichier `csv` ;
- d'offrir un HMI graphique entre l'opérateur et le séchoir pilote ; et
- de gérer et d'afficher les alarmes du séchoir.

En plus de cette liste de tâches, en mode automatique, il s'occupe aussi :

- d'initialiser les paramètres du NMPC et du MHE dans le *workspace* MATLAB
- d'initialiser l'observateur d'état en utilisant la valeur actuelle des signaux mesurés dans l'estimation *a priori*  $\bar{\mathbf{x}}_0$  ;
- d'appeler la fonction MATLAB qui calcule une nouvelle valeur du vecteur d'entrées manipulées  $\mathbf{u}$  à l'aide de la commande NMPC basée sur les estimations actuelles ;
- de modifier les consignes  $T_{0sp}$  et  $v_{0sp}$  de chaque PI en fonction du nouveau vecteur d'entrées manipulées  $\mathbf{u}$  ;
- d'appeler la fonction MATLAB qui calcule la valeur des estimations pour la prochaine itération à l'aide de l'observateur MHE ; et
- d'arrêter le séchoir automatiquement une fois la condition d'arrêt (2.48) atteinte.

Les prochaines sous-sections apportent des précisions supplémentaires sur certaines de ces tâches.

### 3.3.1 Traitement des entrées et sorties

Avant d'utiliser les signaux analogiques du séchoir pilote (voir annexe B) dans l'algorithme de commande, ils doivent être prétraités adéquatement. Une vue d'ensemble des prétraitements est donnée au tableau 3.1.

TABLE 3.1 – Traitements des entrées et sorties sur le séchoir pilote

description du signal	type de signal	mise à l'échelle*	type de filtre et autre traitement	symbole utilisé
Teneur en eau du produit	spectre absorb. (1 × 125)	–	Savitzky-Golay différenciateur avec $W = 15$ , $p = 2$ et modèle PLS	$\chi_{pm}$
Température air à l'admission	4 – 20 mA	°C	Butterworth d'ordre 2 avec $f_c = 0.03$ Hz	$T_{0m}$
Température air à l'évacuation	4 – 20 mA	°C	Butterworth d'ordre 2 avec $f_c = 0.03$ Hz	–
Température du produit	4 – 20 mA	°C	Butterworth d'ordre 2 avec $f_c = 0.03$ Hz	$T_{pm}$
Débit d'air à l'admission	4 – 20 mA	m <sup>3</sup> /h	Butterworth d'ordre 2 avec $f_c = 0.08$ Hz	$v_{0m}$
Humidité relative dans la pièce	4 – 20 mA	%R.H.	Butterworth d'ordre 2 avec $f_c = 0.03$ Hz	$\varphi_0$
Contrôle du volet de chauffage	0 – 10 V	%	–	$A_h$
Contrôle vitesse de soufflerie	0 – 10 V	%	–	$A_f$

\*Voir le tableau 3.2 pour les fonctions de mise à l'échelle.

TABLE 3.2 – Mise à l'échelle des entrées et sorties sur le séchoir pilote

description du signal	unités $x$	fonction de mise à l'échelle	unités $y$
Température air à l'admission	A	$y = 10206x - 39.6$	°C
Température air à l'évacuation	A	$y = 10388x - 44.0$	°C
Température du produit	A	$y = 9911.7x - 38.4$	°C
Débit d'air à l'admission	A	$y = 35642x - 137.1$	m <sup>3</sup> /h
Humidité relative dans la pièce	A	$y = 6250.0x - 25.0$	%R.H.
Contrôle du volet de chauffage	%	$y = 0.1150x - 1.50$	V
Contrôle vitesse de soufflerie	%	$y = 0.1000x - 0.00$	V

Les mesures 4 – 20 mA sont d'abord converties en unités d'ingénierie et les signaux manipulés 0 – 10 V sont convertis en pourcentage d'amplitude maximale. Les fonctions de mise à l'échelle sont données au tableau 3.2.

Les mesures mises à l'échelle sont ensuite filtrées dans un filtre passe-bas du deuxième ordre à réponse impulsionnelle infinie (IIR) en utilisant la topologie Butterworth. Les fréquences de coupure de chacun des filtres sont sélectionnées en préidentifiant chacun des procédés avec un système du 1er ordre et en fixant leur valeur à  $f_c \geq 5(2\pi\tau)^{-1}$ , où  $\tau$  est la constante de temps préidentifiée. Le modèle PLS de teneur en eau est appliqué sur le spectre d'absorbance dérivé

par un filtre Salvitzky-Golay différenciateur à réponse impulsionnelle finie (FIR). La taille de la fenêtre du filtre est de 15 et l'ordre du polynôme de lissage est de 2. Ces deux topologies de filtre sont directement fournies dans LabVIEW.

### 3.3.2 Liaison LabVIEW-MATLAB

L'algorithme de commande NMPC ainsi que l'observateur MHE sont programmés en MATLAB. Le lien de communication entre les fonctions MATLAB et le programme LabVIEW est effectué à l'aide du bloc VI « MATLAB Script » disponible sous Windows.

Ce bloc permet d'exécuter des fonctions sur un serveur MATLAB local dans un processus indépendant sur le même ordinateur. Les types d'objets permis en entrée et en sortie de fonction se limitent aux matrices et aux chaînes de caractères. Pour cette raison, tous les paramètres du NMPC, du MHE et du modèle phénoménologique sont préchargés dans l'espace de travail (*workspace*) MATLAB sous forme de structures (**struc**) avant de commencer les itérations de la commande prédictive.

Le diagramme fonctionnel du NMPC dans LabVIEW est donné à la figure 3.3. Après le préchargement des paramètres du NMPC, les états estimés sont initialisés en utilisant la valeur actuelle des signaux mesurés. La boucle principale de l'algorithme de contrôle est ensuite exécutée à chaque période  $t_s$  dans une boucle chronométrée (*timed loop*) jusqu'à ce que la condition d'arrêt (2.48) soit atteinte. Comme expliqué à la section 2.4, les états estimés par le MHE sont toujours calculés pour les instants discrets suivants. Ils sont donc calculés après l'optimisation du NMPC et passés à l'itération suivante à l'aide d'un registre à décalage (*shift register*).



### 3.3.3 HMI graphique

L'interface homme-machine permet d'afficher à l'opérateur une vue d'ensemble du séchoir. On peut y voir le panneau de visualisation des signaux mesurés et manipulés (figure 3.4) ainsi que le panneau de visualisation du NMPC (figure 3.5). Une visualisation sous forme de graphiques temporels (ou *datatrend*) est aussi affichée sous deux échelles de temps :

- à chaque seconde, la période d'échantillonnage des boucles PI locales ; et
- à chaque minute, la période d'échantillonnage  $t_s$  de la commande prédictive.

Comme précisé à la section 2.4.2, la mesure de teneur en eau  $\chi_{pm}$  de la sonde NIR est fiable seulement s'il n'y a pas d'accumulation de poudre sur la fenêtre et si la fluidisation des granules dans le séchoir est assez bonne. Dans le cas contraire, un premier diagnostic peut facilement être fait par l'opérateur en observant grossièrement le spectre NIR. En effet, une acquisition spectrale de qualité ne contiendra pas de discontinuité et exposera une pointe d'absorbance dans la région des 1400 nm (pour un lit granulaire humide). Un exemple d'acquisition spectrale adéquate est montré à la figure 3.6. Afin d'alléger la tâche des opérateurs, cette supervision du

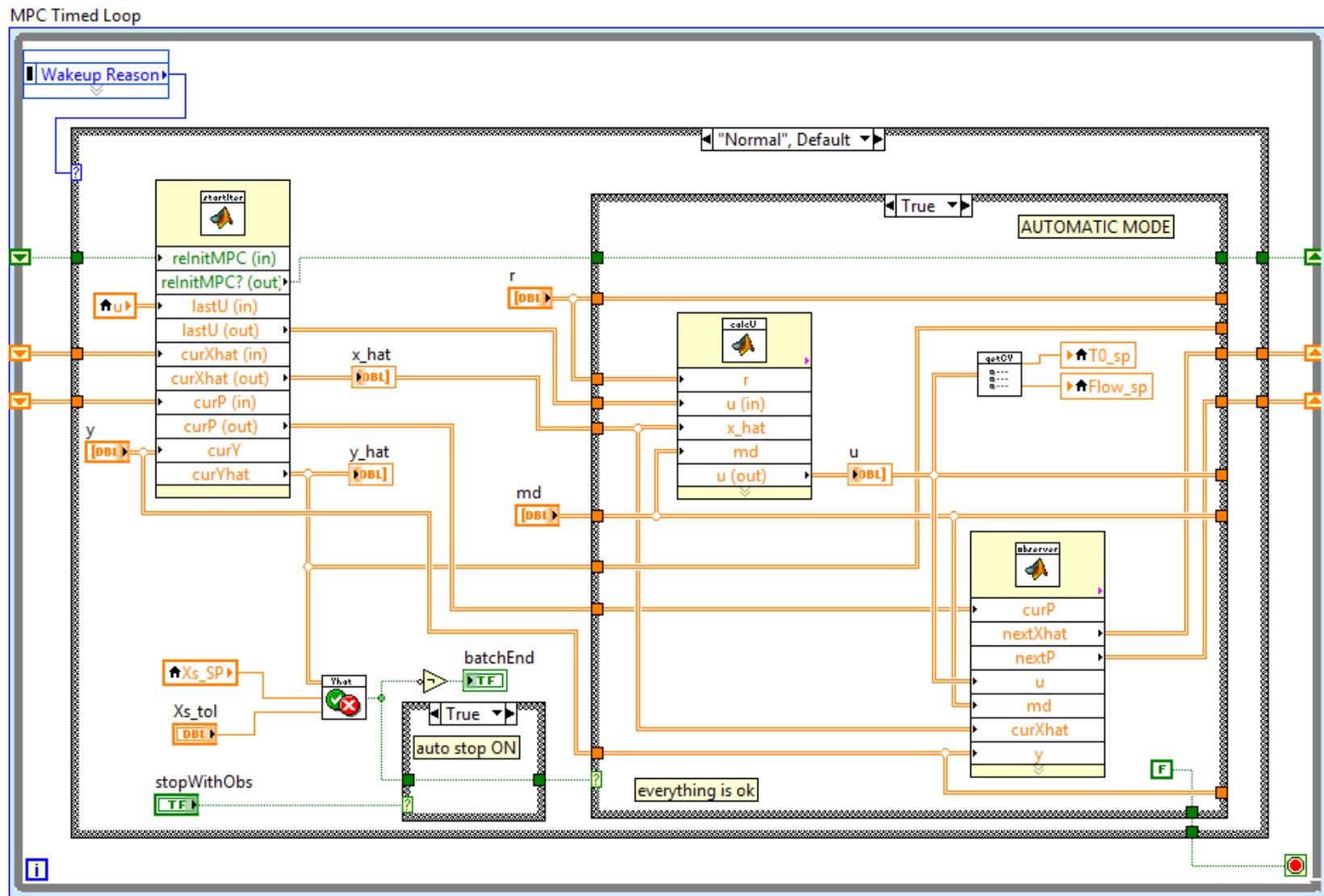


FIGURE 3.3 – Boucle d'exécution du NMPC MATLAB dans LabVIEW

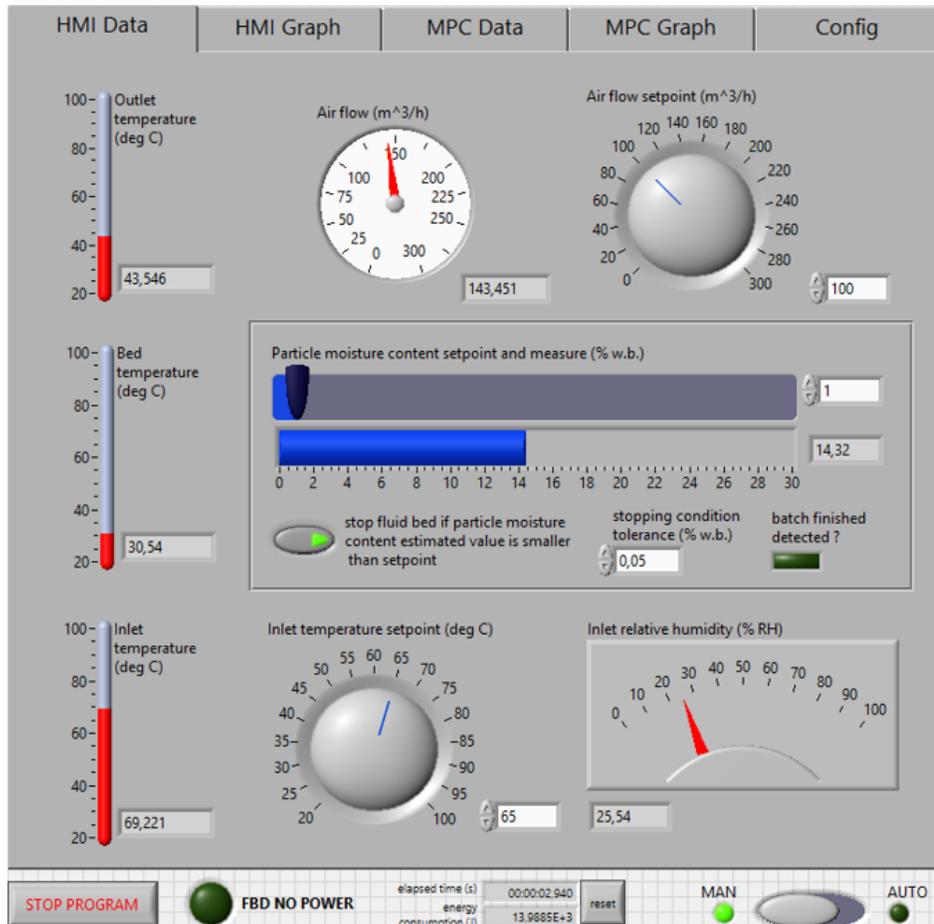


FIGURE 3.4 – Vue d’ensemble des signaux du FBD pilote

spectre NIR pourrait être automatisée. Une alarme serait automatiquement déclenchée à la détection d’une acquisition spectrale inadéquate. Les diverses méthodes de contrôle statistique des procédés (SPC) permettraient de réduire la quantité de fausses alarmes liées à l’acquisition spectrale.

Bien que toutes les données soient archivées à chaque instant d’échantillonnage, il est parfois difficile de savoir exactement à quel moment dans ces données un lot a débuté et s’est terminé. Pour cette raison, un chronomètre ainsi qu’un compteur d’énergie (calculé avec (2.49)) avec remise à zéro sont ajoutés au HMI.

Finalement, dans le cas d’un arrêt d’urgence de l’opérateur par le panneau électrique, les capteurs 4 – 20 mA du séchoir pilote ne sont plus alimentés. Par conséquent, si une valeur plus petite que 4 mA est détectée sur n’importe quels signaux mesurés en courant, une alarme est déclenchée. Dans cette situation, afin d’éviter les problèmes d’emballements de l’action intégrale (ou *windup*), les deux PI sont commutés en mode manuel et les deux signaux manipulés  $A_h$  et  $A_f$  sont forcés à zéro.

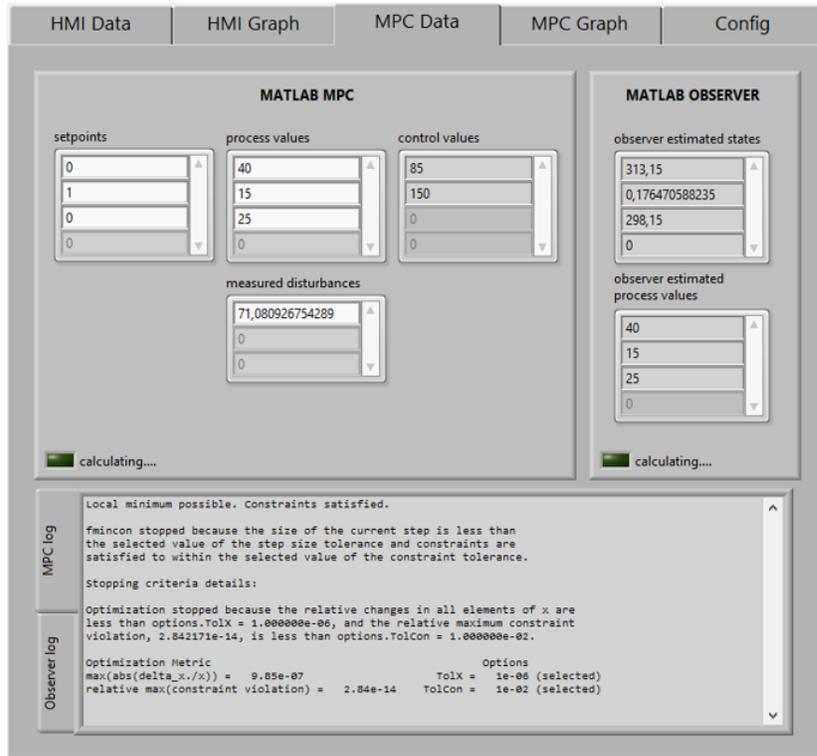


FIGURE 3.5 – Vue d'ensemble de l'algorithme de commande

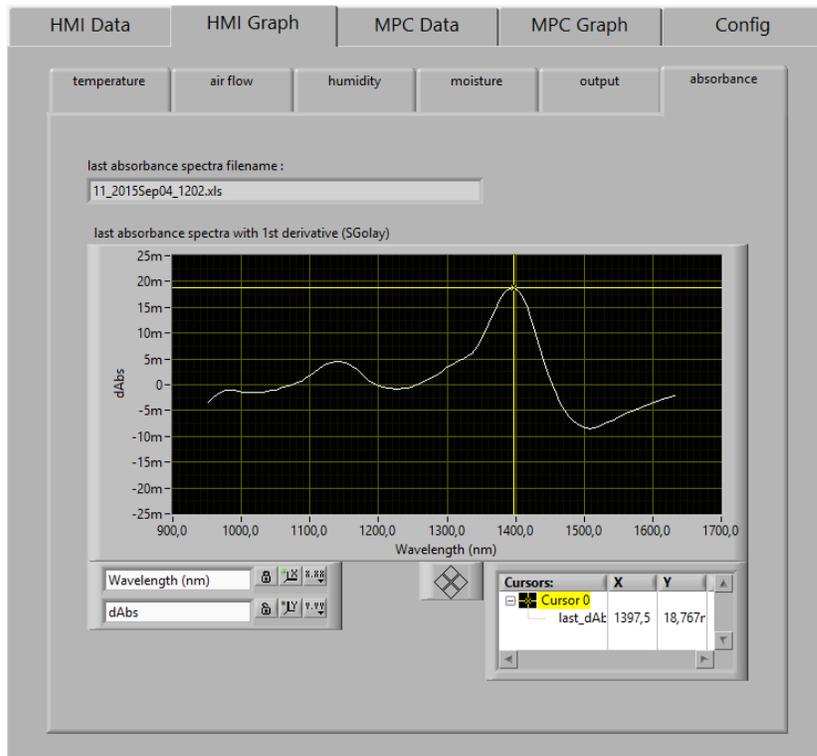


FIGURE 3.6 – Visualisation du dernier spectre NIR filtré

## Conclusion

La programmation d'un simulateur de FBD fondé sur les équations de bilan de masse et d'énergie a été développée en MATLAB. Les paramètres d'optimisation de la loi de commande en MATLAB ont par la suite été énumérés et analysés. Finalement, le déploiement d'un environnement logiciel modulaire en LabVIEW a permis l'exécution de l'algorithme de commande sur l'unité pilote. Des résultats supplémentaires obtenus avec le simulateur et l'unité pilote sont analysés au chapitre suivant.

# Chapitre 4

## Résultats et discussions supplémentaires

Ce chapitre est réservé à la présentation et l'analyse de résultats supplémentaires qui ne se retrouvent pas dans l'article du chapitre 2.

### 4.1 Résultats supplémentaires en simulation

Les paramètres du simulateur sont les mêmes que ceux décrits à la section 2.3 et ses conditions initiales sont données à la section 2.5.1.

#### 4.1.1 Perturbations stochastiques et paramétriques

Un lot de séchage en simulation est opéré avec des entrées manipulées  $\mathbf{u}$  constantes. Les sorties du simulateur  $\mathbf{y}$  ainsi que celles estimées par l'observateur MHE  $\hat{\mathbf{y}}_k$  sont comparées graphiquement. Les paramètres du MHE sont décrits à la section 2.5. Des perturbations stochastiques de procédé et d'observation sont ajoutées au simulateur calibré :

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}\left(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k)\right) + \mathbf{w}(k) \quad (4.1a)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{h}\left(\mathbf{x}(k)\right) + \mathbf{v}(k) \quad (4.1b)$$

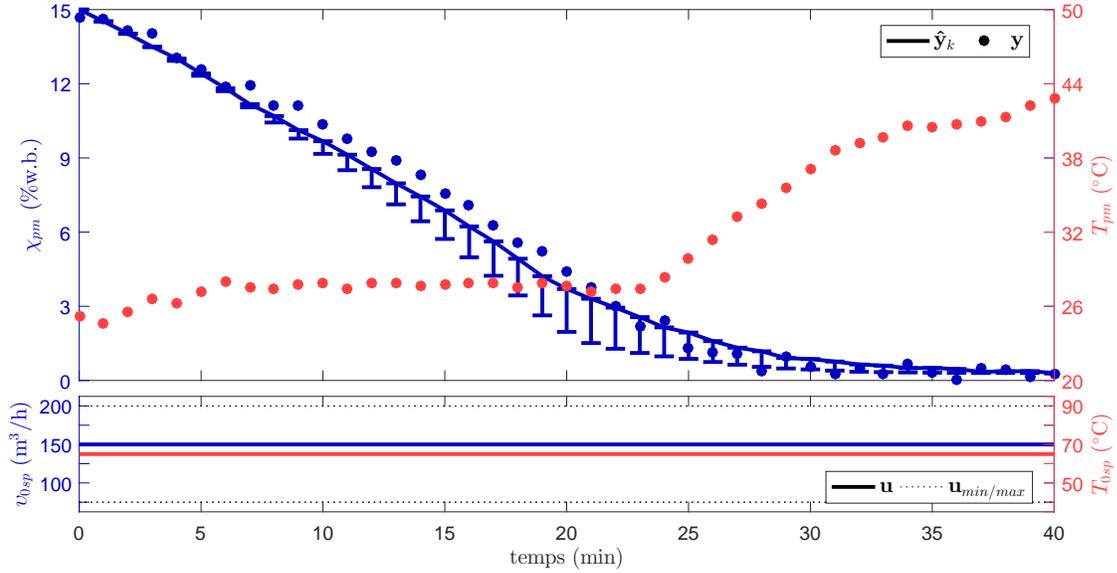
avec  $\mathbf{w}(k)$  et  $\mathbf{v}(k)$  étant des processus stochastiques indépendants à moyenne nulle. Leurs autocovariances sont fixées à :

$$\mathbb{E}\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k)\} = \text{diag}\{0.436, 0.0625, 0.109\}$$

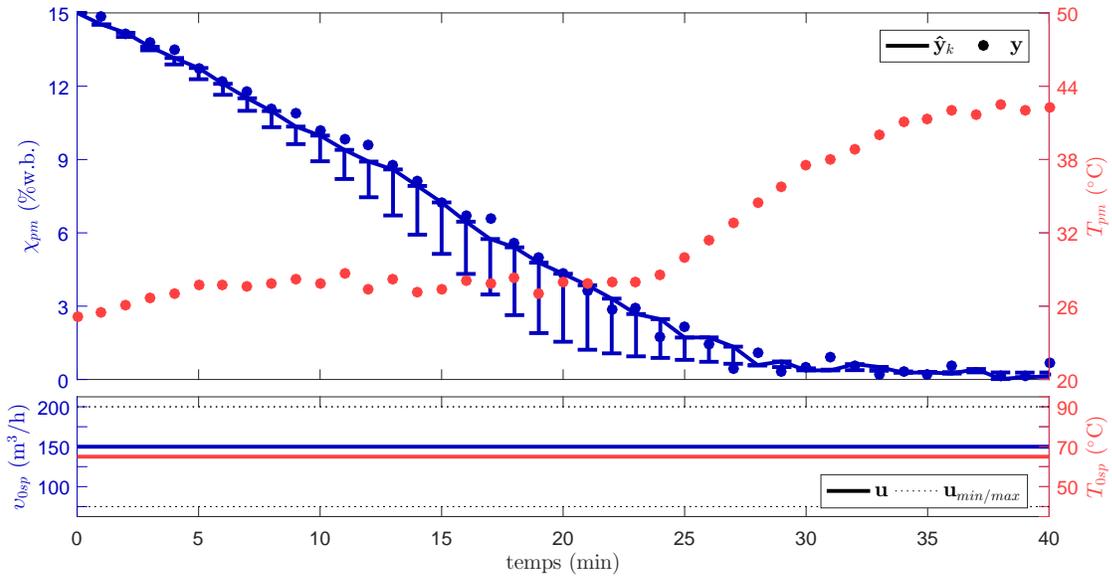
$$\mathbb{E}\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(k)\} = 10^{-4} \times \text{diag}\{100.0, 0.0025, 1.0\}$$

En gardant l'observateur et la commande inchangés, une perturbation paramétrique sur le diamètre des particules est introduite dans le simulateur :

$$d_p = (1.20) \times (1.10 \times 10^{-6}) = 1.32 \text{ } \mu\text{m}$$



(a) avec  $\mathbf{Q} = 10^{-4} \times \text{diag}\{100.0, 0.0025, 1.0, 39.0\}$  et  $\mathbf{P} = 0.01\mathbf{Q}$



(b) avec  $\mathbf{Q} = 10^{-4} \times \text{diag}\{100.0, 0.0025, 1.0, 625.0\}$  et  $\mathbf{P} = 0.01\mathbf{Q}$

FIGURE 4.1 – Observateur MHE sur le simulateur : perturbations stochastiques et paramétriques (l'action intégrale  $\hat{x}_i$  est représentée par des barres d'erreur)

Cette perturbation déterministe devrait être absorbée par l'estimation de la perturbation de sortie du modèle augmenté  $\hat{x}_i$ . Parmi tous les paramètres du modèle phénoménologique, une erreur commise sur la taille des particules est particulièrement pertinente à tester en simulation. En effet, cette erreur peut s'interpréter comme une variation sur la granulation des poudres par rapport au lot de calibrage du modèle.

Deux cas de simulation sont présentés à la figure 4.1. La figure 4.1a illustre une simulation

TABLE 4.1 – Teneur en eau LOD en base humide : opération en boucle fermée avec priorité sur le temps de lot (cible finale : 1 %)

échantillon	initiale (%)	finale (%)
A	12.67	1.43
B	12.47	1.22
C	12.98	1.42
moyenne	12.71	1.36

pour une valeur faible de la variance estimée du bruit associé à l'état augmenté  $x_i$  (quatrième coefficient de la matrice diagonale  $\mathbf{Q}$ ). La simulation de la figure 4.1b utilise une valeur estimée 16 fois plus élevée. Dans ces deux cas, la matrice  $\mathbf{P}$  est ajustée au centième de la matrice  $\mathbf{Q}$ .

Comme on peut l'observer sur ces deux figures, une valeur de variance estimée élevée permet une poursuite plus réactive entre la teneur en eau estimée  $\hat{\mathbf{y}}_k$  et sa mesure  $\mathbf{y}$ . Elle augmente cependant sa sensibilité au bruit de mesure. Ce paramètre de l'observateur peut donc se comparer au gain de l'action intégrale. Étant donné que la condition d'arrêt (2.48) est un seuil basé sur la teneur en eau estimée, une version moins bruitée de  $\hat{\mathbf{y}}_k$  est préférée. Le paramètre  $\mathbf{Q}$  retenu pour tous les tests en boucle fermée a donc été celui de la figure 4.1a.

## 4.2 Résultats supplémentaires avec l'unité pilote

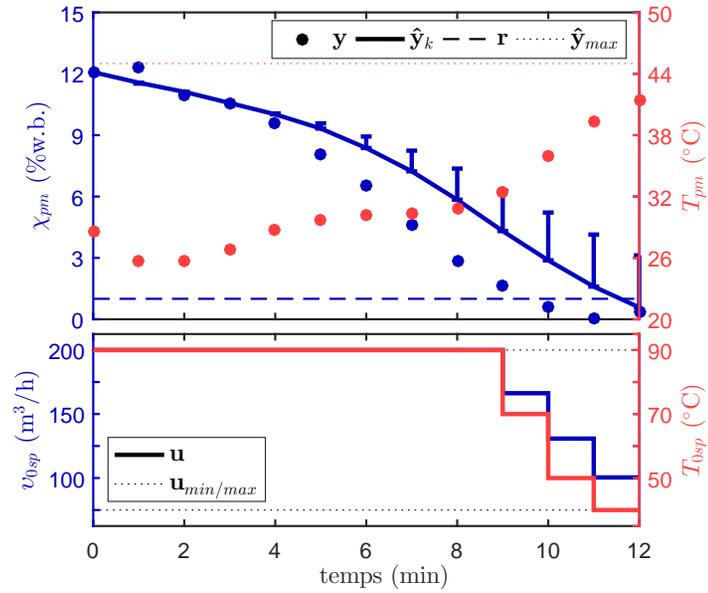
Dans cette section, tout comme les lots de la section 2.5.2, la granulation des poudres n'est pas la même que celle au calibrage du modèle PLS et phénoménologique. Cette variabilité dans la chaîne de production permet de tester la robustesse de la stratégie de contrôle proposée.

### 4.2.1 Boucle fermée : priorité sur le temps de séchage

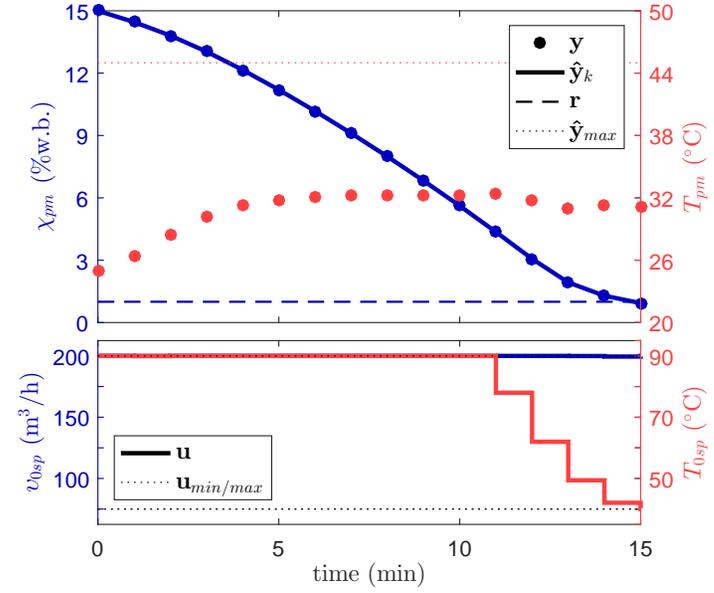
La commande NMPC qui priorise le temps de cycle, comme décrit à la section 2.5.1, est appliquée au FBD pilote. Avec les erreurs de modèle, la figure 4.2a montre que la commande calculée  $\mathbf{u}$  sur le séchoir pilote est différente de celle calculée sur le simulateur (figure 2.6 et reproduite à la figure 4.2b). La durée totale du lot est de 12 min et l'énergie consommée calculée avec (2.49) est de 2.15 MJ.

Ces résultats ainsi que les résultats de la section 2.5.2 indiquent que les temps de lot sont plus courts sur l'unité pilote qu'en simulation. Les valeurs initiales plus faibles de teneur en eau additionnées aux erreurs de modèle causant une évaporation plus rapide que prévu raccourcissent le temps de séchage par rapport aux résultats en simulation.

Les mesures de LOD du tableau 4.1 montrent que la teneur en eau initiale est plus faible que celle du lot de la section 2.5.2 avec une pénalité énergétique non nulle. De plus, contrairement à la simulation avec  $p_e = 0$ , la consigne de débit d'air est diminuée en fin de lot. Ces deux



(a) FBD pilote en boucle fermées (l'action intégrale  $\hat{x}_i$  est représentée par des barres d'erreur)



(b) Simulateur du FBD en boucle fermée

FIGURE 4.2 – Comparaison des commandes calculées sur l'unité pilote et le simulateur en priorisant le temps de cycle

facteurs combinés font que la consommation énergétique est semblable à celle du lot sur le pilote avec une pénalité énergétique non nulle.

De plus, les mesures finales de LOD sont plus près de la cible de 1 % et moins dispersées que pour le lot de la section 2.5.2. Étant donné qu'un débit élevé a été maintenu plus longtemps durant le séchage, ces mesures confirment aussi qu'il serait pertinent d'apporter des améliorations au modèle PLS de la sonde NIR ainsi qu'à la condition d'arrêt.

Les résultats en simulation de la figure 4.2b montrent que le débit d'air  $v_{0sp}$  est gardé à sa limite maximale pour la durée totale du lot, ce qui n'est pas le cas à la figure 4.2a. D'autre part, selon la théorie du séchage, la commande prédictive ne devrait pas significativement changer le débit d'air en fin de lot. En effet, durant l'évaporation décroissante, le taux d'évaporation est dominé par les mécanismes de diffusion internes des granules [Li and Duncan, 2008a]. Le débit d'air environnant aux particules  $v_0$  ne devrait donc presque plus influencer la fonction coût du NMPC avec  $p_e = 0$ . Considérant la pénalité quadratique  $\mathbf{N}$  non nulle sur les changements de commande, une consigne de débit d'air maintenue à sa valeur maximale est beaucoup plus cohérente.

Afin d'investiguer davantage ce comportement, des lots en boucle fermée sont simulés en testant plusieurs cas de perturbations déterministes. Un comportement semblable peut être obtenu en simulation en introduisant une perturbation paramétrique suffisamment grande sur la taille des particules dans le simulateur :

$$d_p = (0.75) \times (1.10 \times 10^{-6}) = 0.825 \text{ } \mu\text{m}$$

Comme on peut le voir sur la figure 4.3, le débit d'air commence à diminuer à l'instant  $k = 8$ . À cet instant précis, la valeur estimée de  $\chi_p$  est  $\hat{\chi}_p = 0.071$  ce qui est plus grand que la teneur en eau critique  $\chi_{pc} = 0.027$  identifiée à la section 2.3. Dans le modèle phénoménologique, le paramètre  $\chi_{pc}$  représente le point de transition entre les deux étapes de séchage, c'est-à-dire entre l'évaporation constante et décroissante. Par conséquent, pendant que les états du procédé simulé se situent en dessous de la valeur critique, donc dans l'évaporation décroissante, les états estimés du modèle se situent encore dans l'évaporation constante. Puisque le taux d'évaporation est significativement influencé par le débit d'air durant cette phase, le NMPC choisit de diminuer  $v_{0sp}$  vers la fin en prévision d'un dépassement de la consigne (ou surséchage).

Autrement dit, en présence d'erreurs de modélisation, l'observateur basé sur le modèle augmenté de la section 2.4.1 assure une estimation de la teneur en eau sans erreur statique. Il estime une perturbation de sortie de façon à compenser la différence entre la sortie calculée avec les états estimés et la sortie mesurée. Par contre, les états estimés ne correspondent pas nécessairement à ceux du procédé. Sur le FBD, cette technique ne permet pas de gérer à quel moment s'effectue la commutation entre les deux dynamiques distinctes du modèle. Si le taux d'évaporation est considérablement différent de celui prédit par l'algorithme de commande, la

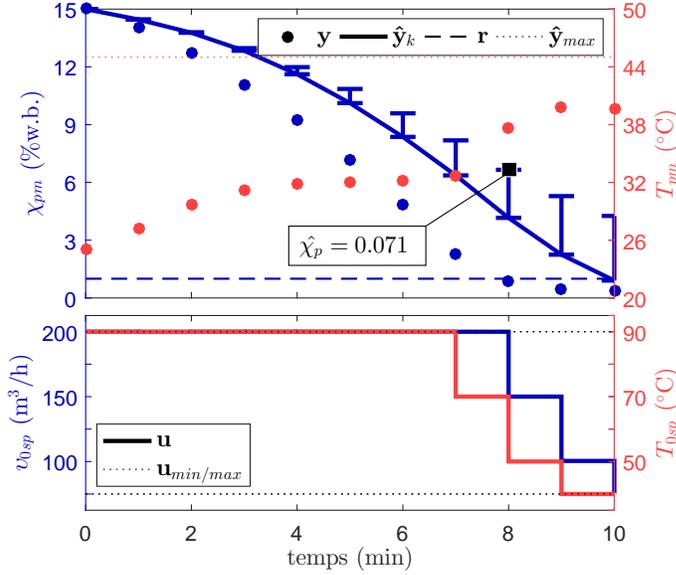


FIGURE 4.3 – Simulateur en boucle fermée avec perturbation sur  $d_p$  : priorité sur le temps de lot (l’action intégrale  $\hat{x}_i$  est représentée par des barres d’erreur)

transition entre l’évaporation constante et décroissante ne se fera pas au bon moment dans l’algorithme et les actions du NMPC seront sous-optimales pour toute la durée de ce décalage par rapport au procédé.

Une solution potentielle à ce problème serait l’estimation en ligne d’un paramètre d’adaptation tel que  $d_p$  sans estimer de perturbation de sortie. Par contre, il serait alors impossible d’assurer une estimation sans erreur statique de la teneur en eau. Une solution plus simple encore réside dans un choix différent des matrices de covariance estimées  $\mathbf{P}$  et  $\mathbf{Q}$  associées aux incertitudes du modèle. Au détriment d’un meilleur rejet du bruit de mesure sur  $\chi_{pm}$ , une estimation plus élevée de la variance associée à  $\chi_p$  peut être sélectionnée :

$$\mathbf{Q} = 10^{-4} \times \text{diag}\{100.0, 0.25, 1.0, 39.0\} \quad \text{et} \quad \mathbf{P} = 0.01\mathbf{Q}$$

En simulation, ces valeurs de covariance  $\mathbf{P}$  et  $\mathbf{Q}$  permettent de rapprocher les états estimés des états du procédé en présence d’erreurs de modélisation. En introduisant la même perturbation  $d_p = 0.82 \times 10^{-6}$  dans le simulateur en boucle fermée avec  $p_e = 0$ , la figure 4.4 montre que cette modification améliore les performances de l’algorithme de contrôle puisque  $v_{0sp}$  est maintenue à sa valeur maximale jusqu’à la fin.

## Conclusion

L’observateur MHE basé sur le modèle du séchoir aux états augmentés permet de prédire la teneur en eau sans erreur statique en présence d’une perturbation soutenue. Cependant, il a été démontré que pour des erreurs de modélisation trop importantes, la loi de commande

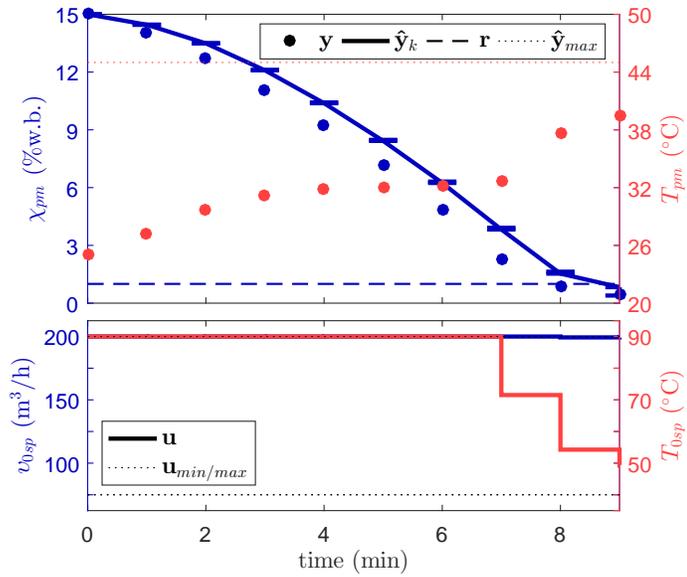


FIGURE 4.4 – Simulateur en boucle fermée avec perturbation sur  $d_p$  : priorité sur le temps de lot avec covariance estimée plus élevée sur  $\chi_p$  (l'action intégrale  $\hat{x}_i$  est représentée par des barres d'erreur)

basée sur ces estimations peut prendre des décisions contre-intuitives. Une simple modification aux paramètres d'observation a été proposée pour augmenter la robustesse de la commande NMPC sur le FBD.



## Chapitre 5

# Conclusion

Une commande avancée de la teneur en eau des granules a été démontrée plus avantageuse que les méthodes d'opération actuelles en boucle ouverte. En ajoutant explicitement la consommation énergétique du séchoir dans la fonction coût d'une commande prédictive non linéaire, il est possible de soit viser un temps de cycle réduit, ou de prendre en considération la consommation énergétique. Une sonde proche infrarouge en ligne a été calibrée sur la teneur en eau du lit granulaire avec succès. En se fondant sur la mesure NIR, une consigne précise de teneur en eau est atteinte tout en contraignant la température des granules afin de limiter les problèmes de sous-séchage, de surséchage et de surchauffage des granules. La stratégie de commande proposée a été testée avec succès sur le séchoir pilote et s'est montrée robuste aux erreurs de modèle (en l'occurrence, des variabilités dans la granulation des poudres).

Les contributions de cet ouvrage sont multiples. La programmation d'un logiciel d'interface LabVIEW-MATLAB en temps réel permet de rapidement tester n'importe quelle stratégie de commande en MATLAB sur tous les modules d'acquisitions supportés par LabVIEW et de construire un HMI personnalisé. Une programmation modulaire et documentée d'un MPC et d'un NMPC (avec filtre de Kalman ou MHE, respectivement) facilite l'adaptation de cette commande très répandue à n'importe quel type de procédé.

En ce qui concerne le FBD pilote, la conception d'une interface homme-machine simplifie la tâche des opérateurs pour les changements de point d'opération, la prise de données et le diagnostic des anomalies. Des modifications électriques permettent de facilement interfacer le procédé pilote avec un module d'entrées-sorties. La consolidation du modèle de Li and Duncan [2008a], la programmation structurée et documentée d'un simulateur ainsi que son calibrage sur le procédé pilote ont permis l'évaluation d'une commande non linéaire sur cet environnement matériel et logiciel. D'autre part, la structure méthodologique de tout l'environnement logiciel facilite grandement la reproduction des résultats.

## 5.1 Recommandations

Durant la résolution des problèmes d'optimisation du NMPC et du MHE, il est essentiel d'inclure une gestion des exceptions et une solution alternative (comme celle décrite à la section 3.2) doit être prévue et prête d'utilisation. Ce problème n'est pas arrivé durant les expériences présentées dans cet ouvrage. Les optimisations non linéaires nécessitent de multiples appels de la fonction objectif. Une compilation complète de l'algorithme de commande en langage machine serait probablement plus efficace en vitesse d'exécution qu'un langage interprété tel que MATLAB. Aussi, un automate programmable pour l'acquisition de données, l'archivage et l'interface homme-machine seraient plus fiables qu'une carte d'acquisition USB avec LabVIEW.

Des opportunités d'améliorations sur la stratégie proposée ont aussi été décelées. La considération du débit d'air dans le modèle PLS de la sonde NIR ainsi que la supervision automatisée du spectre permettraient de renforcer la fiabilité du capteur de teneur en eau. Il serait aussi possible d'améliorer les conditions d'arrêt du séchoir afin d'uniformiser l'humidité des granules en fin de lot. Puisqu'une température du mur fixée au calibrage n'est pas représentative de la réalité, ce paramètre pourrait être transformé en perturbation mesurée à l'aide d'un capteur thermique. L'ajout de la température à l'évacuation dans le modèle du FBD (l'article de [Lai et al. \[1986\]](#) la modélise déjà) pourrait également atténuer les problèmes de biais au calibrage et améliorer les estimations. Afin de diminuer le nombre d'itérations et d'accélérer les calculs du NMPC, il serait aussi possible de pénaliser plus fortement les écarts positifs aux consignes. Finalement, des changements sur les matrices de covariance du MHE augmenteraient la robustesse de la stratégie aux erreurs de modèle et aux perturbations.

## 5.2 Travaux futurs

La suite logique d'une étude de faisabilité sur unité pilote est sa validation expérimentale sur unité de production. Dans le cadre de ces travaux, l'adaptation du modèle phénoménologique aux séchoirs de production et l'évaluation des performances de la loi de commande à cette échelle sont inmanquablement les prochaines étapes à considérer. Une solution industrielle de production nécessiterait la transition vers des outils industriels plus conventionnels tel qu'un automate programmable, un historien de données et un protocole de communication standardisé pour la sonde NIR.

Un approfondissement de l'étude inclut l'analyse des performances d'une commande prédictive basée sur un modèle plus simple (modèle linéaire, famille de modèles linéaires, etc.). En vue de réduire les coûts d'instrumentation du séchoir, l'observateur MHE devrait être évalué comme capteur virtuel potentiel de teneur en eau. Il serait aussi possible de précalculer des profils optimaux de commande avec le NMPC en simulation et d'opérer le séchoir en boucle ouverte avec ces profils. Finalement, puisque le modèle du FBD a été initialement développé pour un

procédé continu [voir Lai et al., 1986], il serait intéressant de voir si une stratégie de contrôle similaire pourrait être adaptée pour ce type de procédé.



# Bibliographie

- Lauren Briens and Megan Bojarra. Monitoring fluidized bed drying of pharmaceutical granules. *AAPS PharmSciTech*, 11(4) :1612–1618, 2010. doi : 10.1208/s12249-010-9538-1.
- Anne-Marie Demers, Ryan Gosselin, Jean-Sébastien Simard, and Nicolas Abatzoglou. In-line near infrared spectroscopy monitoring of pharmaceutical powder moisture in a fluidised bed dryer : an efficient methodology for chemometric model development. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 90 :299–303, 2012.
- Jingai Hao, Yinfeng Zhao, Mao Ye, and Zhongmin Lius. Influence of temperature on fluidized-bed catalyst attrition behavior. *Chemical Engineering Technology*, 39(5) :927–934, 2016. doi : 10.1002/ceat.201500660.
- Daizo Kunii and Octave Levenspiel. *Fluidization Engineering*. Butterworth-Heinemann, 2nd edition edition, 1991. ISBN 978-0-08-050664-7.
- Francis S. Lai, Yiming Chen, and Liang-Tseng Fan. Modelling and simulation of a continuous fluidized-bed dryer. *Chemical Engineering Science*, 41(9) :2419–2430, 1986.
- Chi-Hsiung Li and Bruce A. Finlayson. Heat transfer in packed beds - a reevaluation. *Chemical Engineering Science*, 32 :1055–1066, 1977.
- Mingzhong Li and Stephen Duncan. Dynamic model analysis of batch fluidized bed dryers. *Particle and Particle Systems Characterization*, 25 :328–344, 2008a. doi : 10.1002/ppsc.200800033.
- Mingzhong Li and Stephen Duncan. Model-based nonlinear control of batch fluidized bed dryers. *Particle and Particle Systems Characterization*, 25 :345–359, 2008b. doi : 10.1002/ppsc.200800028.
- Lennart Ljung. *System Identification - Theory for the User*. Prentice Hall, 2nd edition edition, 1999. ISBN 0-13-656695-2.
- Jan Maciejowski. *Predictive control : with constraints*. Prentice Hall, 1st edition edition, 2000. ISBN 978-0201398236.

- Paul McKenzie, San Kiang, Jean Tom, Erik Rubin, and Mauricio Futran. Can pharmaceutical process development become high tech? *AIChE Journal*, 52(12) :3990–3994, 2006. doi : 10.1002/aic.11022.
- Arun S. Mujumdar. *Handbook of Industrial Drying*. CRC Press, 4th edition edition, 2014. ISBN 978-1466596665.
- Zoltan K. Nagy and Richard D. Braatz. Robust nonlinear model predictive control of batch processes. *AIChE Journal*, 49 :1776–1786, 2003.
- Luis Obregón, Leonel Quiñones, and Calos Velázquez. Model predictive control of a fluidized bed dryer with an inline nir as moisture content sensor. *Control Engineering Practice*, 21 : 509–517, 2013.
- Chritopher V. Rao and James B. Rawling. Constrained process monitoring : Moving-horizon approach. *AIChE Journal*, 48 :97–109, 2002.
- U.S. Food and Drug Administration. Pharmaceutical CGMPs for the 21st century - a risk-based approach : final report. Technical report, Department of Health and Human Services, September 2004.
- Javier Villegas, Stephen Duncan, Haigang Wang, Wuqiang Yang, and Rambali Raghavan. Distributed parameter control of a batch fluidised bed dryer. *Control Engineering Practice*, 17 :1096–1106, 2009. doi : 10.1016/j.conengprac.2009.04.012.
- Javier Villegas, Stephen Duncan, Hong Wang, Wuqiang Yang, and Rambali Raghavan. Optimal operating conditions for a batch fluidised bed dryer. *IET Control Theory Appl.*, 4 : 294–302, 2010. doi : 10.1049/iet-cta.2009.0039.
- Hong Wang, Tomasz Dyakowski, Peter Senior, Rambali Raghavan, and Wuqiang Wang. Modelling of a batch fluidised bed drying of pharmaceutical granules. *Chemical Engineering Science*, 62 :1524–1535, 2007. doi : 10.1016/j.ces.2006.11.047.

# Annexe A

## Annexes au Chapitre 2

Les annexes de l'article *Nonlinear model predictive control of a batch fluidized bed dryer for pharmaceutical particles* présenté au chapitre 2 sont données dans ce chapitre. Des détails supplémentaires sur la méthode de résolution du modèle phénoménologique sont donnés à la section 3.1.

### A.1 FBD model: Additional equations

All the other FBD model parameter calculations are listed in this appendix with their definitions and units given in the Nomenclature section. They are gathered into subsections, which follow the correct calculation sequence to respect dependency.

#### A.1.1 Fluidization regime parameters

From Wang et al. [2007]:

$$v_{mf} = \frac{\eta d_p^2}{150\mu_g} \frac{\varepsilon_{mf}^3 \phi^2}{1 - \varepsilon_{mf}} \quad \text{with} \quad \eta = (\rho_{ws} - \rho_g)g \quad (\text{A.1})$$

$$\varepsilon_{mf} = 0.586\phi^{-0.72} \left( \frac{\mu_g^2}{\eta d_p^3} \right)^{0.029} \left( \frac{\rho_g}{\rho_{ws}} \right)^{0.021} \quad (\text{A.2})$$

From Li and Duncan [2008a]:

$$\rho_{ds} = \frac{\rho_s}{1 + \frac{\rho_s}{\rho_w} \chi_{pc}} \quad \text{and} \quad \rho_{ws} = (1 + \chi_p)\rho_{ds} \quad (\text{A.3})$$

#### A.1.2 Bubble parameters

From Kunii and Levenspiel [1991]:

$$d_b(z) = d_{bm} - (d_{bm} - d_{b0}) \exp\left(\frac{-0.3z}{D_c}\right) \quad (\text{A.4})$$

$$d_{bm} = 26 \times 10^{-6} \left( \frac{\pi D_c^2}{4} (v_0 - v_{mf}) \right)^{0.4} \quad (\text{A.5})$$

For perforated plate distributor:

$$d_{b0} = \frac{1.3}{g^{0.2}} \left( \frac{v_0 - v_{mf}}{N_{or}} \right)^{0.4} \quad (\text{A.6})$$

where:

$$N_{or} = \begin{cases} \frac{2}{\sqrt{3}} L_{or}^{-2} & \text{for triangular orifice pattern} \\ L_{or}^{-2} & \text{for square orifice pattern} \end{cases} \quad (\text{A.7})$$

For porous plate distributor :

$$d_{b0} = 0.376(v_0 - v_{mf})^2 \quad (\text{A.8})$$

From Li and Duncan [2008a]:

$$v_b = v_0 - v_{mf} + v_{br} \quad \text{with} \quad v_{br} = 0.711 \sqrt{g \tilde{d}_b} \quad (\text{A.9})$$

$$\delta_b = \frac{v_0 - v_{mf}}{v_b} \quad (\text{A.10})$$

From Lai et al. [1986]:

$$H_f = \frac{H_{mf}}{1 - \delta_b} \quad (\text{A.11})$$

### A.1.3 Heat and mass transfer coefficients

From Li and Duncan [2008a] or Kunii and Levenspiel [1991] :

$$K_{be} = \frac{1}{1/K_{bc} + 1/K_{ce}} \quad (\text{A.12})$$

$$K_{bc} = 4.5 \frac{v_{mf}}{\tilde{d}_b} + 5.85 \frac{D_g^{1/2} g^{1/4}}{\tilde{d}_b^{5/4}} \quad (\text{A.13})$$

$$K_{ce} = 6.78 \left( \frac{\varepsilon_{mf} D_g v_b}{\tilde{d}_b^3} \right)^{1/2} \quad (\text{A.14})$$

$$H_{be} = \frac{1}{1/H_{bc} + 1/H_{ce}} \quad (\text{A.15})$$

$$H_{bc} = 4.5 \frac{v_{mf} \rho_g c_g}{\tilde{d}_b} + 5.85 \frac{(k_g \rho_g c_g)^{1/2}}{\tilde{d}_b^{5/4}} g^{5/4} \quad (\text{A.16})$$

$$H_{ce} = 6.78 (\rho_g c_g k_g)^{1/2} \left( \frac{\varepsilon_{mf} v_b}{\tilde{d}_b^3} \right)^{1/2} \quad (\text{A.17})$$

From Wang et al. [2007] :

$$D_g = D_{g0} \left( \frac{T_p}{T_{ref}} \right)^{3/2} \quad (\text{A.18})$$

$$\gamma = 10^3 (3168 - 2.4365 T_{ref}) \quad (\text{A.19})$$

From Li and Duncan [2008a] and Lai et al. [1986]:

$$\sigma = \frac{h_s \rho_g D_g}{k_g} \quad \text{and} \quad h_s = \frac{Nu_p k_g}{d_p} \quad (\text{A.20})$$

$$Nu_p = 2 + 1.8 Re_p^{1/2} Pr^{1/3} \quad (\text{A.21})$$

$$Re_p = \frac{d_p U_0 \rho_g}{\mu_g (1 - \varepsilon_{mf})} \quad \text{and} \quad Pr = \frac{c_p \mu_g}{k_g} \quad (\text{A.22})$$

From Li and Finlayson [1977], for cylindrical bed packing, we have :

$$h_w = 0.16 \left( \frac{k_g}{d_p} \right) \left( \frac{d_p U_0 \rho_g}{\mu_g} \right)^{0.93} \quad (\text{A.23})$$

$$a_w = \frac{\pi D_c H_f}{(1/4) \pi D_c^2 H_f} = \frac{4}{D_c} \quad (\text{A.24})$$

#### A.1.4 Moisture content on the particle surface

From Li and Duncan [2008a]:

$$\chi_p^* = \psi_1(T_p) \psi_2(\chi_p) \quad (\text{A.25})$$

$$\psi_1(T_p) = 0.622 \frac{P_w(T_p)}{760 - P_w(T_p)} \quad (\text{A.26})$$

$$P_w(T) = 10^{0.622 + 7.5 \frac{T - 273.15}{T - 35.15}} \quad (\text{A.27})$$

$$\psi_2(\chi_p) = \begin{cases} 1 & \text{if } \chi_p \geq \chi_{pc} \\ \frac{\chi_p^\nu (\chi_{pc}^\nu + \kappa)}{\chi_{pc}^\nu (\chi_p^\nu + \kappa)} & \text{if } \chi_p < \chi_{pc} \end{cases} \quad (\text{A.28})$$



## Annexe B

# Séchoir à lit fluidisé pilote : Raccordement

### B.1 Mise en situation

Dans le cadre du projet de commande automatique du séchoir à lit fluidisé, des travaux de modifications électriques ont été effectués par un contractant de PCI Automation Industrielle. Ces modifications permettent d'opérer le séchoir à lit fluidisé pilote du B16 à partir de signaux externes fournis par une carte d'acquisition, un automate ou autre interface d'entrées/sorties. De plus, ces modifications électriques ne doivent pas changer le mode d'opération actuelle du séchoir à partir du tableau de bord.

### B.2 Détails des modifications

#### B.2.1 Mode d'opération : tableau de bord/signaux externes

Pour préserver les fonctionnalités de la méthode d'opération actuelle, un faux connecteur mâle est utilisé et connecté en permanence pour forcer l'opération à partir du tableau de bord. En déconnectant ce *dummy* du tableau de bord, le séchoir fonctionne en mode d'opération « signaux externes » et de signaux de commandes doivent être fournis sur ce même connecteur pour opérer le séchoir. Une chaînette est ajoutée au *dummy* pour s'assurer qu'il reste à proximité du panneau électrique.

#### B.2.2 Conversion des signaux

Puisque la carte d'acquisition utilisée ne fonctionne qu'en tension, tous les signaux doivent être convertis dans une plage 0-10V. Tous les autres signaux qui sont du type 0-10V sont conservés tels quels.

TABLE B.1 – Signaux accessibles sur le connecteur multibroche du séchoir pilote

lecture		commande	
nom	type	nom	type
Température de l'évacuation	4-20 mA	Contrôle du volet de chauffage	0-10 V
Température du produit	4-20 mA	Contrôle de la vitesse de soufflerie	0-10 V
Température de l'admission	4-20 mA		
Débit d'air de l'admission	4-20 mA		
Humidité relative de l'air	4-20 mA		

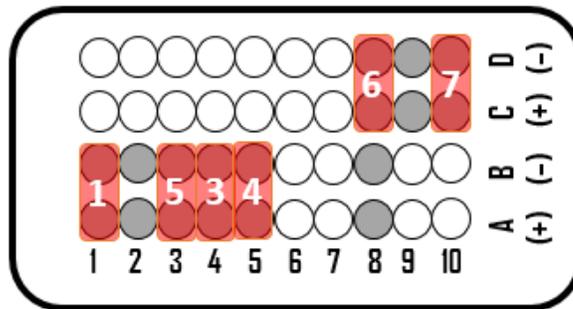


FIGURE B.1 – Emplacement des signaux sur le connecteur multibroche du séchoir pilote

**Lecture** Les signaux en lecture 4-20 mA sont convertis à l'aide d'une résistance *shunt* externe de précision de 500  $\Omega$ . La tension résultante au connecteur est donc 2-10 V. Les résistances ne sont pas incluses dans le panneau électrique, elles doivent être ajoutées au besoin.

**Commande** Les signaux de commande 4-20 mA sont convertis à l'aide d'un convertisseur industriel 4-20 mA à 0-10 V. Les convertisseurs sont ajoutés à l'intérieur du panneau électrique du séchoir.

### B.2.3 Signaux accessibles

Les signaux accessibles sur le connecteur multibroche ajouté au panneau électrique sont donnés dans le tableau B.1.

### B.2.4 Connecteur multibroche et fils

Les signaux sont accessibles via un connecteur 40 broches. Les signaux sur le connecteur mâle sont structurés selon le schéma donné à la figure B.1. Certaines broches du connecteur ne sont pas des signaux accessibles. Elles sont utilisées pour commuter entre le mode opération tableau de bord ou signaux externes.

La description détaillée des signaux est donnée dans le tableau B.2.

TABLE B.2 – Emplacement des signaux sur le connecteur multibroche du séchoir pilote

signaux		type	(+)	(-)
1	Température de l'évacuation	4-20 mA	A1	B1
2	Température du produit	4-20 mA	A2	B2
3	Température de l'admission d'air	4-20 mA	A4	B4
4	Débit d'air de l'admission	4-20 mA	A5	B5
5	Humidité relative de l'air	4-20 mA	A3	B3
6	Contrôle du volet de chauffage	0-10 V	C8	D8
7	Contrôle de la vitesse de soufflerie	0-10 V	C10	D10

TABLE B.3 – Signaux disponibles sur la couette de fils du séchoir pilote

signaux		étiquette	(+)	(-)
1	Température de l'évacuation	RT102		
2	Température du produit	RT111		
3	Température de l'admission d'air	RT122	fil	fil
4	Débit d'air de l'admission	FTX	noir	blanc
5	Humidité relative de l'air	U132		
6	Contrôle du volet de chauffage	TEMP_SP		
7	Contrôle de la vitesse de soufflerie	FAN_SPEED		

De plus, une couette de fils identifiés est fournie avec le connecteur mâle. La signification de chaque identifiant est donnée au tableau B.3.

### B.3 Procédure d'essai

La carte d'acquisition National Instrument USB-6343 est utilisée pour effectuer les tests de lecture et d'écriture des signaux. Le logiciel National Instrument Measurement & Automation Explorer (NI MAX) pour une lecture et une écriture rapide de la carte d'acquisition (DAQ).

La configuration des entrées et des sorties pour le séchoir pilote est résumée dans les captures d'écran de la figure B.2 et de la figure B.3 respectivement. Pour la procédure d'essai, aucune mise à l'échelle des signaux n'a été faite.

La procédure d'essai est :

#### 1. Mode d'opération tableau de bord

En s'assurant que le connecteur *dummy* est connecté, des tests d'opérations avec le tableau de bord sont effectués. Plusieurs valeurs de débit d'air et de température d'entrée d'air sont testées pour s'assurer que ces signaux des commandes gardent leur fonctionnement traditionnel.

#### 2. Mode d'opération signaux externes

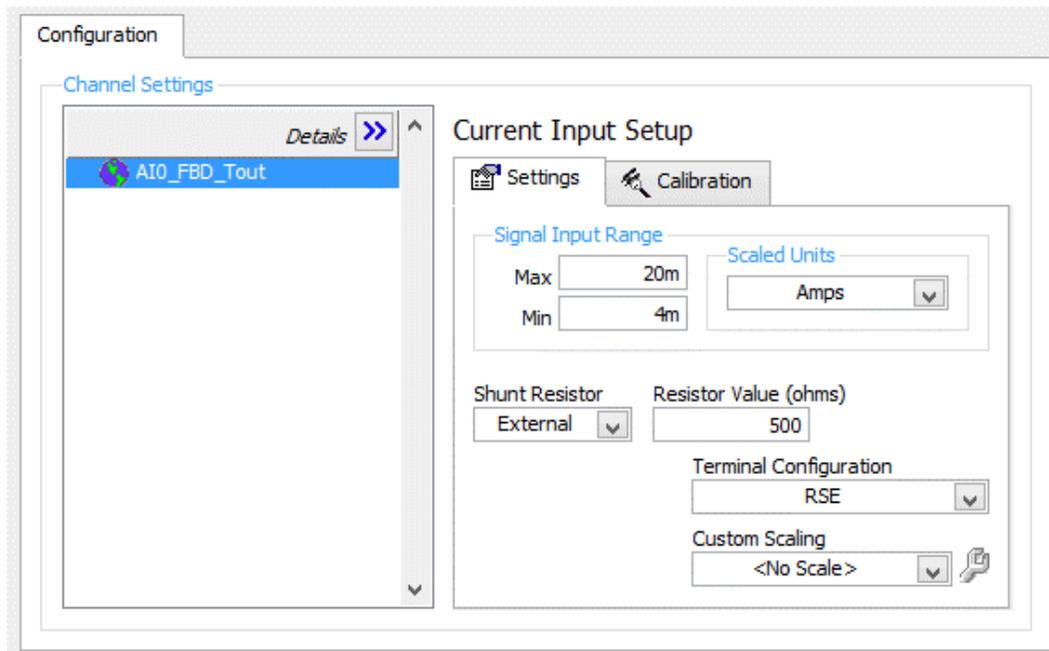


FIGURE B.2 – Configuration des entrées, exemple pour la température de sortie d'air

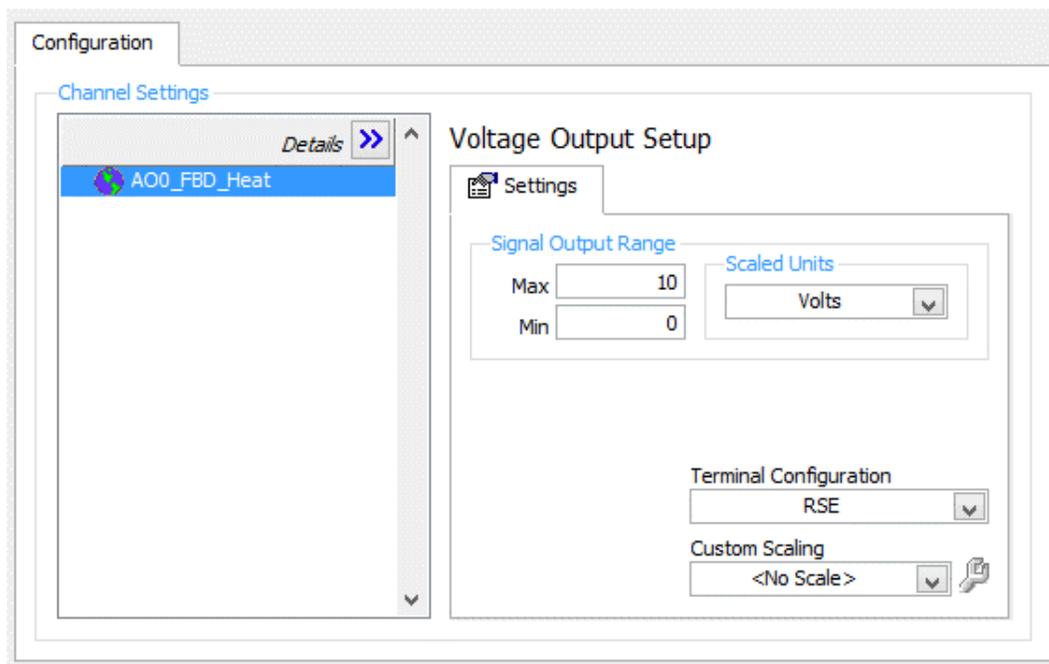


FIGURE B.3 – Configuration des sorties, exemple pour le volet de chauffage

- a) Mettre le séchoir hors tension.
- b) Connecter les signaux 1 à 5 (mesures) aux entrées analogiques du DAQ.
- c) Ajouter les résistances *shunt* pour les 5 signaux de mesures pour la conversion courant à tension.
- d) Déconnecter le connecteur *dummy* mâle du connecteur femelle sur le tableau de bord.
- e) Connecter le connecteur mâle du DAQ au connecteur femelle sur le panneau électrique.
- f) Connecter le DAQ à l'ordinateur en USB.
- g) Ouvrir et configurer les entrées et sorties dans NI MAX selon les captures d'écran données à la figure B.2 et la figure B.3 respectivement.
- h) Mettre le séchoir sous-tension.
  - i) Tester la lecture des signaux de mesure. Vérifier leur validité.
  - j) Tester l'écriture des signaux de commande. Vérifier leur effet sur le séchoir.
- k) Mettre le séchoir hors tension.
- l) Déconnecter le DAQ et reconnecter le *dummy* sur le tableau de bord.

## B.4 Résultat des essais

Un exemple de mesure pour les cinq signaux est donné à la figure B.4a. Il est important de noter que la conversion entre les valeurs en courant et les unités respectives des signaux (Celsius,  $\text{m}^3/\text{h}$  et %) n'ont pas encore été effectuées sur les captures d'écran, les mesures sont donc en ampères.

Les deux commandes ont été testées à l'aide de signaux 5 V de puissance (voir figure B.4b). En réponse à ce changement, la température à l'entrée ainsi que le débit d'air dans le séchoir ont augmenté rapidement.

