

DÉDICACE

A U nom du dieu le clément et le miséricordieux louange à allah le tout puissant.

Je dédie ce modeste travail en signe de respect, reconnaissance et de remerciement :

À
Ma chère mère, à mon cher père,

À
Ma femme et spécialement à mes filles Khadija et Meryem.

À
Mes chers frères,

À
Toute ma famille,

A tout ceux qui ont
participé à l'élaboration de ce modeste travail et tous ceux qui nous sont chers.

Mohamed

REMERCIEMENTS

Les remerciements sont marque de politesse incontournable mais insuffisante pour témoigner mes gratitudes envers ceux qui m'ont soutenus. Au terme de ce travail, c'est avec émotion que je tiens à remercier tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse.

Je voudrais remercier tout particulièrement Mr Mustapha AIT LAFKIH qui m'a guidé tout au long de mon parcours de thèse. Il a continuellement été disponible, à l'entend de mes nombreuses questions, et s'est toujours intéressé à l'avancée de mes travaux. Ses nombreuses remarques qu'il m'a présentées ainsi que ses directives sont très constructives dans le résultat final de cette thèse. Son aptitude d'analyse et son enthousiasme m'ont présenté que la recherche scientifique pouvait être un univers motivant. Enfin, ses riches relectures et corrections ont été très appréciables. Cette thèse lui doit beaucoup. Pour tout cela merci

- Prénom et Nom de l'auteur de la thèse : Mohamed ESSAHAFI.
- Intitulé de la thèse : Contribution à l'élaboration d'Algorithmes de Commandes Adaptatives Multivariables pour la conduite d'une serre agricole.
- Prénom et Nom du directeur de la thèse : Pr. Mustapha AIT LAFKIH, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal.
- Lieu de réalisation du travail : Laboratoire Automatique et Conversion d'Energie et Microélectronique à la Faculté des Sciences et Techniques, Université Sultan Moulay Slimane, Béni-Mellal.

Publications Internationales :

1. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Microclimate Control of a Greenhouse by Adaptive Generalized Linear Quadratic Strategy" date de publication : 1 juil. 2018, (IJEECS) Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science". (**Scopus**)
2. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Multivariable Parametric Modeling of a Greenhouse by Minimizing the Quadratic Error" date de publication : 1 avr. 2018, (TELKOMNIKA), Vol.16, No.2, April 2018". (**Scopus**)
3. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Comparison Between Two Adaptive Controllers Applied to Greenhouse Climate Monitoring" date de publication : 1 janv. 2018, (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications". (**Scopus**), (**ThomsonReuters – WebofScience**)
4. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Adaptive Generalized Predictive Control Applied to Motor Drive Axis" date de publication : 1 sept. 2015, International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology (IJIRCST)".

-
5. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Adaptive Generalized Minimum Variance (AGMV) Applied to a Heating Central" date de publication : 15 août 2015 , (IJIAS) International Journal of Innovation and Applied Studies".
 6. M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Evaluation Performance of PID, LQR, Pole Placement Controllers for Heat Exchanger" date de publication : 12 juil. 2014 , (WASET-IJECE) World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical and Computer Engineering".

Communications Internationales :

- M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Controlling the Temperature and Humidity within a Greenhouse by Adaptive Multivariable Generalized Predictive Control" date de publication : 28 mars 2017, the 4th International Conference on Automation, Control Engineering and Computer Science (ACECS - 2017) Proceedings of Engineering and Technology (PET)".
- M.Essahafi, M. Ait Lafkih, "Commande Prédictive Adaptative Généralisée appliquée à un axe de Machines à Commande Numérique : 2ème Edition des Journées Doctoriales organisées du 26 au 28 mars 2015, J-DOC'15 à la Faculté des Sciences et Techniques Béni Mellal".

Une serre agricole est destinée à fournir des conditions appropriées pour la culture de plantes et à favoriser l'amélioration de la qualité des cultures (légumes, fleurs,.. etc.) en créant des conditions climatiques propices et plus rentables que le climat local. C'est pourquoi il est exigé de procéder à la conduite de son climat interne. Laquelle conduite devra permettre une meilleure productivité accrue des plantes, une meilleure efficacité énergétique et permettra aussi une meilleure gestion des paramètres climatiques sous serre.

L'objectif de notre présente thèse est de contribuer à l'élaboration des algorithmes de commande multivariable adaptative en vue de leur application à la conduite du microclimat interne d'une serre agricole en fournissant les résultats de simulation obtenus.

Dans cette perspective, nous nous proposons d'étudier le modèle de commande multivariable qui met en évidence la dynamique interne de la serre. Ainsi, les différentes stratégies de commande adaptative pouvant être appliquées à la conduite du microclimat interne, et ceci à travers la synthèse des algorithmes d'identification et de commande les plus récents dans le domaine de la régulation des systèmes multivariables.

En plus de la commande PID et du régulateur de Smith, la synthèse de ces algorithmes est présentée selon les trois commandes adaptatives suivantes : la commande généralisée par minimum de variance GMV, la commande linéaire quadratique gaussienne LQG et la commande prédictive généralisée GPC.

Mots – clés : Serre Agricole, Algorithmes d'Identification paramétrique, La Commande Adaptative, Commande à Variance Minimale MV, Commande à Variance Minimale Généralisée GMV, Commande Linéaire Quadratique LQ, Commande Linéaire Quadratique Gaussienne LQG, Commande Prédictive Généralisée GPC.

An agricultural greenhouse is designed to provide appropriate conditions for growing crops and to improve the quality of crops (vegetables, flowers, etc.) by creating favorable and more profitable climatic conditions than the local climate. That is why it is required to conduct the conduct of its internal climate. This will lead to increased productivity of plants, improved energy efficiency, and better management of greenhouse climate parameters.

The objective of our present thesis is to contribute to the development of adaptive multivariable control algorithms for their application to the management of the internal microclimate of an agricultural greenhouse by providing the simulation results obtained.

In this perspective, we propose to study the multivariable driving model that highlights the internal dynamics of the greenhouse. Thus, the various adaptive control strategies that can be applied to the management of the internal microclimate, and this through the synthesis of the most recent identification and control algorithms in the field of the regulation of multivariable systems.

In addition to the PID controller and Smith's controller, the synthesis of these algorithms is presented according to the following three adaptive commands : generalized minimum variance (GMV) control, linear quadratic Gaussian (LQG) control, and generalized predictive control (GPC).

Keywords : Agricultural Greenhouse, Parametric Identification Algorithms, Adaptive Control, MV Minimum Variance Control, Generalized Minimum Variance Control "GMV" , linear quadratic (LQ) control, Linear Quadratic Gaussian (LQG) control , Generalized Predictive Control "GPC" .

NOTATIONS ET SYMBOLES

- . ARX : AutoRégressif à variable exogène "Auto Regressive model with external inputs"
- . ARMAX : Autorégressif à moyenne ajustée et à variables exogènes "Auto Regressive Moving Average with eXternal inputs"
- . ARIMAX : Auto Regressive Integrated Moving Average with external inputs)
- . CARIMA : Controlled auto-Regressive and Integrated Moving-Average
- . GMV : Commande généralisée par minimum de variance
- . LQ : Commande Linéaire Quadratique
- . LQG : Commande linéaire quadratique gaussienne
- . GPC : Commande prédictive Généralisée
- . SISO Single Input Single Output
- . MIMO Multiple Input Multiple Output
- . RLS : Recursive Least Squares algorithm
- . RELS : Recursive Extended Least Squares algorithm
- . FFRLS : Recursive Least Squares algorithm with forgetting factor
- . PID : Régulateur Proportionnel Intégral Dérivé
- . MRAC : Commande adaptative à modèle de référence
- . T_o : Température de l'air extérieur ($^{\circ}\text{C}$)
- . H_o : Hygrométrie relatifs extérieur (en %)
- . S_r : Rayonnement global (en W/m^2)
- . V_s : vitesse du vent (m/s)
- . V_t : Action de commande de ventilation
- . R_c : Action de commande de chauffage
- . T_{in} : Température de l'air intérieur ($^{\circ}\text{C}$)
- . H_{in} : Hygrométrie relative intérieur (%)

-
- . A.A.P : Algorithme d'Adaptation Paramétrique
 - . N_2T : Horizon de prédiction maximal associé à la température
 - . N_2H : Horizon de prédiction maximal associé à l'Humidité
 - . N_uT : Horizon de commande associé à la température
 - . N_uH : Horizon de commande associé à l'Humidité

TABLE DES MATIÈRES

Dédicaces	1
Remerciements	3
Avant-propos	5
Résumé	7
Abstract	9
Notations, symboles et abréviations	11
Introduction générale	25
1 Présentation Générale sur les serres agricoles	27
1.1 Introduction	28
1.2 Principaux mécanismes énergétiques dans la serre Agricole	29
1.2.1 Structure architecturale d'une serre	29
1.2.2 Hypothèses simplificatrices	29
1.2.3 Justification du choix du contrôle de la température et de l'humidité internes	30
1.2.4 Mesures indispensables à réaliser	31
1.2.5 Choix des consignes	32
1.3 Modèle de connaissance de la serre	32
1.3.1 Description générale du modèle	32
1.4 Modélisation par Bilan énergétique	33
1.4.1 Bilan énergétique globale sous serre	33
1.4.2 Bilan des transferts Énergétique sous serre	34
1.4.3 Expression de la Température intérieure	39
1.4.4 Expression de l'Humidité intérieure	39
1.5 Conclusion	39

2	Principe de la commande adaptative et de l'identification paramétrique	41
2.1	Introduction	42
2.2	Théories des systèmes et théorie de contrôle	42
2.2.1	Théorie des systèmes	42
2.2.2	Théorie de contrôle	42
2.2.3	Théorie de contrôle moderne	43
2.2.4	La commande adaptative	44
2.2.5	Commande adaptative à modèle de référence	44
2.2.6	Commande adaptative directe	45
2.2.7	Commande adaptative indirecte	45
2.3	Les méthodes générales d'identification paramétrique	47
2.4	Modèle	47
2.5	les modèles paramétriques de signaux	48
2.5.1	Le modèle ARX	48
2.5.2	Le modèle ARMAX	49
2.5.3	Le modèle ARIMAX ou CARIMA	49
2.6	Identification paramétrique	49
2.6.1	Mise en équation du problème	49
2.6.2	Algorithme des moindres carrés LS	50
2.6.3	Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)	51
2.6.4	Algorithme des moindres carrés récursif étendu (RELS)	51
2.6.5	Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)	52
2.7	Conclusion	52
3	Synthèse des Algorithmes de commande	53
3.1	Introduction	54
3.1.1	Structure d'une commande numérique	54
3.1.2	Méthode de Synthèse d'un correcteur numérique	54
3.2	Correcteur PID Numérique	55
3.2.1	Synthèse du Correcteur	55
3.2.2	Algorithme de commande PID	56
3.3	Prédicteur de Smith numérique	57
3.3.1	Principe et synthèse	57
3.4	La commande à variance minimale MV	58
3.4.1	Synthèse de la commande à variance minimale MV	58
3.4.2	Synthèse de la commande adaptative à variance minimale MVA	61
3.4.3	Synthèse de la commande à variance minimale généralisée GMV	62
3.4.4	Synthèse de la commande à Variance minimale Généralisée adaptative GMVA	64
3.5	La commande Optimale	65
3.5.1	Commande Linéaire Quadratique LQ	65
3.5.2	La Commande linéaire quadratique gaussienne LQG	67

3.5.3	Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative LQGA	68
3.6	La commande prédictive généralisée GPC	71
3.6.1	Historique	71
3.6.2	Principe de la commande prédictive généralisée GPC	71
3.6.3	Synthèse de la commande prédictive généralisée GPC (Cas Mono- variable pour des systèmes SISO)	73
3.6.4	la commande prédictive généralisée adaptative GPCA	78
3.6.5	Commande prédictive généralisée Multivariable GPC-MIMO	79
3.7	Conclusion	83
4	Résultats de simulation	85
4.1	Introduction	87
4.2	Simulations des Algorithmes d'Identification Paramétrique	87
4.2.1	Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)	87
4.2.2	Algorithme des moindres carrés récursifs étendu (RELS)	88
4.2.3	Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)	90
4.3	Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Monovariabes	92
4.3.1	Simulation de l'algorithme PID	92
4.3.2	Simulation de l'algorithme du prédicteur de Smith	93
4.3.3	Simulation de la commande à variance minimale MV	96
4.3.4	Simulation de la commande à variance minimale généralisée GMV	98
4.3.5	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique LQ	104
4.3.6	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG	106
4.3.7	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG adaptative	108
4.3.8	Simulation de la Commande prédictive généralisée	110
4.3.9	Simulation de la Commande prédictive généralisée adaptative	112
4.4	Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Multivariables	115
4.4.1	Simulation de l'algorithme GMV	115
4.4.2	Simulation de l'algorithme GMV adaptatif	117
4.4.3	Simulation de la Commande LQG	120
4.4.4	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adap- tative	123
4.4.5	Simulation de la Commande prédictive généralisée Multivariable	126
4.4.6	Simulation de la Commande prédictive généralisée Adaptative	129
4.5	Conclusion	132
5	Application des algorithmes de commande multivariable adaptative à la conduite de la serre agricole	133
5.1	Introduction	135
5.1.1	Description de la structure de la serre	135
5.1.2	Grandeurs physiques de la serre	135

5.2	Identification de la température et de l'humidité	137
5.2.1	Identification paramétrique selon la Modélisation par représentation d'état	138
5.2.2	Identification paramétrique selon la Modélisation par fonction de transfert	140
5.2.3	Identification de la température et de l'humidité	141
5.3	Résultats de la simulation des Algorithmes d'identification de la serre	145
5.3.1	Cas : identification selon la représentation d'état	146
5.3.2	Estimation des variables internes à contrôler par identification paramétrique	149
5.4	Application de la commande minimum de variance Généralisée Multivariable GMV adaptative	155
5.4.1	Formulation de l'algorithme Adaptatif GMV	155
5.4.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GMV et Choix des polynômes de pondération P,R, et Q	157
5.4.3	Conclusion	163
5.5	Application de la commande Linéaire Quadratique Généralisée Multivariable adaptative LQG	163
5.5.1	Formulation de l'algorithme multivariable adaptatif LQG	163
5.5.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif LQG et Choix des matrices de pondération	164
5.5.3	Conclusion	174
5.6	Application de la commande prédictive généralisée Multivariable GPC adaptative	174
5.6.1	Formulation de l'algorithme Adaptatif GPC	174
5.6.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GPC et Choix des Paramètres de réglage N_1, N_2 et N_u	176
5.7	Conclusion	183
6	Réalisation d'un prototype de serre pour le conduite de la température interne	185
6.1	Introduction	186
6.2	Structure Générale	186
6.3	Résultats de Simulation	188
6.3.1	Application de la commande PID adaptative	188
6.3.2	Application de la commande GMV adaptative	190
6.3.3	Application de la commande LQG adaptative	193
6.3.4	Application de la commande GPC adaptative	195
6.4	Conclusion	197
6.5	Annexes	197
6.5.1	Carte ARduino ATMEGA 2560	197
6.5.2	Bibliothèque ArduinoIO - MATLAB	198
6.5.3	Hacheur	200

6.5.4	Gradateur à Commande par train d'onde	201
6.5.5	Acquisition de la température et de l'humidité	203
6.5.6	Acquisition de l'intensité du rayonnement	204
6.5.7	Alimentation de l'ensemble des circuits électroniques	204
	Conclusion générale	207
	BIBLIOGRAPHIE	209

TABLE DES FIGURES

1.1	Structure générale des serres horticultures	29
1.2	Conduite automatique du microclimat interne d'une serre	30
1.3	Bilan énergétique global au sein d'une serre	33
1.4	Description des transferts calorifiques à l'intérieur d'une serre	34
1.5	Transfert de chaleur par conduction	35
1.6	l'Effet de transfert de chaleur par Condensation et Evaporation	36
1.7	Principe de ventilation naturelle d'une serre	37
1.8	Exemple de ventilateur utilisé pour l'aération forcée	37
1.9	Infiltration des rayons solaire à l'intérieure d'une serre	38
1.10	Effet de l'Evapo-transpiration sur une plante	38
2.1	Système de contrôle en boucle ouverte	43
2.2	Système de contrôle en boucle fermée	43
2.3	Principe d'un système de commande adaptative	44
2.4	structure de base de la commande adaptative à modèle de référence	45
2.5	Structure de la commande adaptative directe	46
2.6	Structure de la commande adaptative indirecte	46
2.7	procédure d'identification d'un modèle de système	47
3.1	Structure d'un Asservissement de la sortie en boucle ouverte	54
3.2	Structure d'un Asservissement de la sortie en boucle fermée	55
3.3	Structure d'un Correcteur numérique en boucle ouverte	55
3.4	Correcteur numérique PID utilisé dans une boucle fermée	56
3.5	Structure du Correcteur de Smith en boucle fermée	57
3.6	Correcteur de smith utilisé avec compensation du retard système	58
3.7	Asservissement en boucle fermée du contrôleur à Minimum de variance	61
3.8	Asservissement en boucle fermée de l'algorithme MV généralisé	64
3.9	Schéma générale de la commande Linéaire Quadratique gaussienne Adap- tative	69
3.10	Principe de la commande GPC	72

3.11	Structure interne d'une commande basée sur l'erreur de prédiction	72
4.1	Identification par moindres carrés récurrents (RLS)	88
4.2	Identification paramétrique REELS du polynôme A	89
4.3	Identification paramétrique REELS du polynôme B	89
4.4	Identification paramétrique REELS du polynôme C	90
4.5	Identification par moindres carrés récurrents avec facteur d'oubli (FFRLS)	91
4.6	Réponse à l'échelon de la sortie par Correcteur numérique PID	93
4.7	Simulation de l'effet du gain proportionnel sur la réponse à un échelon . .	93
4.8	Réponse du système à l'échelon	94
4.9	Réponse avec commande PID du système	95
4.10	Influence du gain sur la Réponse avec commande PID du système	95
4.11	Commande par prédicteur de Smith	95
4.12	Réponse par commande à variance minimale	97
4.13	Réponse par commande à variance minimale en présence du bruit	97
4.14	Réponse par commande à variance minimale généralisée	99
4.15	Réponse par commande à variance minimale généralisée en présence du bruit blanc	99
4.16	Réponse par commande à variance minimale adaptative avec bruit	101
4.17	Réponse par commande à variance minimale adaptative	101
4.18	Identification paramétrique RLS appliquée à la commande MV adaptative	101
4.19	Réponse par commande à variance minimale généralisée adaptative	103
4.20	Réponse par commande à variance minimale généralisée adaptative avec bruit	103
4.21	Identification adaptative de la commande GMV	104
4.22	Réponse du correcteur Linéaire Quadratique	105
4.23	Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne	107
4.24	Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne avec bruit . .	107
4.25	Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne adaptative . .	109
4.26	Identification paramétrique RLS du polynôme A associée à la commande LQG adaptative	109
4.27	Identification paramétrique RLS du polynôme B associée à la commande LQG adaptative	110
4.28	Réponse de la commande prédictive généralisée	111
4.29	Réponse de la commande prédictive généralisée avec bruit	111
4.30	Réponse de la commande GPC adaptative	113
4.31	Réponse de la commande GPC adaptative avec bruit	114
4.32	Identification RLS du polynôme A associée à la commande GPC adapta- tive	114
4.33	Identification RLS du polynôme A associée à la commande GPC adaptative	114
4.34	Réponse de la commande GMV Multivariable $Y1$ et $Y2$	116
4.35	Evolution des commandes GMV $u1$ et $u2$ appliquées	116
4.36	Réponse de la commande GMV Multivariable adaptative $Y1$ et $Y2$	118

4.37 Réponse de la commande GMV Multivariable adaptative Y1 et Y2 avec bruit	118
4.38 Evolution des commandes GMV u1 et u2 appliquées	118
4.39 Identification RLS des paramètres de A1 et de A2	119
4.40 Identification RLS des paramètres de B0 et de B1	119
4.41 Identification RLS des paramètres de B2	120
4.42 Réponse de la commande LQG Multivariable adaptative Y1 et Y2	121
4.43 Réponse de la commande LQG Multivariable adaptative Y1 et Y2 avec bruit	122
4.44 Evolution des commandes LQG u1 et u2 appliquées au système	122
4.45 Réponse de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative Y1 et Y2	123
4.46 Evolution des commandes LQG adaptative u1 et u2 appliquées au système	124
4.47 Réponse de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative Y1 et Y2 avec bruit	124
4.48 Evolution des commandes LQG adaptative u1 et u2 appliquées au système avec bruit	124
4.49 Identification RLS des paramètres de A1 et de A2	125
4.50 Identification RLS des paramètres de B0 et de B1	125
4.51 Identification RLS des paramètres de B2	125
4.52 Réponse de la Commande GPC multivariable Y1 et Y2	127
4.53 Evolution des commandes GPC u1 et u2 appliquées au système	128
4.54 Réponse de la Commande GPC multivariable Y1 et Y2 avec bruit	128
4.55 Evolution des commandes GPC u1 et u2 appliquées au système avec bruit	128
4.56 Réponse de la Commande GPC multivariable adaptative Y1 et Y2	129
4.57 Evolution des commandes GPC u1 et u2 appliquées au système	130
4.58 Réponse de la Commande GPC multivariable adaptative Y1 et Y2 avec bruit	130
4.59 Evolution des commandes GPC u1 et u2 appliquées au système avec bruit	130
4.60 Identification RLS des paramètres de A1 et A2	131
4.61 Identification RLS des paramètres de B0 et de B1	131
4.62 Identification RLS des paramètres de B2	131
5.1 Modèle systémique multivariable de la serre agricole	135
5.2 Architecture générale de la conduite d'une serre par une commande adaptative multivariable	137
5.3 Structure de l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique (A.A.P)	138
5.4 Identification paramètres du modèle interne de la serre - Matrice de sortie	141
5.5 Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée	147
5.6 Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée	148
5.7 Identification du modèle interne de la serre - Matrice de sortie	149

5.8	Identification du modèle interne de la serre - Matrice de commande	149
5.9	Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations .	150
5.10	Identification paramètres du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations	150
5.11	Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres A1 et A2 . . .	151
5.12	Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres B0 et B1 . . .	151
5.13	Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres B2	152
5.14	Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée	152
5.15	Fonction d'auto-correlation normalisée de l'erreur résiduel de la temperature	153
5.16	Fonction d'auto-correlation normalisée de l'erreur résiduel de l'humidité .	153
5.17	Evolution de la température et de l'humidité de l'air à l'extérieure de la serre	154
5.18	Evolution du rayonnement global S_r et du vitesse du vent	154
5.19	Evolution du chauffage R_c et du ventilation forcée V_t Commande Toute ou Rien	154
5.20	Réponse de la commade GMV pour $P = I, R = I, Q = 0$	158
5.21	Commade GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q = 0$	158
5.22	Identification adaptative des paramètres A1 et A2	159
5.23	Identification adaptative des paramètres B0 et B1	159
5.24	Identification adaptative du paramètre B2	159
5.25	Commade GMV appliquée pour $P \neq 0, R \neq 0, Q = 0$	160
5.26	Commade GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q = 0$	160
5.27	Structure équivalente de prédicteur SMithde pour $P = I, R = I, Q \neq 0$.	161
5.28	Réponse de la commande GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q \neq 0$. . .	162
5.29	Commade GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q \neq 0$	162
5.30	Réponse de la commande LQG pour $Q = I, R = 5I$	166
5.31	Commande LQG appliquée à la serre pour $Q = I, R = 5I$	166
5.32	Réponse de la commande LQG pour $Q = I, R = I$	167
5.33	Commande LQG appliquée à la serre pour $Q = I, R = I$	167
5.34	Réponse LQG avec réglage d'une forte pondération sur l'erreur de température et moyenne sur l'erreur de l'humidité.	169
5.35	Commandes LQG avec réglage d'une forte pondération sur l'erreur de la température et moyenne sur l'erreur de l'humidité.	169
5.36	Réponse LQG avec réglage d'une Pondération faible sur l'erreur de la température et sur l'erreur de l'humidité	170
5.37	Commandes LQG avec réglage d'une Pondération faible sur l'erreur de la température et sur l'erreur de l'humidité	171
5.38	Identification du modèle interne de la serre - Matrice de sortie	171
5.39	Identification du modèle interne de la serre - Matrice de commande	172
5.40	Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations .	172
5.41	Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations .	173
5.42	Principe des horizons de la commande GPC	175

5.43 Réponse GPC avec réglage des horizons : $N_1 = [10\ 10]$, $N_2 = [16\ 16]$, $N_u = [2\ 2]$, $\Lambda = [1\ 1]$	177
5.44 Commandes GPC avec réglage des horizons : $N_1 = [10\ 10]$, $N_2 = [16\ 16]$, $N_u = [2\ 2]$, $\Lambda = [1\ 1]$	177
5.45 Identification adaptative des paramètres A1 et A2	177
5.46 Identification adaptative des paramètres B1 et B2	178
5.47 Identification adaptative des paramètres B2	178
5.48 Réponse GPC avec réglage des horizons : $N_1 = [10\ 10]$, $N_2 = [6\ 6]$, $N_u = [8\ 8]$, $\Lambda = [1\ 1]$	179
5.49 Commandes GPC avec réglage des horizons : $N_1 = [10\ 10]$, $N_2 = [16\ 16]$, $N_u = [2\ 2]$, $\Lambda = [1\ 1]$	180
5.50 Réponse GPC avec changement de l'horizon de prédiction de $N_2 = [6\ 6]$ à $N_2 = [6\ 16]$	181
5.51 Commande appliquée GPC avec changement de l'horizon de prédiction de $N_2 = [6\ 6]$ à $N_2 = [6\ 16]$	181
5.52 Réponse GPC avec changement de l'horizon de commande de $N_u = [2\ 8]$ à $N_u = [8\ 8]$	182
5.53 Commande appliquée GPC avec changement de l'horizon de commande de $N_u = [2\ 8]$ à $N_u = [8\ 8]$	183
6.1 Prototype de la serre réalisé	186
6.2 Structure de la partie Expérimentale	187
6.3 Evolution des paramètres du polynôme A	188
6.4 Evolution des paramètres du polynôme B	189
6.5 Réponse PID de la température	189
6.6 Evolution de commande PID (chauffage et ventilation)	190
6.7 Evolution des paramètres du polynôme A selon le modèle ARMAX	191
6.8 Evolution des paramètres du polynôme B selon le modèle ARMAX	191
6.9 Réponse GMV de la température	192
6.10 loi de commande GMV (chauffage et ventilation)	192
6.11 Evolution du scalaire A selon la représentation d'état	193
6.12 Evolution du scalaire B selon la représentation d'état	193
6.13 Réponse LQG de la température	194
6.14 loi de commande LQG (chauffage et ventilation)	194
6.15 Evolution des paramètres du polynôme A selon le modèle ARIMAX	195
6.16 Evolution des paramètres du polynôme B selon le modèle ARIMAX	196
6.17 Réponse GPC de la température	196
6.18 loi de commande GPC du chauffage	196
6.19 loi de commande GPC de ventilation	197
6.20 Carte Arduino 2560	198
6.21 Circuit de communication et acquisition des signaux numériques par carte ARDUINO ATMEGA	199
6.22 support packages Matlab	200

6.23	Commande PWM de rapport cyclique de 50% appliqué à la ventilation .	200
6.24	Circuit électronique de Hacheur de puissance pour la commande de ventilation	201
6.25	Prototype de la serre réalisé	201
6.26	Circuit électronique de gradateur de puissance pour la commande du chauffage	202
6.27	Commande PWM de rapport cyclique de 10% appliqué à la résistance de chauffage	203
6.28	Commande PWM de rapport cyclique de 70% appliqué à la résistance de chauffage	203
6.29	Montage d'utilisation du capteur intégré DHT11	204
6.30	montage d'Acquisition du rayonnement par photorésistance	204
6.31	Circuit électronique des alimentations stabilisées +5V et +12V	205

INTRODUCTION GÉNÉRALE

La commande adaptative des systèmes automatiques marque un rapide développement ces dernières années aussi bien dans le domaine théorique que pratique. L'idée de base d'une telle commande repose principalement sur l'identification des paramètres du modèle du système et de les ajuster en temps réel de telle façon qu'il aura le comportement désiré malgré les effets de perturbations affectant sa dynamique. Pourtant, lorsqu'un système possède plusieurs variables à contrôler la recherche d'une telle identification devient plus en plus encombrante.

La serre agricole constitue un bon système énergétique complexe à prendre en compte dans notre présente étude, pour lequel de nombreux types de transferts thermiques sont mis en jeu. En effet, son environnement est composé d'un ensemble de grandeurs climatiques (température, humidité de l'air, intensité de rayonnement solaire, vitesse et direction de vent, taux de CO₂,...) dont les valeurs déterminent les différents flux énergétiques.

En ce qui concerne la régulation et la commande du microclimat interne de la serre, jusqu'à présent c'est toujours le régulateur classique tout ou rien ou particulièrement le régulateur analogique PID qui sont utilisés. C'est dans ce sens, nous allons procéder à la recherche des nouvelles stratégies de commande multivariable du microclimat interne de la serre. En profitant des différentes techniques d'identification et de commande utilisées dans le domaine de l'automatique des systèmes monovariables.

Le travail en présence portera sur cinq chapitres, nous les mentionnons comme suit :

Le **premier chapitre** présente en détail les mécanismes énergétiques mis en jeu dans l'environnement des serres agricoles ainsi que les outils de base que nous avons utilisés pour la modélisation du comportement dynamique de la serre.

Dans le **deuxième chapitre**, nous présentons une introduction générale sur la théorie de contrôle adaptatif des systèmes et plus précisément, nous abordons un aperçu général sur les techniques d'identification paramétrique basées sur la technique des moindres carrés récursifs RLS (Recursive Least Squares).

Dans le **troisième chapitre**, nous allons nous intéresser essentiellement à l'élabo-

ration des algorithmes de commande adaptative basés sur la minimisation d'un critère de performance. Nous commençons tout d'abord par le régulateur classique PID et le prédicteur de Smith. Puis nous élaborons la synthèse du correcteur basé sur la variance minimale généralisée de l'erreur « GMV ». Ensuite, nous développons l'approche de commande optimale linéaire quadratique gaussienne « LQG ». Enfin, nous présentons la méthode de commande basée sur les horizons de prédiction « GPC ».

Pour le **quatrième chapitre**, nous exposons les tracés de simulation des algorithmes d'identification paramétrique et des algorithmes de commande appliqués sur des systèmes monovariables et multivariables, en présentant les commentaires de comparaison sur les performances obtenues.

Le **cinquième chapitre**, porte essentiellement sur l'analyse des résultats de simulations obtenus suite à l'application des commandes adaptatives multivariables à la conduite d'une serre agricole.

Pour achever ce travail de thèse, nous présentons une synthèse des tâches accomplies ainsi que les principaux résultats obtenus, puis nous soulignons les points importants qui n'ont pas été développés et nous proposons quelques perspectives ultérieures envisagées pour notre travail.

CHAPITRE 1

PRÉSENTATION GÉNÉRALE SUR LES SERRES AGRICOLES

Sommaire

1.1	Introduction	28
1.2	Principaux mécanismes énergétiques dans la serre Agricole	29
1.2.1	Structure architecturale d'une serre	29
1.2.2	Hypothèses simplificatrices	29
1.2.3	Justification du choix du contrôle de la température et de l'humidité internes	30
1.2.4	Mesures indispensables à réaliser	31
1.2.5	Choix des consignes	32
1.3	Modèle de connaissance de la serre	32
1.3.1	Description générale du modèle	32
1.4	Modélisation par Bilan énergétique	33
1.4.1	Bilan énergétique globale sous serre	33
1.4.2	Bilan des transferts Énergétique sous serre	34
1.4.3	Expression de la Température intérieure	39
1.4.4	Expression de l'Humidité intérieure	39
1.5	Conclusion	39

1.1 Introduction

L'étude des modèles dynamiques du microclimat d'une serre consiste à écrire une suite de relations énergétiques décrivant l'état calorifique à l'intérieure de la serre, ce qui devrait permettre de connaître sa réponse à des conditions d'entrée différentes. La quantité de variables définissant son état est lié au degré de justesse choisi pour décrire le comportement dynamique des phénomènes mises en jeu.

Les modèles énergiques ont été étudiés par divers auteurs dans le domaine de l'agriculture en serre. Ces modèles sont issus directement des bilans thermiques et se présente sous forme d'équations différentielles et aident principalement à modéliser le comportement dynamique de la serre sur des échelles de temps relativement longue dans le but de dimensionnement des installations de chauffage ou de climatisation par exemple.

Dans un premier temps il est nécessaire de connaître les principaux mécanismes intervenant dans la mise en place d'un dispositif de contrôle de la serre. Il faut souligner au niveau calorifique l'importance des perturbations extérieures sur la serre après avoir fait l'état des différents systèmes de commande existants, nous proposons ainsi de gérer le climat interne de la serre par des calculateurs numériques à l'aide d'une commande adaptative multivariable.

Les grandeurs climatiques mises en jeu jouent un rôle important dans la récolte finale des cultures et affectent directement l'atmosphère dans les serres. il est donc évident que chacune de ces variables génère une combinaison d'impacts climatiques qui peuvent être appropriés ou non pour le fonctionnement de la serre en fonction des conditions locales. En général, les variables climatiques suivantes affectent directement l'atmosphère dans la serre. [1] :

- La température intervient de façon dominante dans le développement et la croissance de la végétation.
- les taux de vapeur d'eau et de la concentration du CO_2 jouent un rôle essentiel dans la transpiration et dans la photosynthèse des plantes.
- Le rayonnement solaire contribue aussi à la photosynthèse des plantes.
- le vent engendre des différences de pression sur la serre qui peuvent l'endommager dans les cas extrêmes. Il provoque pareillement des pertes par convection et contribue de manière déterminante à la ventilation naturelle.

Une conduite climatique tenant compte de ces variables, permet donc de gérer ces grandeurs et d'améliorer le comportement physiologique des plantes à l'intérieure de la serre.

1.2 Principaux mécanismes énergétiques dans la serre Agricole

1.2.1 Structure architecturale d'une serre

Généralement, On représente la serre par un système constitué fondamentalement de quatre milieux distincts et homogènes : le sol, les plantes, l'air intérieur et la paroi séparant l'intérieur de l'extérieur auxquels s'ajoutent les tuyaux de chauffage dans une serre en verre. Au sein de ces milieux surviennent de nombreux mécanismes physiques et biologiques qui sont largement gouvernés par les échanges de masse (vapeur d'eau, dioxyde de carbone...), de quantité de mouvement (convection-diffusion) et des échanges thermiques.



FIGURE 1.1 – Structure générale des serres horticoles

1.2.2 Hypothèses simplificatrices

Plusieurs facteurs doivent être pris en compte dans l'étude du comportement énergétique d'une serre industrielle, puisqu'ils affectent le modèle dynamique final de son fonctionnement :

- la méthode de conduite utilisée pour contrôler les grandeurs climatiques internes.
- Les paramètres dimensionnels et géométriques.
- Le type de la ventilation choisie (naturelle ou forcée).
- Les aménagements particuliers réalisés à l'intérieur de la serre (écran thermique, écran d'ombrage...)
- Les conditions météorologiques qui règnent à l'extérieur de la serre (température, rayonnement solaire, vitesse et direction du vent ...)

Afin de cerner ces caractéristiques thermiques, un ensemble d'hypothèses initiales peuvent être envisagées :

- La capacité de la chaleur d'air à l'intérieur de la serre est négligée par rapport à la capacité de la chaleur des plantes.
- Les échanges thermiques sont adiabatiques.
- Les températures de l'air intérieur sont supposées uniformes.
- Les effets de bords sont négligés.
- La température du sol au-delà de 1 mètre de profondeur est constante.

1.2.3 Justification du choix du contrôle de la température et de l'humidité internes

La température et l'humidité sont en général les grandeurs les plus primordiales à contrôler du point de vue de la survie de la plante [2]. En conséquence, elles sont les variables les plus influentes sur la photosynthèse des plantes qui est responsable de la croissance favorable de la serriculture. Dans les cas où l'ensoleillement est insuffisant, l'éclairage peut également être contrôlé pour réguler l'évolution de la plante au moyen d'un éclairage artificiel pour accélérer son développement ou habituellement par l'utilisation des rideaux d'ombrage pour le ralentir.



FIGURE 1.2 – Conduite automatique du microclimat interne d'une serre

Étant donné que ces deux variables jouent un rôle important dans la satisfaction des besoins des bioénergétiques des plantes [3], notre choix de contrôler ces deux variables est principalement dû à ces raisons.

Pour ce qui est de la température :

Chaque plante requiert une zone d'aisance en terme des variations de température, Plus la température est grande , plus la plante ajuste bien la photosynthèse et plus elle permet de protéger les plantes contre certaines maladies infectieuses. Cela aidera évidemment à réduire le développement de champignons qui affectent négativement la croissance des plantes [4]. Tandis qu'en période d'été, des valeurs excessives de la température interne peut avoir un impact aussi négatif sur le développement des plantes.

Pour ce qui est de l'humidité :

L'humidité est un paramètre environnemental le plus difficile à contrôler dans une serre. En effet, Si l'air est moins humide et que la plante croît, les stomates s'enclosent, diminuant ainsi l'activité photosynthétique et le développement de la plante. Tandis qu'un taux d'humidité important posera une difficulté parce que la consommation de l'eau par la plante sera excessivement lente et risquera les performances souhaitées.

La conduite de ces deux variables climatiques [5], [6] à l'intérieure d'une serre joue un rôle essentiel dans la croissance des plantes et leur rendement. Il est très important de s'assurer que les besoins des plantes se développent dans un environnement dont le taux d'humidité, la valeur de température sont bien adaptées. Cette conduite sous-serre constitue alors l'un des facteurs indispensables de la production agricole dans les serres.

C'est une façon de recréer un microclimat idéal en fonction des besoins de la plante et ce peu importe le climat à l'extérieur.

1.2.4 Mesures indispensables à réaliser

Si l'on désire disposer d'une commande adaptative multivariable, plusieurs mesures internes de chaque variable (température interne, hygrométrie interne...) doivent se réaliser. Le plus judicieux est d'installer des capteurs d'acquisitions des informations sur l'état de ces variables au milieu de la serre et à la hauteur des plantes. Si l'on veut encore améliorer le climat en optimisant la consommation d'énergie et d'eau, il faut prendre en compte les échanges calorifiques avec l'extérieur, l'acquisition des mesures des variables météorologiques externes devient nécessaire (Vitesse et direction du vent, température, hygrométrie de l'air extérieur, radiations solaires...)[7]

Mesures de Températures et d'Humidités

La température ainsi que l'humidité de l'air peuvent être mesurées par des capteurs numériques intelligents ou transmetteurs fabriquées spécialement pour ce type d'utilisation. Il existe aussi d'autres méthodes de mesure à sortie analogiques (thermocouples différentiels associés à une sonde de platine, résistance à coefficient de température PTC ou RTD...). Lorsque l'on souhaite procéder à des acquisitions hautes fréquences afin d'étudier les fluctuations de température et déterminer des grandeurs turbulentes, on utilise généralement un thermocouple fin associé à un anémomètre sonique.[8]

Mesure du rayonnement solaire

Le rayonnement solaire est l'ensemble du spectre de rayonnement émis par le soleil, c'est la composition des longueurs d'onde λ comprises entre 0,3 et $3\mu\text{m}$. Il comprend les ultraviolets, le visible, le proche infrarouge et le moyen infrarouge. Lors de la traversée de l'atmosphère, il est absorbé principalement par l'ozone, la vapeur d'eau et le gaz carbonique.[9].

Une partie de ce rayonnement arrive au sol de manière directionnelle c'est le rayonnement direct, et une autre partie est diffusée par les molécules et les particules présentes dans l'atmosphère, c'est le rayonnement diffus. Ce rayonnement est le moteur principal de tous les échanges entre les végétaux et l'atmosphère d'où son intérêt agronomique (Évapotranspiration, photosynthèse, etc.) L'unité de mesure couramment utilisée est le W/m^2 .

Tandis que le rayonnement solaire global R_g , il est considéré comme le rayonnement total suivant ses deux composantes directe et diffuse qui arrive au niveau du sol. Pour le mesurer on utilise généralement des capteurs à base de photocellules ou des photorésistances sensibles à l'intensité du rayonnement ambiant présent dans l'atmosphère.

1.2.5 Choix des consignes

Pour le choix optimal des consignes des grandeurs à contrôler d'une serre, on ne cherche pas à suivre en permanence des valeurs constantes et précises en température ou en hygrométrie. Sachant qu'il est difficile de savoir au degré près quels sont les besoins optimaux de la plante à chaque instant de son évolution. En effet, ces besoins sont évolutifs tout au long du cycle de vie de croissance, et en particulier sont fonction de l'évolution climatique saisonnière. En outre, la détermination des consignes doit être un compromis entre la satisfaction des besoins des plantes et les charges induites par les équipements de conduite de la serre et cela afin de maximiser le bénéfice de production et la qualité des plantes [10].

1.3 Modèle de connaissance de la serre

1.3.1 Description générale du modèle

La serre forme un système écologique et bioénergétique complexe dans lequel la plupart des modes de transferts thermiques sont mis en jeu :

- Convection à la surface de la couverture, des plantes et du sol.
- Échanges radiatifs de grande longueur d'onde entre les différents éléments.
- Condensations sur la couverture.
- Renouvellement d'air dû à la perméabilité de la serre ou à une ventilation mécanique.
- Apports solaires à travers les matériaux de couverture.
- Conduction au travers du sol.
- Évaporation au niveau du sol et des plantes.

L'approche de modélisation que nous avons choisi est la modélisation par bilan d'énergie. Ce type de bilan consiste à déterminer le comportement global par le biais de modèles statiques ou dynamiques. Les premiers modèles, dits «statiques», ont rapproché la consommation d'énergie à la compensation des pertes thermiques totales (Morris, 1964; Chiapale 1981). Malgré leur simplicité, ces modèles ont montré leurs limites en termes d'exactitude. Ultérieurement, Bailey (1977), Hurd et Sheard (1981) ainsi que Breuer et Short (1985) ont amélioré ces modèles statiques en tenant compte de la contribution de l'énergie solaire. Leurs modèles n'étaient cependant pas précis que les précédents.

Un exemple de modèle statique à bilan d'énergie amélioré qui estime le taux d'aération d'une serre sous des conditions stationnaires est donné par Fernandez et Bailey (1992). Ils ont montré que le comportement dynamique de la serre vis-à-vis des conditions climatiques extérieures est plus performant comparé à celui étudié par les recherches antérieures. Ceci est dû à une sous-estimation de l'énergie stockée dans la serre elle-même.

Les modèles de bilan d'énergie dynamiques peuvent prévoir simultanément les besoins en énergie et le climat à l'intérieur de la serre. Un certain nombre de modèles dynamiques ont été proposés et développés par Takakura (1971), Kindelan (1980) et Wang (1998) dont ils ont exploité leurs résultats pour décrire les échanges thermiques dans une serre.

Ils ont analysé aussi le comportement dynamique de la température et de l'humidité sur une longue période (quelques dizaines d'heures).

1.4 Modélisation par Bilan énergétique

1.4.1 Bilan énergétique globale sous serre

Le bilan thermique de la serre est une quantité multidimensionnelle qui consiste en un transfert de chaleur et un échange de masse vers et depuis l'environnement de serre. Pour résoudre ce problème climatique sous serre, il est nécessaire de prendre en compte les différentes parties constituant la serre. Cela comprend les bilans thermiques, les plantes, la couverture de la structure et la nature du sol de la serre.

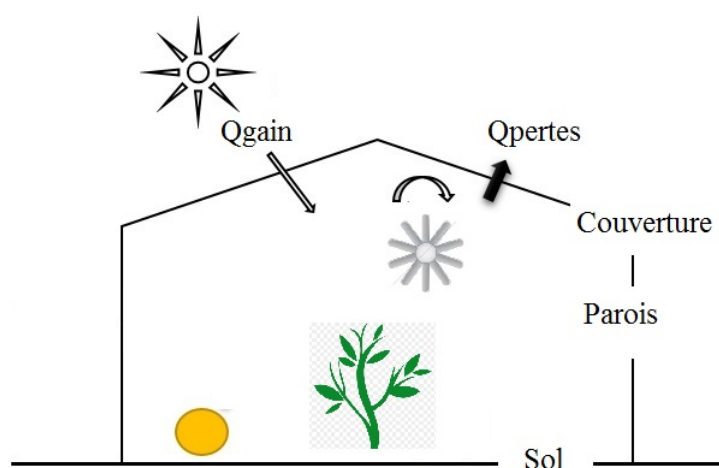


FIGURE 1.3 – Bilan énergétique global au sein d'une serre

Les processus physiques impliqués dans l'estimation du modèle climatique de la serre peuvent être schématisés selon la figure (1.3) et le bilan thermique global peut être exprimé par :

$$Q_{tot} = Q_{gain} - Q_{pertes} \quad (1.1)$$

- Q_{tot} : Bilan énergétique total (variation nette d'énergie) [W]
- Q_{gain} : Quantité d'énergie entrant dans la serre [W] ;
- Q_{pertes} : Quantité d'énergie sortant de la serre [W].

La détermination des besoins calorifiques de la serre pour différentes conditions climatiques externes et internes, signifie la détermination de tous les transferts de chaleur des bilans énergétiques. Ils dépendent des valeurs des paramètres de transfert thermique, des gradients de température et d'humidité entre le climat externe et interne, des propriétés des matériaux utilisées pour la construction de la serre, des rayonnements, des facteurs de forme et des caractéristiques du couvert végétal à l'intérieur de la serre...etc.

Certains des facteurs mentionnés ci-dessus sont presque constants et peuvent être facilement déterminés par calcul. D'autres dépendent des variations de température et d'humidité, ce qui signifie qu'ils doivent être déterminés pour des conditions variables ou dites dynamiques. Le rayonnement solaire et la température de l'air extérieur modifient leurs valeurs sans dépendre des conditions climatiques internes.

1.4.2 Bilan des transferts Énergétique sous serre

Notre objectif dans cette partie est de présenter une modélisation discrète décrivant le comportement dynamique qui intervient dans le fonctionnement du microclimat sous serre.

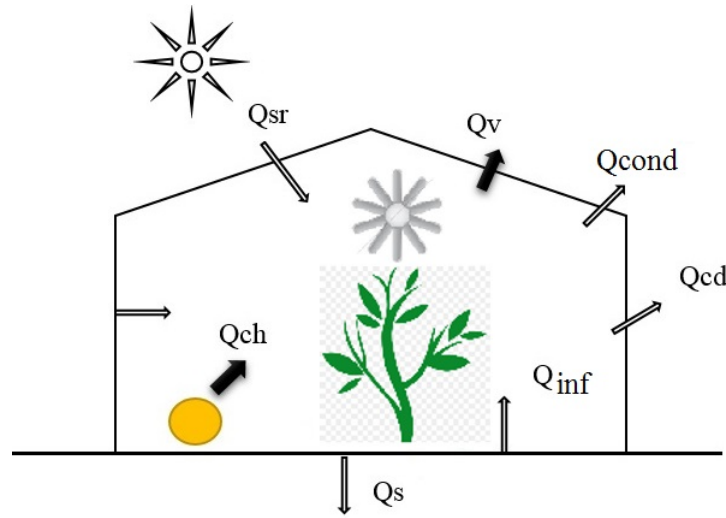


FIGURE 1.4 – Description des transferts calorifiques à l'intérieur d'une serre

La quantité d'énergie sortante de la serre peut être estimée selon l'équation suivante :

$$Q_p = Q_{cd} + Q_s + Q_{cond} + Q_v + Q_{inf} \quad (1.2)$$

- Q_{cd} : Perte de chaleur due à une perte de chaleur "conductrice" [W] ;
- Q_{sol} : Perte de chaleur due à la conduction dans le sol de la serre [W] ;
- Q_{cond} : Perte de chaleur due à la condensation [W] ;
- Q_{cd} : Transfert de chaleur dû à la ventilation [W] ;
- Q_{inf} : Transfert de chaleur dû à l'infiltration [W] ;

Effet de Transfert de chaleur par conduction

Il comprend tous les transferts de chaleur à travers la couverture de la serre de l'air intérieur vers l'air extérieur, le transfert de chaleur par le revêtement et le transfert de chaleur radiatif. Il est possible alors de le calculer en utilisant l'équation empirique suivante :

$$Q_{cd} = hA_c(T_{in} - T_o) \quad (1.3)$$

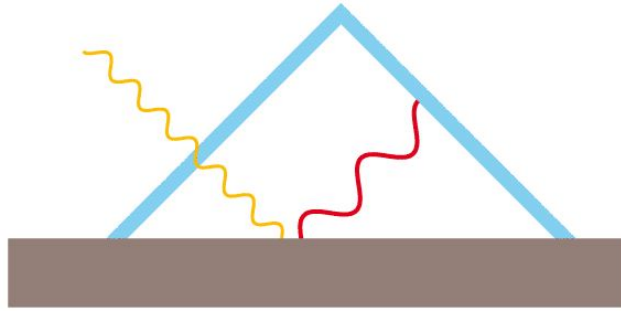


FIGURE 1.5 – Transfert de chaleur par conduction

- T_o Température extérieure $[K]$;
- h Coefficient de transfert de chaleur par conduction $[W/m^2]$;
- A_c : Surface de la couverture de la serre $[m^2]$;
- T_{in} : Température de l'air intérieur $[K]$.

Pour la simulation, le coefficient de transfert de chaleur est calculé avec l'équation suivante, où w est la vitesse du vent $[m/s]$:

Avec :

$$h = 2,8 + 1,2w \quad (1.4)$$

Selon l'équation du bilan énergétique, la variation d'énergie résultante est exprimée par le gradient de chaleur dQ/dt , et il est converti en variation de température en utilisant les propriétés de la masse.

Par conséquent en aboutit à l'équation de transfert de chaleur dû à la condensation suivante :

$$\frac{dQ}{dt} = C_p \rho \frac{d\theta}{dt} \quad (1.5)$$

Effet due à la conduction dans le sol

Pour simplifier, on a supposé que la perte de chaleur dans le sol se produit entre la surface du sol et une couche de faible épaisseur de quelques centimètres, de sorte que la différence de température sera $(T_{in} - T_1)$ et on a :

$$Q_{sol} = \frac{k_s}{Z_1} A_{sol} (T_{in} - T_1) \quad (1.6)$$

- k_s : Conductivité thermique du sol $[J/smK]$ pour notre cas nous l'avons choisi à $1,52J/smK$;
- Z_1 : Épaisseur de la couche du sol considérée $[m]$;
- A_{sol} : Surface du sol de la serre $[m^2]$;

Effet due à la condensation

Lorsque la température intérieure à la surface de couverture T_e est inférieure au point de rosée de l'air intérieur (le point de rosée est la température à laquelle une vapeur se condense, et se dépose en fines gouttelettes), cela provoque la formation d'une couche d'eau lors du transfert d'énergie et la condensation augmente progressivement en raison de la température plus basse de la couverture. Comme 1 kg d'eau nécessite $2,47 \cdot 10^6 \text{ J}$ pour convertir un liquide en vapeur (chaleur latente de vaporisation), cette même quantité sera libérée lors de la condensation à la surface interne de la couverture.

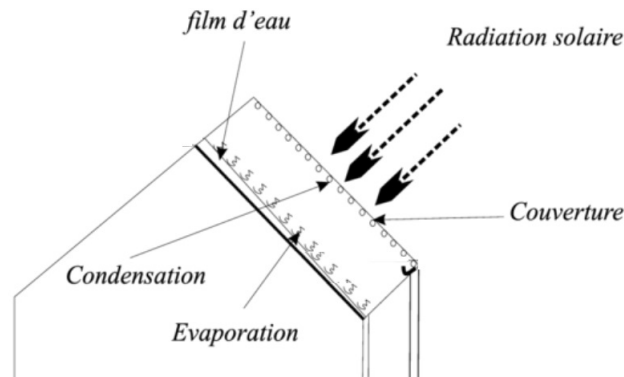


FIGURE 1.6 – l'Effet de transfert de chaleur par Condensation et Evaporation

L'équation pour le transfert de chaleur dû à la condensation s'écrit alors :

$$Q_{cds} = C i_{sv} A_c \quad (1.7)$$

- i_{sv} : Enthalpie de la vapeur saturée [kJ/kg], pour 20°C l'enthalpie est de $2453,48 \text{ kJ/kg}$
- C : Quantité d'eau condensée sur la couverture [kg/m^2].
- A_c Surface de couverture de la serre [m^2];

Effet due à la Ventilation

a. ventilation naturelle

La ventilation naturelle est la méthode la plus rentable pour contrôler le microclimat interne de la serre. Il s'agit des ouvrants disposés sur la structure ou de la ventilation artificielle. Les ouvertures représentent environ 20 % de la surface au sol et elles ont un angle d'ouverture assez important pour permettre à l'air de bien circuler dans la serre. Les ouvertures du toit permettent à l'air de se mélanger correctement à l'intérieur. De plus, les ouvertures latérales au niveau des plantes augmentent l'efficacité de l'ouverture du toit et modulent bien la ventilation. Ce qui optimisera la circulation de l'air et créera un circuit interne autorégulé : l'air frais est aspiré par les ouvertures latérales, se réchauffe, se brasse à l'intérieur et ressort par le toit. [11]

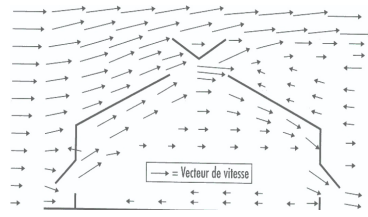


FIGURE 1.7 – Principe de ventilation naturelle d’une serre

b. ventilation forcée

La ventilation forcée elle nécessite une installation électrique incorporée dans la serre (appareillage de protection, pré-actionneurs, canaux électriques). Par son action, ces types de ventilateurs fournissent la régénération du volume d’air abrité dans la serre et permettent ainsi l’extraction du CO_2 et le rééquilibrage du climat de la serre.



FIGURE 1.8 – Exemple de ventilateur utilisé pour l’aération forcée

Pour notre cas nous avons utilisé ce type de ventilation. Dont le bilan énergétique est représenté selon l’équation suivante :

$$Q_v = (C_{pa}(T_{in} - T_o) + L_v \Delta q) F_v \quad (1.8)$$

- C_{pa} : Chaleur spécifique de l’air sec [J/kgK] = 1,01 KJ/kgK
- L_v : Chaleur latente de vaporisation [MJ/kg] = 2,45 MJ/kg
- Δq : Différence d’humidité spécifique, de l’intérieur vers l’extérieur
- Q_v : Transfert de chaleur dû à la ventilation [W]
- F_v : Débit d’air dû à la ventilation [m^3/s]

Effet du rayonnement solaire

Le rayonnement solaire (Figure 1.9) est l’un des facteurs environnementaux les plus importants pour la croissance des plantes, il varie en fonction de la saison et de l’horaire journalier en raison de la relation géographique entre le soleil et la terre. Donc il est important d’avoir un revêtement adéquat pour réduire l’impact du rayonnement solaire sur le microclimat intérieur de la serre.

$$Q_L = I \times \tau \times \gamma \times A_c \quad (1.9)$$

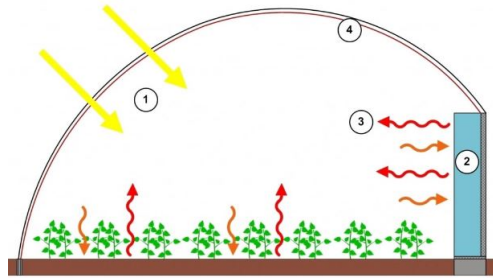


FIGURE 1.9 – Infiltration des rayons solaire à l’intérieure d’une serre

- τ : Transmission due à la couverture de la serre du rayonnement solaire, dans une serre conventionnelle τ varie de façon journalière et saisonnière avec l’angle du soleil et l’orientation de toutes les surfaces de couverture. Dans notre modèle, l’effet d’angle a été ignoré et la valeur quotidienne moyenne du $\tau = 0,7$ a été utilisée [Popovski (1993)].
- γ : Constante de la proportion du rayonnement solaire entrant dans la serre qui a un effet direct sur l’augmentation de la température interne, cette variable est comprise entre 0,3 et 0,7 et pour notre cas nous avons choisi une valeur de 0,4.
- A_c : Surface de la couverture de serre en [m²].
- I : Intensité du rayonnement solaire entrant.

Effet d’Evapo-transpiration

Le phénomène de transpiration ou d’évapotranspiration est supposé produit à partir de stomates des plantes et/ou sous la surface du sol [12]. L’échange de chaleur qui en résulte peut-être estimé comme :

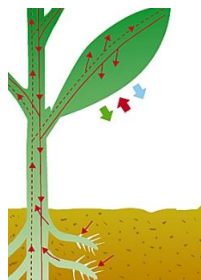


FIGURE 1.10 – Effet de l’Evapo-transpiration sur une plante

$$Q_w = H_w L_{AI} A_f \quad (1.10)$$

- L_{AI} l’indice de surface représente la quantité de végétation dans la serre et pour un sol complètement couvert $L_{AI} = 4.0$.
- H_w Échange de chaleur latente due à la transpiration
- A_f : Surface de la couverture de serre en [m²];

1.4.3 Expression de la Température intérieure

Après avoir déterminé l'ensemble des bilans énergétiques à travers la serre [13], la température intérieure peut être exprimée par l'équation suivante :

$$\frac{dT_{in}}{dt} = \frac{Q_{tot}}{V_g \rho c_p} \quad (1.11)$$

- T_{in} Température à l'intérieur de la serre [$^{\circ}C$];
- Q_{tot} Transfert de chaleur total de la structure [WJ];
- V_g Volume de la serre [m^3]
- c_p Capacité thermique volumétrique de l'air $1200J/m^3K$.

1.4.4 Expression de l'Humidité intérieure

De la même manière, on peut aussi exprimer l'humidité de l'air intérieur à la serre à partir du bilan énergétique par [14] :

$$\frac{P_{h_2O}}{dt} = \frac{\sum E_i}{C_{P_{h_2O}}} \quad (1.12)$$

$C_{P_{h_2O}}$: capacité du compartiment à stocker la vapeur d'eau [$JK^{-1}m^{-2}$].

P_{h_2O} : pression partielle de l'eau, en [Pa].

E_i : Flux de matière en (eau), [$Kgm^{-2}s^{-1}$].

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous venons de rappeler les mécanismes énergétiques et les fonctions biologiques qui interviennent dans le fonctionnement du microclimat sous serre. Nous avons présenté un modèle de bilan énergétique tenant compte de l'ensemble des transferts énergétiques mises en jeu dans une serre agricole. Ce travail vise à compléter les diverses études théoriques menées auparavant sur le bilan thermique des serres par un modèle basé sur l'ensemble des équations théoriques qui intègrent les processus d'échanges thermiques entre la couverture, l'air intérieur et le sol, à savoir : conduction, convection, ventilation, évaporation, condensation et le rayonnement solaire.

Grâce à ce bilan, nous avons pu élaborer les modèles mathématiques de la température et de l'humidité dans une serre. A travers cette thèse nous allons compléter notre travail par l'identification des paramètres de ces modèles, et déterminer une loi de conduite multivariable adaptative de ces deux variables.

Au chapitre suivant , nous allons passer en revue des rappels concernant la théorie des systèmes et la théorie de contrôle utilisée dans la littérature afin de mieux comprendre les enjeux de commandes à considérer pour la conduite de la serre. Toutefois, nous rappellerons brièvement un certain nombre de techniques de commande basées sur la commande adaptative des systèmes.

CHAPITRE 2

PRINCIPE DE LA COMMANDE ADAPTATIVE ET DE L'IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE

Sommaire

2.1	Introduction	42
2.2	Théories des systèmes et théorie de contrôle	42
2.2.1	Théorie des systèmes	42
2.2.2	Théorie de contrôle	42
2.2.3	Théorie de contrôle moderne	43
2.2.4	La commande adaptative	44
2.2.5	Commande adaptative à modèle de référence	44
2.2.6	Commande adaptative directe	45
2.2.7	Commande adaptative indirecte	45
2.3	Les méthodes générales d'identification paramétrique	47
2.4	Modèle	47
2.5	les modèles paramétriques de signaux	48
2.5.1	Le modèle ARX	48
2.5.2	Le modèle ARMAX	49
2.5.3	Le modèle ARIMAX ou CARIMA	49
2.6	Identification paramétrique	49
2.6.1	Mise en équation du problème	49
2.6.2	Algorithme des moindres carrés LS	50
2.6.3	Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)	51
2.6.4	Algorithme des moindres carrés récursif étendu (RELS)	51
2.6.5	Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)	52
2.7	Conclusion	52

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons au premier lieu les algorithmes de commande des systèmes monovariables, puis en deuxième lieu les algorithmes de commande des systèmes multivariables. Pour ce faire, nous commençons par la synthèse du régulateur numérique PID et du prédicteur de Smith. Puis nous détaillons la méthode de synthèse de la commande à minimum de variance. Nous exposons ensuite la stratégie quadratique gaussienne basée sur les techniques d'identification sous forme de représentation d'état. Enfin, nous passons en revue les étapes de base permettant d'obtenir les algorithmes prédictifs basés sur l'utilisation d'un effet anticipatif du comportement dynamique futur du système.

2.2 Théories des systèmes et théorie de contrôle

2.2.1 Théorie des systèmes

L'interprétation d'un système revient à dire que celui-ci est un ensemble d'éléments interférant entre eux pour réaliser une fonction. En automatique, nous définissons un système par ses caractéristiques d'entrées / sorties.

Un système peut être constitué par :

- Ses entrées : actions envoyées au système
- Perturbations qui sont en général imprévisibles
- Ses sorties : réponses du système aux signaux d'entrée.

Il existe plusieurs types de systèmes qui se caractérisent par la forme de leur équation. Nous distinguons :

- Les systèmes statiques : Réponse instantanée à une excitation (courant dans une résistance).
- Les systèmes dynamiques (linéaires et non linéaires).
- Les systèmes monovariables : ce sont des systèmes avec une seule entrée et une seule sortie (SISO).
- Les systèmes multivariables : il s'agit des systèmes avec plusieurs variables d'entrée et sorties (MIMO).

2.2.2 Théorie de contrôle

Un système de contrôle est un moyen essentiel pour réguler ou contrôler l'échange d'énergie, d'informations ou d'autres quantité physiques. En général, le système de contrôle est une interconnexion d'un ensemble de composants fonctionnels ou d'unités permettant d'atteindre les performances souhaitées. La figure (2.1) montre la représentation générale d'un système de contrôle en boucle ouverte, l'entrée de commande est choisie en se basant sur toutes les connaissances a priori disponibles dans le système. Elle n'est pas influencée par la sortie (pas de répercussions) qui est représentée par $Y(t)$. En plus de ces deux grandeurs présentes dans le système à contrôler, Si une perturbation

$P(t)$ agit sur le système en boucle ouverte, la sortie ne se comporte pas dynamiquement ou statiquement comme il est prévu [15].

On distingue aussi une autre classe plus générale des systèmes de contrôle, les systèmes de contrôle en boucle fermée (b.f) qui sont illustrés dans la figure (2.2). Cette structure montre que lorsque la commande Uc est manipulée elle agit directement sur la sortie du système $Y(t)$. En outre, Une chaîne de retour appelée (Feedback) est souvent insérée à cette boucle dont l'objectif est de mesurer l'évolution de la sortie vis-à-vis de son variation dynamique.

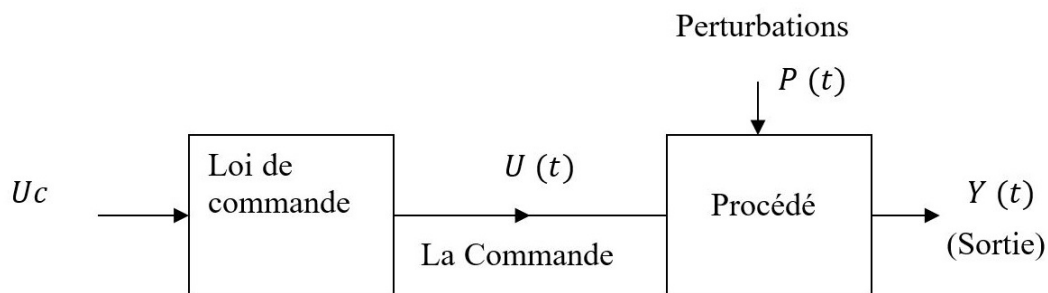


FIGURE 2.1 – Système de contrôle en boucle ouverte

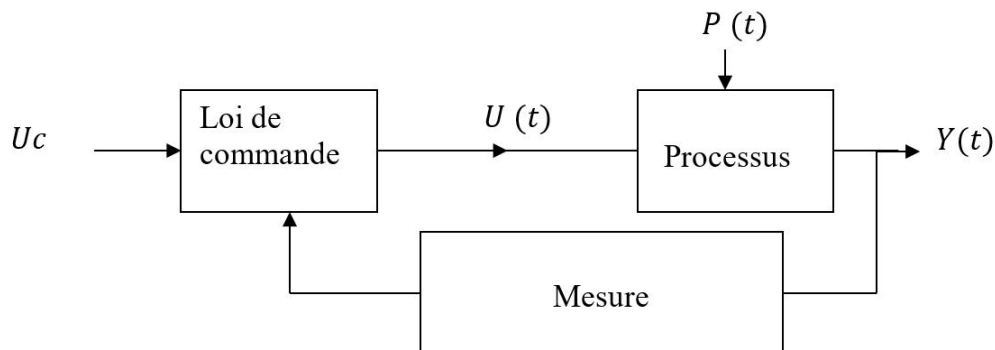


FIGURE 2.2 – Système de contrôle en boucle fermée

2.2.3 Théorie de contrôle moderne

Dans ses débuts, la théorie du contrôle était basée sur la transformation intégrale linéaire laquelle facilite l'analyse et la synthèse des systèmes dans le domaine fréquentiel (approches développées par Nyquist, Bode, Nichols...)[16], [17]. Malheureusement, ces techniques sont limitées aux systèmes monovariabiles (SISO). Vu l'aspect de non linéarité des systèmes, de leur variabilité temporelle et de l'accroissement de leurs dimensions ; les chercheurs ont envisagé des théories modernes de contrôle permettant au mieux d'améliorer les performances de poursuite et de stabilité.

2.2.4 La commande adaptative

La commande adaptative est un ensemble de techniques utilisées pour l'ajustement automatique en temps réel des paramètres du régulateur afin de maintenir un certain niveau de performances et ceci quand les paramètres du procédé sont soit inconnus soit variants dans le temps.

En principe, une unité de commande adaptative est basée sur un certain critère de performance (IP) qui est généralement traduit par l'écart de mesure entre les performances désirées et les performances mesurées. La figure (2.3) représente le principe général d'un système de commande adaptative.

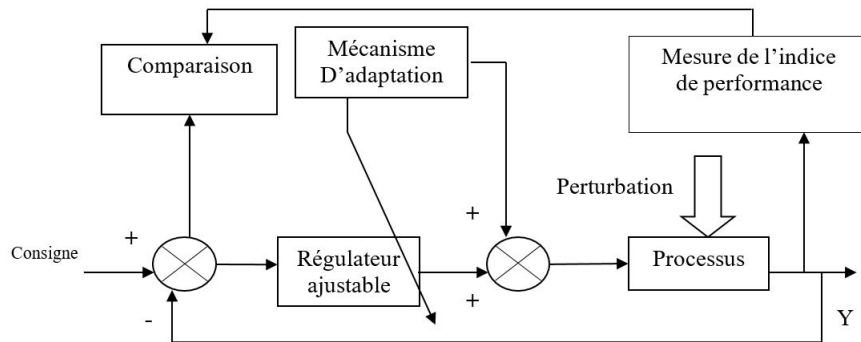


FIGURE 2.3 – Principe d'un système de commande adaptative

Trois approches ont été essentiellement considérées pour le développement des stratégies de commande adaptative destinées aux procédés à paramètres inconnus et/ou variables dans le temps.

Dans la littérature de l'automatique des systèmes, nous trouvons qu'il y'a trois types d'approches très utilisées pour la synthèse des stratégies adaptative conçus spécialement aux procédés à paramètres inconnus et/ou variables dans le temps.

- Commande par gain programmé (Gain scheduling)
- Commande auto-ajustable (Self-Tuning control)
- Commande adaptative à Modèle de Référence (MRAC)
- Commande duale (Dual control)

Rappelons aussi que la stratégie de la commande adaptative est classée selon deux types :

- Commande adaptative directe (direct adaptive control)
- Commande adaptative indirecte (indirect adaptive control)

2.2.5 Commande adaptative à modèle de référence

La commande adaptative à modèle de référence consiste à manipuler les actionneurs par une loi de commande de façon à ce que le système se comporte comme un modèle de référence prédéfini par l'utilisateur. La détermination de cette loi de commande permet à la réponse de suivre celle du modèle même en présence de perturbations externes [18]. Le principe de cette commande est illustré dans la figure (2.4) :

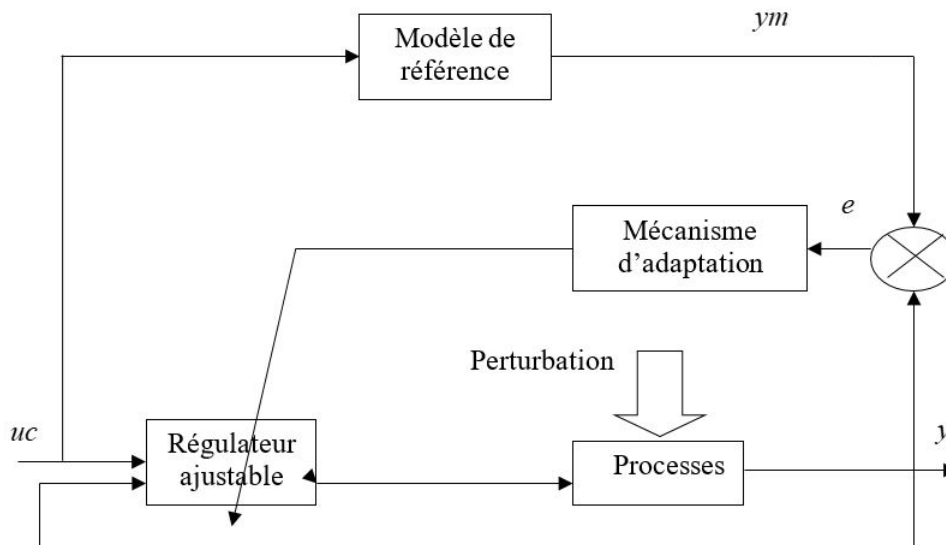


FIGURE 2.4 – structure de base de la commande adaptative à modèle de référence

La synthèse de l'algorithme d'adaptation et la principale difficulté qui se pose lors de la réalisation des systèmes à commande adaptative. En général, Plusieurs études théoriques ont été développées dont le but est de fournir des méthodes de synthèse simplifiées.

2.2.6 Commande adaptative directe

L'idée de cette commande consiste à calculer en une seule étape les paramètres du régulateur mais sans identifier explicitement les paramètres du système. Cette technique implantée avec le système induit souvent à des algorithmes simples à synthétiser. Cette facilité d'implantation la rend relativement attractive. Citons ainsi de façon non exhaustive des applications réalisées sur de grandes structures flexibles : des robots manipulateurs, des commandes de conduite des moteurs à courant continu, et des servomécanismes non linéaires... etc.

La méthode de contrôle adaptative directe à modèle de référence (MRAC) est considérée l'une des méthodes les plus simples à utiliser à nos jours. Le schéma de la Figure (2.5) illustre la structure de cette stratégie de commande, pour laquelle les performances de la boucle fermée sont spécifiées par l'intermédiaire d'un modèle de référence choisi par l'utilisateur de façon cohérente avec les caractéristiques intrinsèques du système.

2.2.7 Commande adaptative indirecte

Le principe de la commande adaptative indirecte repose sur l'identification d'un modèle du système en ligne et en temps réel. Puis, avec ce nouveau modèle estimé le régulateur permettant de satisfaire les performances souhaitées en boucle fermée est de nouveau élaboré. Le schéma de principe de ce type de commande est illustré dans la Figure (2.6).

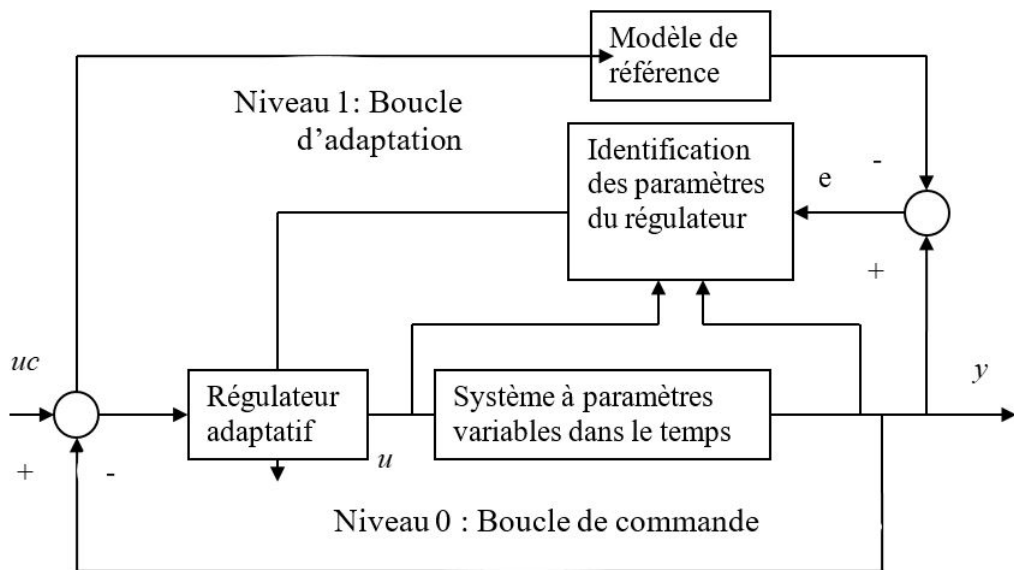


FIGURE 2.5 – Structure de la commande adaptative directe

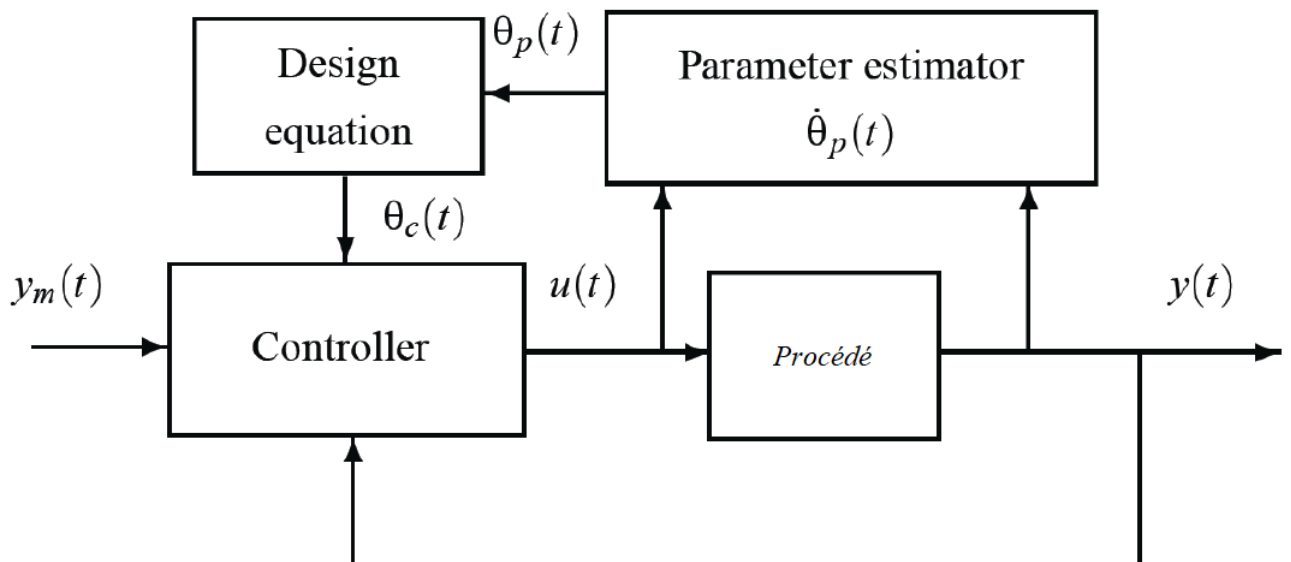


FIGURE 2.6 – Structure de la commande adaptative indirecte

2.3 Les méthodes générales d'identification paramétrique

L'identification, ou la recherche de modèles à partir de données expérimentales constitue une préoccupation majeure dans l'automatique des systèmes. Elle désigne un ensemble de techniques visant à déterminer des modèles mathématiques capables de reproduire aussi fidèlement que possible le comportement d'un système physique[19].

Dans la pratique, la plupart des systèmes peuvent être identifiés en utilisant des modèles mentaux ou des tables références sans avoir besoin de procéder à une formalisation mathématique(on parle alors de l'identification non paramétrique). Cependant, Pour des systèmes complexes il est nécessaire d'utiliser des modèles mathématiques (identification paramétrique) pour estimer le modèle décrivant parfaitement le comportement dynamique du système.

En général, l'identification paramétrique nécessite une structure de modèle connu a priori pour identifier les différents paramètres. Ce modèle est généralement représenté par des fonctions de transfert ou par l'utilisation de equations différentielles. En effet, l'approche utilisée pour valider une telle identification est montrée sur la figure suivante [20] :

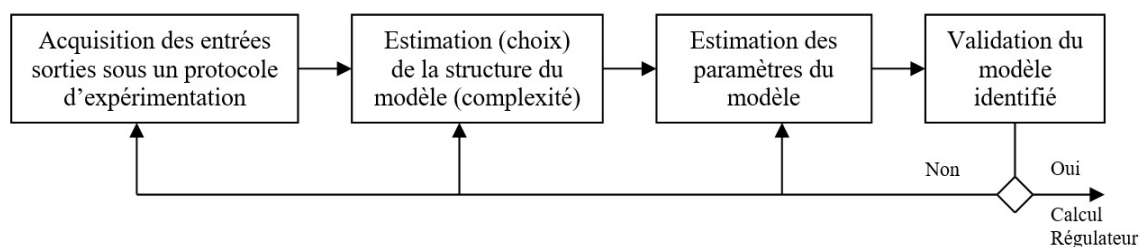


FIGURE 2.7 – procédure d'identification d'un modèle de système

2.4 Modèle

Le modèle doit définir l'évolution de la sortie du procédé yp à n'importe quel instant t . Pour cela, on peut se servir des valeurs des entrées aux instants présents et antérieurs $[u(t), u(t-1), \dots]$ et des valeurs préalables de la sortie $[y(t-1), y(t-2), \dots]$. Soulignons qu'il est important de connaître à l'avance la nature du système à identifier pour déterminer le choix du modèle approprié :

- Modèle possédant une entrée/une sortie (**SISO**)
- Modèle avec plusieurs entrées et plusieurs sorties (**MIMO**)
- Modèle linéaire ou non-linéaire
- Modèle continu ou discret
- Modèle régressif ou indépendant : pour un modèle régressif, la sortie à un instant t , $y(t)$, dépend des instants précédents ($y(t - i)$).

— Modèle stochastique ou déterministe

En automatique, les modèles les plus utilisés sont [21] :

1. Le modèle ARX
2. Le modèle ARMAX
3. Le modèle ARIMAX ou CARIMA

2.5 les modèles paramétriques de signaux

Les modèles de signaux discrets qui seront considérés ont la forme générale suivante :

$$y_k = - \sum_{i=1}^n a_i y_{k-i} + \sum_{i=1}^m b_i u_{k-i} + \sum_{i=1}^n c_i w_{k-i} + w_k \quad (2.1)$$

Où :

y_k : Signal mesuré

u_k : Entrée de commande mesurable

w_k : Entrée non mesurable représente généralement des perturbation externes ou bruits .

Le signal de l'équation (2.1) peut s'écrire aussi sous la forme suivante :

$$A(q^{-1})y_k = B(q^{-1})u_k + C(q^{-1})w_k \quad (2.2)$$

Où : q^{-1} est l'opérateur retard tel que : $q^{-1}.y_k = y_{k-1}$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \quad (2.3)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + a_{n_b} q^{-n_b} \quad (2.4)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + a_{n_c} q^{-n_c} \quad (2.5)$$

Où encore :

$$y_k = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u_k + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} w_k \quad (2.6)$$

2.5.1 Le modèle ARX

Le modèle ARX (Auto Regressive model with external inputs) est un modèle auto régressif qui inclut des entrées $u(t)$ et un bruit blanc $P(t)$ de moyenne nulle. De plus, le modèle inclut un retard pur d de k pas d'échantillonnage[22].

En effet, si le système est échantillonné à une période T , alors le retard sera de $d = k.T$.

Sous la forme discrète on peut écrire :

$$y_k = B[u(t-k), u(t-k-1)\dots]^T - A[y(k-1), y(k-2), \dots]^T + [\zeta(k), \zeta(k-1), \dots] \quad (2.7)$$

Sous forme de fonction de transfert utilisant l'opérateur retard on peut écrire :

$$y_k = q^{-1} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u_k + \zeta(k) \quad (2.8)$$

2.5.2 Le modèle ARMAX

Le modèle ARMAX (Auto Regressive Moving Average with external inputs) reprend les particularités du modèle ARX, mais inclut une fonction de transfert avec une moyenne ajustable sur le bruit blanc. En général, le bruit blanc permet de modéliser des perturbations non mesurables (fluctuations thermiques, vibrations du sol...) dans le modèle. Ces perturbations sont rarement de moyenne nulle et peuvent aussi modélisées par une autre forme.

$$y_k = q^{-1} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u_k + \frac{T(q^{-1})}{A(q^{-1})} \zeta(k) \quad (2.9)$$

2.5.3 Le modèle ARIMAX ou CARIMA

Dans le modèle ARIMAX (Auto Regressive Integrated Moving Average with external inputs) le modèle du bruit est directement intégré par un opérateur Δ . Ce paramètre correspond à l'opérateur différentiel. Le polynôme $T(q^{-1})$ est souvent égal à 1 .

$$y_k = q^{-1} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u_k + \frac{T(q^{-1})}{\Delta A(q^{-1})} \zeta(k) \quad (2.10)$$

2.6 Identification paramétrique

2.6.1 Mise en équation du problème

Pour réaliser l'identification d'un modèle contenant p paramètres, sachant que le système possède n sorties y_i , m entrées u_i sur un ensemble de N mesures, on introduit 3 matrices distinctes :

— La matrice de sortie $Y_p = \begin{bmatrix} y_1(k) & \dots & y_n(k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1(k+N) & \dots & y_n(k+N) \end{bmatrix}$ de dimension $N \times n$

— La matrice d'observation $\phi = [\varphi_1^T, \varphi_2^T, \dots, \varphi_N^T]^T$ de dimension $N \times p$

— La matrice de paramètres $\hat{\theta} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}$ de dimension $N \times p$

- * Yp représente les n sorties du procédé à chaque mesure.
- * ϕ contient toutes les données mesurables du problème à l'instant k . φ_k est l'observation faite à l'instant k : $\varphi_k = [y_1(k-1), y_1(k-2), \dots, y_2(k-1), y_2(k-2), \dots, u_1(k-1), u_1(k-2), \dots, u_2(k-1), u_2(k-2), \dots]^T$ de dimension p .
- * La matrice de paramètres contient tous les paramètres à identifier. C'est elle qui est l'inconnue du problème. On peut alors représenter une série de N mesures par la relations matricielle suivante :

$$Yp = \phi.\theta$$

le vecteur Yp contient toutes les données disponibles sur les mesures des sorties du système et le vecteur θ représentent tous les paramètres à identifier. Il ne faut pas confondre ce vecteur qui représente les paramètres réels du système et le vecteur $\hat{\theta}$ qui contient les approximations de ces paramètres. Les résultats de l'identification paramétrique sont contenus dans la matrice $\hat{\theta}$ qui doit être la plus proche possible de θ .

2.6.2 Algorithme des moindres carrés LS

L'algorithme des moindres carrés (ou LS pour Least Squares algorithm) a pour objectif de minimiser la somme des erreurs quadratiques ε^2 entre le modèle et les mesures [23]. Pour synthétiser cet algorithme, Il faut donc minimiser la fonction J décrite par :

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (Y_p(k) - Y_m(k))^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (Y_p(k) - \phi.\theta)^2 \quad (2.11)$$

Le système à identifier a pour modèle $\phi.\hat{\theta}$ et le vecteur optimal $\hat{\theta}$ contenant les paramètres estimés peut être calculé en utilisant la pseudo-inverse de ϕ :

$$\hat{\theta} = [\phi^T \phi]^{-1} . \phi^T . y \quad (2.12)$$

Sachant que $[\phi^T \phi]$ doit être inversible

Si le modèle est de type ARX de l'équation (2.8) , l'algorithme LS fournit une identification pertinente sans aucun biais et l'erreur commise sur les paramètres $(\theta - \hat{\theta})$ est ainsi minimale. En revanche, si le modèle est de type ARMAX ou ARIMAX de l'équation (2.9), la solution trouvée sera biaisée à cause du terme $(\frac{T(q^{-1})}{A(q^{-1})})\zeta(t)$ qui n'a pas une moyenne nulle. Pour identifier de tels modèles, il est nécessaire de procéder à une identification utilisant l'algorithme des moindres carrés récursif étendu (RELS) pour supprimer ce biais.

2.6.3 Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)

L'algorithme des moindres carrés récursif (ou RLS pour Recursive Least Squares algorithm) est la version récursive de l'algorithme LS. Cet algorithme des ressources calculatoires plus importantes, mais demeure néanmoins plus efficace que l'algorithme LS pour une identification avec bruit.

L'algorithme est formulé pour chaque itération k comme suivant :

$$\begin{cases} \theta_k = \theta_{k-1} + G_k \cdot \varepsilon_k \\ \varepsilon_k = y_k - \theta_{k-1}^T \cdot \varphi^k \\ G_k = \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \\ P_k = P_{k-1} + \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k \cdot \varphi_k^T \cdot P_{k-1}}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \end{cases} \quad (2.13)$$

Le vecteur $\hat{\theta}$ contient les paramètres à identifier, ε_k représente l'erreur entre la sortie réelle et l'estimation, G_k est la matrice de gain d'adaptation qui évolue pendant le déroulement de l'algorithme et si il y'a convergence des paramètres à identifier, alors $G_k \rightarrow 0$.

2.6.4 Algorithme des moindres carrés récursif étendu (RELS)

L'Algorithme des moindres carrés récursif étendu (ou RELS pour Recursive Extended Least Squares algorithm) est aussi appelé méthode d'erreur de prédiction (ou PEM). Cet algorithme permet de fournir une identification pertinente sans aucun biais pour les modèles ARMAX et ARIMAX.

Le principe de cette méthode est d'inclure le polynôme $T(q^{-1})$ dans la matrice $\theta = [\hat{a}_i, \hat{b}_i, \hat{t}_i]$. Et ceci pour obtenir une matrice d'observation augmentée contenant les termes passés du bruit ζ :

$$\varphi = [y(t-1) \cdots y(t-n), u(t-1) \cdots u(t-m), \zeta(t-1) \cdots \zeta(t-r)]^T \quad (2.14)$$

Bien sûr, le bruit ne peut pas être mesuré. Mais on peut réaliser une bonne estimation de $\hat{\zeta}$ en utilisant le modèle du processus avec une expression récursive.

$$\zeta(t) = y(t) + \sum_{i=1}^n \hat{a}_i \cdot y(t-i) - \sum_{i=1}^m \hat{b}_i \cdot u(t-k-i) + \sum_{i=1}^r \hat{t}_i \cdot \zeta(t-i) \quad (2.15)$$

2.6.5 Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)

L'algorithme FFRLS, consiste à intégrer un facteur d'oubli λ permettant ainsi l'identification des systèmes à paramètres variants dans le temps.

$$\begin{cases} \theta_k = \theta_{k-1} + G_k \cdot \varepsilon_k \\ \varepsilon_k = y_k - \theta_{k-1}^T \cdot \varphi_k \\ G_k = \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \\ P_k = \frac{1}{\lambda} \left(P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k \cdot \varphi_k^T \cdot P_{k-1}}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \right) \end{cases} \quad (2.16)$$

Dans ce cas, la matrice $P_k = \frac{1}{\lambda} \left[P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k \cdot \varphi_k^T \cdot P_{k-1}}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \right]$ avec $0 < \lambda < 1$.

Si l'on considère que le temps de l'application de la commande est court par rapport au temps des variations intrinsèques des paramètres du système à identifier et qu'ils ne varient pas dans le temps. Alors on peut choisir un facteur d'oubli $\lambda(k) = 1$ et on retombe alors sur les formules des moindres carrés récursives RLS. Dans le cas contraire, on choisira $\lambda(k) < 1$ (typiquement entre 0,98 et 0,995).

2.7 Conclusion

À la fin de cette brève introduction à la théorie du contrôle adaptatif des systèmes, en particulier l'ensemble des techniques d'identification utilisées pour élaborer une approche d'estimation des paramètres du modèle d'un système. Nous avons mis en évidence les principaux algorithmes d'identification et leurs représentations à temps discret. Nous avons également souligné que ces algorithmes reposent principalement sur la technique des moindres carrés récursifs.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter en détails les algorithmes de commande adaptatifs appliqués à des systèmes monovariabiles et multivariabiles

CHAPITRE 3

SYNTHÈSE DES ALGORITHMES DE COMMANDE

Sommaire

3.1	Introduction	54
3.1.1	Structure d'une commande numérique	54
3.1.2	Méthode de Synthèse d'un correcteur numérique	54
3.2	Correcteur PID Numérique	55
3.2.1	Synthèse du Correcteur	55
3.2.2	Algorithme de commande PID	56
3.3	Prédicteur de Smith numérique	57
3.3.1	Principe et synthèse	57
3.4	La commande à variance minimale MV	58
3.4.1	Synthèse de la commande à variance minimale MV	58
3.4.2	Synthèse de la commande adaptative à variance minimale MVA	61
3.4.3	Synthèse de la commande à variance minimale généralisée GMV	62
3.4.4	Synthèse de la commande à Variance minimale Généralisée adaptative GMVA	64
3.5	La commande Optimale	65
3.5.1	Commande Linéaire Quadratique LQ	65
3.5.2	La Commande linéaire quadratique gaussienne LQG	67
3.5.3	Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative LQGA	68
3.6	La commande prédictive généralisée GPC	71
3.6.1	Historique	71
3.6.2	Principe de la commande prédictive généralisée GPC	71
3.6.3	Synthèse de la commande prédictive généralisée GPC (Cas Monovariante pour des systèmes SISO)	73
3.6.4	la commande prédictive généralisée adaptative GPCA	78
3.6.5	Commande prédictive généralisée Multivariable GPC-MIMO	79
3.7	Conclusion	83

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons au premier lieu les éléments de base de synthèse des algorithmes de commande des systèmes monovariables, puis en deuxième lieu les méthodes de synthèse des algorithmes de commande des systèmes multivariables. De plus, nous étudierons les algorithmes de commande des modèles ayant des paramètres connus ainsi que les algorithmes de commande des systèmes ayant des paramètres mal connus ou variables dans le temps.

Pour ce faire, nous avons commencé à étudier les commandes numériques basiques telles que la commande PID et le Prédicteur de Smith. Puis nous avons fait une synthèse globale de la technique de commande à minimum de variance. Ensuite nous avons présenté la commande linéaire quadratique gaussienne qui est une méthode basée sur des techniques d'identification sous forme de représentation d'état, et permet de calculer le gain d'un correcteur par retour d'état. Finalement nous avons exposé les algorithmes de commande prédictive basés sur l'utilisation d'un modèle dynamique anticipatif du futur du système à contrôler.

3.1.1 Structure d'une commande numérique

comme il est montré sur la figure (3.1) et pour un système mono-variable SISO (Single input Single Output), le système modèle est constitué d'une cascade de sous-systèmes parmi lesquels on trouve le procédé à commander modélisé par une fonction de transfert $A(p)$, une chaîne de retour modélisée par la fonction de transfert $B(p)$.

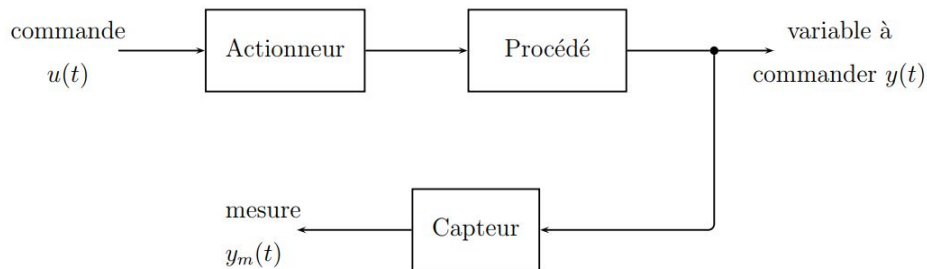


FIGURE 3.1 – Structure d'un Asservissement de la sortie en boucle ouverte

Notons par :

$A(p)$: Fonction de transfert de la variable complexe $p = j\omega t$ utilisé pour décrire sa représentation de Laplace).

3.1.2 Méthode de Synthèse d'un correcteur numérique

L'objectif d'une conduite automatique du processus consiste à introduire un correcteur dans la chaîne directe un élément supplémentaire ayant comme fonction transfert $C(p)$ (Fig. 3.2). Son rôle essentiel consiste à modifier le comportement du système en

boucle fermé. tout en garantissant certaines performances (précision, temps de réponse, marge de phase, et dépassement).

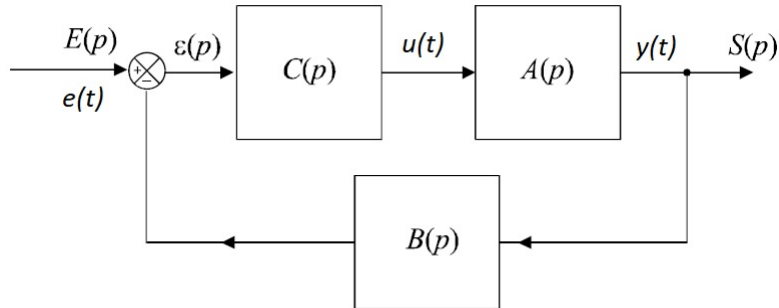


FIGURE 3.2 – Structure d'un Asservissement de la sortie en boucle fermée

Pour le cas des systèmes échantillonnés, la synthèse du correcteur numérique se fait généralement selon la figure (3.3) ou en utilisant les méthodes suivantes :

- La méthode de discrétisation du correcteur continu (pour des cas particuliers).
- La méthode de discrétisation selon des modèles d'identification (ARX, ARMAX, CARMA,...) déjà traités dans le chapitre précédent.

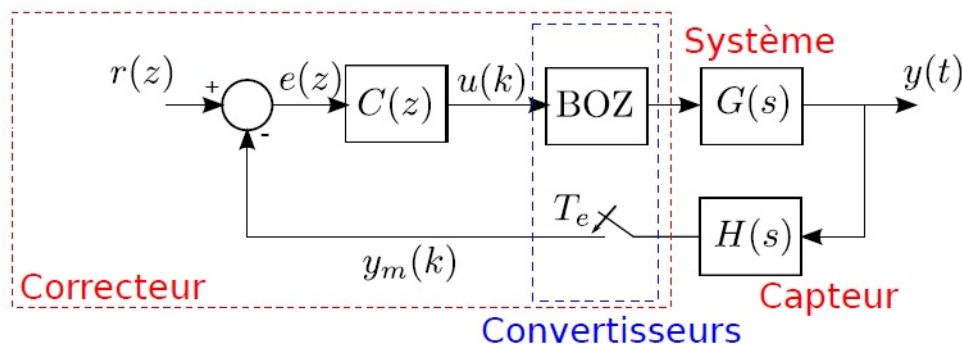


FIGURE 3.3 – Structure d'un Correcteur numérique en boucle ouverte

Avec : BOZ est un Bloqueur d'ordre zéro décrit sous la forme : $h(t) = u(t) - u(t - T)$.

3.2 Correcteur PID Numérique

3.2.1 Synthèse du Correcteur

En 1942, Ziegler et Nichols ont proposé le premier régulateur P.I.D qui répond à plus de 95% des besoins industriels [24]. Le correcteur numérique PID joint promptement le signal de commande $u(t)$ au signal d'erreur $\varepsilon(t)$.

Sa description en temps discret est donnée par la figure suivante :

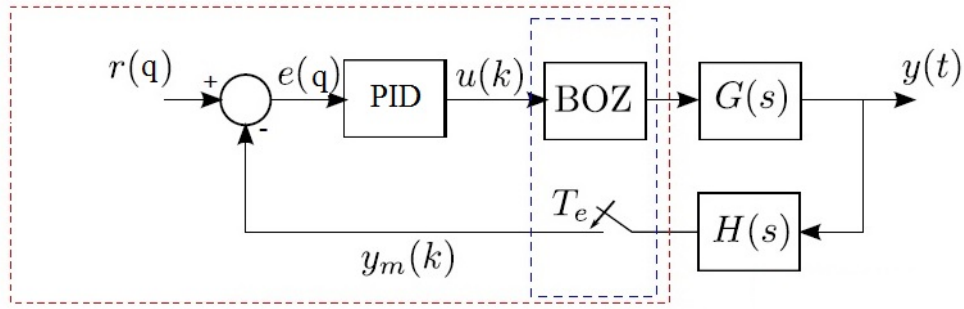


FIGURE 3.4 – Correcteur numérique PID utilisé dans une boucle fermée

L'expression de la loi de commande PID en domaine continu s'écrit :

$$u(t) = \varepsilon(t) = K \left(\frac{1}{T_i} \int_0^t \varepsilon(t) dt + T_d \frac{d\varepsilon(t)}{dt} \right) \quad (3.1)$$

Dont la fonction de transfert de Laplace vaut :

$$\frac{U(p)}{\varepsilon(p)} = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i p} + T_d p \right) \quad (3.2)$$

$$\frac{U(p)}{\varepsilon(p)} = \left(\frac{\frac{K_p}{T_i} + K_p p + K_p T_d p^2}{p} \right) \quad (3.3)$$

Le régulateur PID agit sur la commande par trois actions[25] :

- Action proportionnelle : l'erreur est amplifiée par un gain K_p ;
- Action intégrale : l'erreur est intégrée et divisée par un gain T_i ;
- Action dérivée : l'erreur est dérivée et multipliée par un gain T_d

3.2.2 Algorithme de commande PID

Il existe de nombreuses méthodes qui permettent de convertir la représentation de Laplace en p du correcteur de l'équation (3.1) à sa transmittance numérique en q^{-1} . Pour cela nous avons choisi l'approximation de l'opérateur dérivée pour discrétiser le modèle du PID en discret $p = \frac{1-q^{-1}}{T}$ [26].

L'équation (3.2) devient :

$$\frac{U(q)}{\varepsilon(q)} = \frac{\alpha_0 + \alpha_1 q^{-1} + \alpha_2 q^{-2}}{1 - q^{-1}} \quad (3.4)$$

On donne :

$$\alpha_0 = K_p \left(1 + \frac{T}{T_i} + \frac{T_d}{T} \right) \quad (3.5)$$

$$\alpha_1 = -K_p \left(1 + \frac{2T_d}{T} \right) \quad (3.6)$$

$$\alpha_2 = \frac{K_p T_d}{T} \quad (3.7)$$

Étant donné les valeurs des paramètres K_p , T_i et T_d , on déduit alors les paramètres du régulateur numérique PID : α_0 , α_1 et α_2 .

Synthèse de la Loi de commande

La loi de commande du correcteur PID numérique s'écrit alors [27] :

$$u(k) = r_0 \varepsilon(k) + r_1 \varepsilon(k-1) + r_2 \varepsilon(k-2) + u(k-1) \quad (3.8)$$

Algorithme de commande PID numérique

Ce qui nous amène à construire l'algorithme de commande PID suivant :

- Acquisition de la mesure de la sortie $y(k)$
- Calcul de l'erreur $e(k) = \text{consigne } y_r(k) - \text{sortie mesurée } y(k)$
- Elaboration de la commande $u(k)$
- $u(k) = u(k-1)$
- $y(k) = y(k-1)$
- Application de la commande sur l'entrée de l'actionneur du procédé

3.3 Prédicteur de Smith numérique

3.3.1 Principe et synthèse

Le régulateur de Smith permet une construction aisée de la loi de commande pour les systèmes qui ont des retards purs importants ce qui habituel dans les applications industrielles. La méthode de Smith est décrite selon le schéma bloc présenté sur la figure suivante [28] :

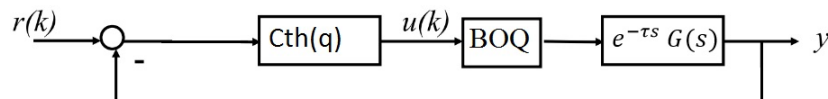


FIGURE 3.5 – Structure du Correcteur de Smith en boucle fermée

Le prédicteur de Smith a été élaboré par Smith en 1957. Il permet de corriger facilement un système contenant un retard pur. En effet, la synthèse du prédicteur de Smith numérique se fait sans tenir compte du retard du système. La sortie finale est déduite en retardant la sortie corrigée par la valeur du retard. Cette approche, très aisée, nous amène à la structure suivante

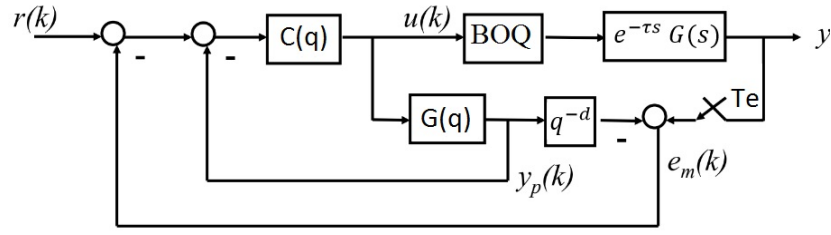


FIGURE 3.6 – Correcteur de smith utilisé avec compensation du retard système

Correcteur de Smith synthétisé

Le régulateur final C_{th} sera synthétisé selon l'équation suivante : [28], [29]

$$C_{th} = \frac{C(q)}{1 + (1 - q^{-d})G(q)C(q)} \quad (3.9)$$

Algorithme de commande de Smith

- Synthèse d'un correcteur $C(q)$ numérique du procédé sans retard
- Le correcteur C_{th} final sera déterminé par l'équation $C_{th} = \frac{C(q)}{1 + (1 - q^{-d})G(q)C(q)}$

3.4 La commande à variance minimale MV

L'algorithme de commande à variance minimale (MV), est fondé par Åström et Wit-tenmark (1973) [30]. Cette commande est basée sur une prédiction futur de la sortie pour tenir compte de l'effet de retard intrinsèque aux systèmes.

3.4.1 Synthèse de la commande à variance minimale MV

La stratégie de commande à variance minimale permet de trouver la loi de commande $u(t)$ qui minimise le critère suivant :

$$J = E\{(y(t+d) - y_r(t+d))^2\} \quad (3.10)$$

Où : $y(t)$ est la sortie du système, $y_r(t)$ est la consigne et $E[.]$ représente l'opérateur de l'espérance mathématique.

Dans ce cas, la commande MV se réfère à l'écart entre la sortie estimée $y(t+d)$ dans le future et le point de consigne y_r . Le contrôleur souhaité est donc celui qui minimise cette variance, d'où le nom de commande à variance minimale.

En utilisons le modèle d'identification paramétrique ARMAX, nous avons le modèle linéaire discret suivant :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-1}B(q^{-1})u(t) + \xi(t)C(q^{-1}) \quad (3.11)$$

Avec :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (3.12)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (3.13)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (3.14)$$

$A(z)$, $B(z)$ et $C(z)$ sont des polynômes en q^{-1} .

$\xi(t)$ est une séquence aléatoire de moyenne nulle de variance finie σ^2 .

Avec : $E(\xi(t)) = 0$ et $E(\xi(t)^2) = \sigma^2$

Définissons le vecteur $\{Y^t, U^t\}$ défini par [31] :

$$\{Y^t, U^t\} = \{y(t), y(t-1), \dots, u(t), u(t-1), \dots\} \quad (3.15)$$

Et considérons l'équation diophantienne suivante :

$$C(q^{-1})y^*(t+d|t) = G(q^{-1})y(t) + F(q^{-1})u(t) \quad (3.16)$$

Alors on a l'expression du polynôme $C(q^{-1})$

$$C(q^{-1}) = A(q^{-1})E(q^{-1}) + q^{-d}G(q^{-1}) \quad (3.17)$$

Définissons $F(q^{-1})$ par :

$$F(q^{-1}) = B(q^{-1})E(q^{-1}) \quad (3.18)$$

Avec :

$$E(q^{-1}) = 1 + e_1q^{-1} + \dots + e_{n_e}q^{-n_e}; \quad n_e = n_d - 1 \quad (3.19)$$

$$G(q^{-1}) = g_0 + g_1q^{-1} + \dots + g_{n_g}q^{-n_g}; \quad n_g = n_e - 1 \quad (3.20)$$

$$F(q^{-1}) = f_0 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}; \quad n_f = n_b + d - 1 \quad (3.21)$$

$$E\{\tilde{y}(t+d|t)^2\} = (1 + \sum e_i^2)\sigma^2 \quad (3.22)$$

E et G sont des polynômes en q^{-1} obtenues par résolution de l'équation diophantienne (3.16)

La fonction objective J de l'équation (3.10) contient un terme futur $y(t+d)$, qui n'est pas disponible à l'instant t . Par conséquent, la minimisation ne peut être effectuée que si nous pouvons remplacer $y(t+d)$ par son estimation. Cela peut être fait en utilisant

l'identité suivante :

$$y(k+d) = E\xi(t+d) + \frac{B}{A}u(t) + \frac{G}{A}\xi(t) \quad (3.23)$$

$$\xi(t) = \frac{A}{C}y(t) - \frac{q^{-d}B}{C}u(t) \quad (3.24)$$

$$y(k+d) = E\xi(t+d) + \frac{F}{C}u(t) + \frac{G}{C}y(t) \quad (3.25)$$

Il est facile de montrer que le prédicteur défini par l'espérance mathématique minimise bien le critère quadratique suivant :

$$J^* = E\{(y(t+d) - \hat{y}(t+d|t))^2\} \quad (3.26)$$

$$= E\left\{\left(\frac{F}{C}u(t) + \frac{G}{C}y(t) - \hat{y}(t+d|t)\right)^2\right\} \quad (3.27)$$

Définissons la sortie $y^*(t+d|t)$ futur par :

$$y^*(t+d|t) = \frac{F}{C}u(t) + \frac{G}{C}y(t) \quad (3.28)$$

Soit :

$$J = E\{(y(t+d) - y_r(t+d))^2\} \quad (3.29)$$

Nous obtiendrons :

$$F(q^{-1})u(t) = C(q^{-1})y_r(t+d) - G(q^{-1})y(t) \quad (3.30)$$

Le prédicteur au pas d de la sortie $y^*(t+k|t)$ devient alors [32] :

$$y^*(t+d|t) = y(t+d) - E\xi(t+d) \quad (3.31)$$

Si l'estimation et la loi de commande sont effectuées à chaque instant d'échantillonnage, nous avons la loi de commande formulée comme suit :

$$u(t) = \frac{Ay_r(t+d) - G\xi(t)}{B} \quad (3.32)$$

La fonction de transfert du système en boucle ferme utilisant la commande à variance minimale est schématisée par la figure (3.7) :

$$y(t) = \frac{\frac{C}{F} \frac{q^{-d}B}{A}}{1 + \frac{G}{F} \frac{q^{-d}B}{A}} y_r(t+d) + \frac{\frac{C}{A}}{1 + \frac{G}{F} \frac{q^{-d}B}{A}} \xi(t) \quad (3.33)$$

$$y(t) = \frac{CBq^{-d}y_r(t+d) + CF\xi(t)}{AF + q^{-d}BG} \quad (3.34)$$

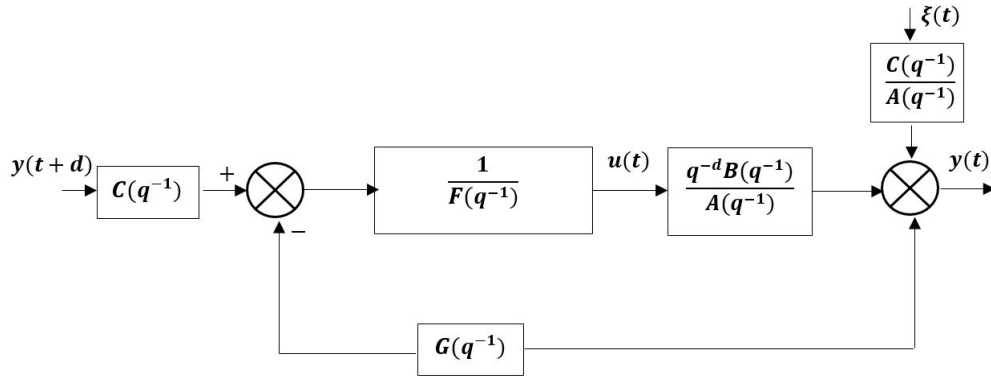


FIGURE 3.7 – Asservissement en boucle fermée du contrôleur à Minimum de variance

Ainsi, si le modèle de processus est bien formulé alors la sortie commandée suivra le point de consigne après le temps de retard du processus et la seule erreur rémanente sera celle due à la somme pondérée du bruit de processus. Le contrôleur fournit alors une compensation du temps mort et une réponse plus performante.

En outre, s'il n'y a pas de bruit de processus, c'est-à-dire $\xi(t) = 0$, on peut voir que le contrôleur à minimum de variance MV est équivalent à un contrôleur qui donne une erreur nulle entre la sortie du système et la consigne appliquée.

L'équation (3.33) représente la fonction de transfert en boucle fermée, et nous pouvons voir qu'il n'y a ni pôles ni zéros instables. Cela indique que la variance minimale atteint son objectif de performance en annulant la dynamique du processus. Par conséquent, il ne peut pas être appliqué aux systèmes à phases non minimales. Une autre limite est que l'on observe souvent, c'est que la stratégie de variance minimale exerce un effort de commande excessive ce qui ne peut pas être toléré du point de vue opérationnel. Ces lacunes ont conduit au développement de la commande à variance minimale généralisée GMV.

3.4.2 Synthèse de la commande adaptative à variance minimale MVA

Pour synthétiser la loi de commande $u(t)$ à partir de l'équation (3.34) pour un système à paramètres inconnus ou instationnaire, nous avons besoin des coefficients des polynômes E, F et G. ces paramètres devraient être estimés à partir des données d'entrée-sortie du processus ou à partir de l'expression de la régression linéaire utilisée en identification paramétrique.

$$y^*(t+d|t) = Gy(t) + Fu(t) + (1 - C)y^*(t+d|t) = \varphi^T(t)\theta \quad (3.35)$$

La quantité $y^*(t+d|t)$ de l'équation est exprimée sous forme de produit scalaire d'un vecteur de paramètres θ et du vecteur $\varphi(t)$ contenant les mesures disponibles de la sortie et de la commande à l'instant considérée t .

Avec :

$$\begin{cases} = [y(t), \dots, y(t - n_g), u(t), \dots, u(t - n_f), \\ -y^*(t + d - 1|t - 1), \dots, -y^*(t + d - n_c|t - n_c)]^T \\ \theta = [g_0, \dots, g_{n_g}, f_0, \dots, f_{n_f}, c_1, \dots, c_{n_c}] \end{cases} \quad (3.36)$$

Puisque le prédicteur φ est bouclé alors il est qualifié d'un prédicteur ayant régression pseudo-linéaire. Soit donc la sortie prédite suivante :

$$y(t + d) = \varphi^T(t)\theta + E\xi(t + d) \quad (3.37)$$

Cette équation peut être réécrite sous la forme suivante [33] :

$$y(t) = \varphi^T(t - d)\theta + \xi(t) \quad (3.38)$$

Le vecteur contenant les paramètres du système à identifier a la forme suivante :

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t - 1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t - d)\hat{\theta}(t - 1)] \quad (3.39)$$

La forme générale de l'algorithme d'adaptation paramétrique est la suivante :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t - 1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t - d)\hat{\theta}(t - 1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t - d)]P(t - 1) \end{cases} \quad (3.40)$$

En remplaçant la sortie prédite stationnaire par l'expression de la sortie y dans (3,38), on obtient par la résolution de l'équation $\frac{\partial J}{\partial u} = 0$, la loi de commande suivante [34] :

$$u(t) = \frac{1}{\hat{f}} \left[\sum_{i=1}^{n_f} \hat{f}_i u(t - i) + y_r(t + d) + \sum_{i=1}^{n_c} \hat{c}_i y_r(t + d - i) + \sum_{i=1}^{n_g} \hat{g}_i y(t - i) \right] \quad (3.41)$$

3.4.3 Synthèse de la commande à variance minimale généralisée GMV

Principe de la commande à variance minimale généralisée GMV

La GMV est l'une des méthodes de contrôle très utilisées dans l'industrie. En effet, Hastings-James et Clarke (1971, [35]) ont modifié la première loi de commande basée sur la variance minimale de l'erreur en ajoutant un terme de pondération sur les commandes. Cela été appelé par la suite la stratégie de commande à variance minimale généralisée (GMV), cette commande a permis de stabiliser les processus avec phase non minimale, et elle a pallié au problème de la méconnaissance exacte de la valeur du retard du processus.

Pourtant, quand le coefficient de pondération sur la commande tend vers zéro, la loi de commande se simplifie à l'algorithme initial de commande à variance minimale de l'erreur MV.

Elaboration de la commande à variance minimale généralisée GMV

Pour ce faire, la GMV décrit une fonction à optimiser J définie de la manière suivante :

$$J = E\{[P(q^{-1})y(t+d) - R(q^{-1})y_r(t+d)]^2 + [Q(q^{-1})u(t)]^2\} \quad (3.42)$$

Avec :

$$P(q^{-1}) = 1 + p_1q^{-1} + \dots + p_{n_p}q^{-n_p} \quad (3.43)$$

$$R(q^{-1}) = r_0 + r_1q^{-1} + \dots + r_{n_r}q^{-n_r} \quad (3.44)$$

$$Q(q^{-1}) = q_0 + q_1q^{-1} + \dots + q_{n_q}q^{-n_q} \quad (3.45)$$

Pour laquelle on cherche une loi de commande du système représenté sous la forme ARMAX suivante :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-1}B(q^{-1})u(t) + \xi(t)C(q^{-1}) \quad (3.46)$$

Une autre version de la loi de commande GMV (Clarke and Gawthrop, 1975), a été effectuée en substituant dans le critère précédent (3.42), le terme $u(t)$, par $\Delta u(t)$, où $\Delta u(t)$ représente l'incrément de commande défini par :

$$\Delta u(t) = u(t) - u(t-1) \quad (3.47)$$

Le critère de l'équation (3.42) devient alors :

$$J = E\{[P(q^{-1})y(t+d) - R(q^{-1})y_r(t+d)]^2 + [Q(q^{-1})\Delta u(t)]^2\} \quad (3.48)$$

L'avantage de cette stratégie de commande fait qu'à chaque instant t , le critère J sera minimisé par rapport à $\Delta u(t)$. Ce qui va permettre l'insertion d'une action intégrale dans la boucle de commande. En outre, pour synthétiser la stratégie de commande GMV, la fonction J montre bien que des pondérations sur la sortie, sur l'effort de commande et sur le point de consigne ont été appliquées, et ceci par l'insertion des polynômes de pondération P , R et Q .

Si les paramètres du processus sont connus, alors la loi de commande est calculée en utilisant les équations suivantes :

$$u(t) = \frac{R(q^{-1})y_r(t+d) - P(q^{-1})y^*(t+d|t)}{\frac{q_0}{b_0}Q(q^{-1})} \quad (3.49)$$

Où par remplacement du vecteur $y^*(t+d|t)$

$$u(t) = \frac{ARy_r(t+d) - GP\xi(t)}{\left(\frac{q_0}{b_0}\right)QA + BP} \quad (3.50)$$

Par conséquent, l'expression de la sortie en boucle fermée pour le contrôleur GMV

est :

$$y(t) = \frac{BRy_r(t) + [(\frac{q_0}{b_0})CQ + FP]\xi(t)}{(\frac{q_0}{b_0})QA + BP} \quad (3.51)$$

Cette boucle de transfert est schématisée par :

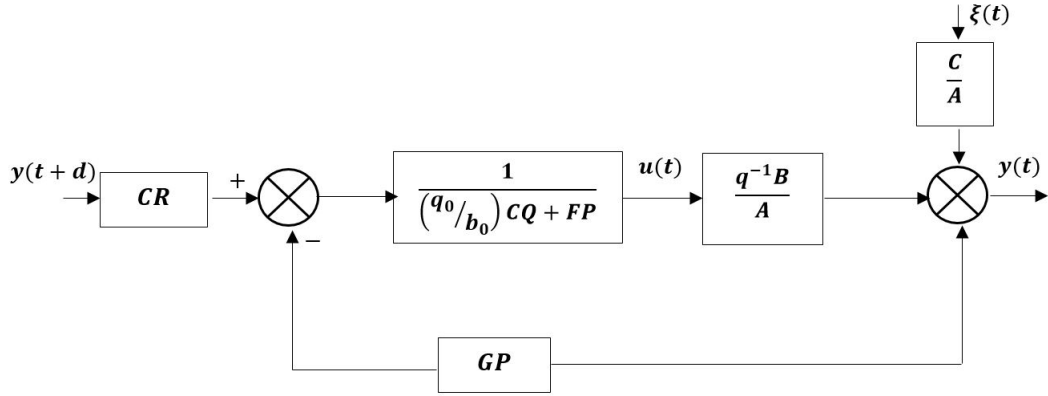


FIGURE 3.8 – Asservissement en boucle fermée de l’algorithme MV généralisé

3.4.4 Synthèse de la commande à Variance minimale Généralisée adaptative GMVA

Tout d’abord, Considérons les équations de synthèse de la commande GMV à paramètres connus, e modèle de régression linéaire ARMAX et l’algorithme adaptatif suivant :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t-1) \end{cases} \quad (3.52)$$

Définissons ensuite le vecteur d’entrées et sorties $\varphi(t)$ comme suit [36] :

$$\varphi = [y(t-d), \dots, y(t-d-n_g), u(t-d), \dots, u(t-d-n_f), -y^*(t-1|t-1), \dots, -y^*(t-n_c|t-n_c)]^T \quad (3.53)$$

Le vecteur des paramètres θ à estimer sera formé par les coefficients des polynômes C ,F et G :

$$\theta = [\hat{g}_0, \dots, \hat{g}_{n_g}, \hat{f}_0, \dots, \hat{f}_{n_f}, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{n_c}] \quad (3.54)$$

De façon que la sortie à l’instant t s’écrive :

$$\hat{y}^*(t) = \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1) \quad (3.55)$$

La loi de commande adaptative qui permet de minimiser le critère de la fonction J est [37] :

$$u(t) = \{\Gamma(t)u(t) + \hat{C}Ry_r(t+d) - \hat{G}Py(t)\} \quad (3.56)$$

Avec :

$$\Gamma(t) = \frac{1}{\frac{q_0^2}{\hat{f}_0} + \hat{f}_0} \left\{ \left[\frac{q_0}{\hat{f}_0} (q_0 - \hat{C}\hat{Q}) + (\hat{f}_0 - \hat{F}P) \right] \right\} \quad (3.57)$$

3.5 La commande Optimale

3.5.1 Commande Linéaire Quadratique LQ

Commande Linéaire Quadratique à horizon fini

L'initiateur de cette approche est Kalman, auteur de trois articles fondamentaux entre 1960 et 1964. On s'intéressera dans une première partie à la commande linéaire quadratique à horizon fini. Puis on s'intéressera à la commande linéaire quadratique à horizon infini. La méthode de synthèse du contrôleur linéaire quadratique LQ pour une installation donnée est généralement basée sur une approche de conception à retour d'état qui aboutit couramment à un contrôleur optimal par rapport à son critère de performance quadratique [38].

Soit le système dynamique à temps discret défini par :

$$x(t+1) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \quad (3.58)$$

Avec la condition initiale $x(0) = x_0$, cherchons alors la commande minimisant le critère :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^{t=n} x^T(t)Q(t)x(t) + u^T(t)R(t)u(t) \quad (3.59)$$

La résolution de cette équation est plus aisée en temps discret qu'en temps continu, car il découle ici d'un problème dont les inconnues sont les $n+1$ valeurs de la commande $u(t)$ et non plus d'une fonction du temps. Il s'agit alors de trouver la loi de commande $u(t)$ permettant de minimiser la fonction J de l'équation (3.60) telle que.

$$u(t) = -R^{-1}(t)B(t)p(t+1) \quad (3.60)$$

La dernière commande $u(n)$ n'intervient pas à l'évolution du système sur l'horizon considéré sa valeur optimale est donc nulle :

$$u(n) = 0 \quad (3.61)$$

Définissons $p(n)$ tel que :

$$p(n) = Q(n)x(n) \quad (3.62)$$

On a ainsi :

$$p(n+1) = 0 \quad (3.63)$$

Avec $P(n) = Q(n)$.

La commande $u(t)$ vérifie alors [39] :

$$R(t)u(t) = -B^T(t)P(t+1)(A(t+1)x(t) + B(t)u(t)) \quad (3.64)$$

Et peut donc s'écrire :

$$u(t) = -K(t)x(t) \quad (3.65)$$

$$K(t) = \tilde{R}^{-1}(t)B^T(t)P(t+1)A(t) \quad (3.66)$$

$$\tilde{R}(t) = R(t) + B^T(t)P(t+1)B(t) \quad (3.67)$$

Pour déterminer la matrice $P(k)$ partant de (3.59) et on obtient :

$$\begin{aligned} P(t)x(t) &= Q(t)x(t) + A^T(t)P(t+1)x(t) \\ &= Q(t)x(t) + A^T(t)P(t+1)(A(t)x(t) + B(t)u(t)) \end{aligned} \quad (3.68)$$

Soit donc :

$$P(t)x(t) = [Q(t) + A^T(t)P(t+1)(A(t) - B(t)K(t))]x(t) \quad (3.69)$$

Comme cette équation doit être vérifiée pour tout $x(t)$, il est nécessaire que :

$$P(t) = [Q(t) + A^T(t)P(t+1)(A(t) - B(t)K(t))] \quad (3.70)$$

$P(t)$ peut être réécrite par :

$$P(t) = [Q(t) + A^T(t)M(t+1)A(t)] \quad (3.71)$$

Définissons la matrice M par :

$$M(t+1) = P(t+1) - P(t+1)B(t)(R(t) + B^T(t)P(t+1)B(t))^{-1}B^T(t)P(t+1) \quad (3.72)$$

Cette identité récursive à inconnues matricielles est nommée identité de Riccati discrète. Sa condition finale est $P(n) = Q(n)$ dont la résolution se fait donc par récurrence.

Commande Linéaire Quadratique à horizon infini LQ_∞

Recherchons la commande optimisant le critère suivant [40] :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^{t=\infty} x^T(t)Q(t)x(t) + u^T(t)R(t)u(t) \quad (3.73)$$

Il s'agit du critère précédent où n tend vers l'infini. Dans ce cas le gain du retour d'état est constant et s'écrit :

$$K = (RB^T P B(k))^{-1} B^T P A \quad (3.74)$$

Où P est solution de l'équation algébrique de Riccati discrète :

$$P(t) = [Q + A^T(P - PB(R + B^T B A)B^T P)A] \quad (3.75)$$

3.5.2 La Commande linéaire quadratique gaussienne LQG

Principe du LQG

C'est une stratégie de commande qui consiste à trouver le gain optimal d'une boucle fermée par retour d'état et d'amener l'état du système à un autre état désiré selon une trajectoire optimale en minimisant les bruits blancs [41]. La commande LQG joint un contrôleur LQ classique à un estimateur d'états de Kalman conçu indépendamment suivant le principe de séparation. Elle présente son avantage par rapport à la commande LQ d'être appliqué à des systèmes dont l'état n'est pas mesurable.

Synthèse de la Commande linéaire quadratique gaussienne LQG

La synthèse d'un régulateur LQG comporte deux étapes indépendantes [42] :

- la synthèse d'un retour d'état par optimisation d'un critère quadratique.
- la synthèse d'un filtre de Kalman permettant d'implanter la commande à partir des seules mesures disponibles et minimisant les bruits blancs présents au processus.

$$\begin{cases} x(k) = A(k)x(k) + B(k)u(k) + v(k) \\ y(k) = C(k)x(k) + w(k) \end{cases} \quad (3.76)$$

Où :

$y(k)$ est le vecteur de variables contrôlées.

$u(k)$ est le vecteur de commande.

$v(k)$ est un bruit blanc gaussien sur l'état.

$x(k)$ et $w(k)$ un bruit blanc gaussien sur la sortie.

Le critère J sous sa forme numérique est explicité par :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{t=\infty} x^k(t)Q(k)x(k) + u^k(k)R(k)u(k) \quad (3.77)$$

Le contrôleur LQG est la solution des équations :

$$\begin{cases} x(k) = A(k)\hat{x}(k) + B(k)u(k) + K_F(y(k) - C(k)\hat{x}(k)) \\ u(k) = -K_{LQR}\hat{x}(k) \end{cases} \quad (3.78)$$

$K(k)$ est appelée gain de Kalman où filtre de Kalman . Ce filtre estime l'état du système $\hat{x}(k)$. et il est calculé par résolution de l'équation différentielle matricielle dite de Riccati suivante [43] :

$$\begin{cases} \dot{\mathbb{R}} = \mathbb{R}A^T + A\mathbb{R} - \mathbb{R}C^TW^{-1}CW + V \\ \mathbb{R} = E(x(0)x'(0)) \end{cases} \quad (3.79)$$

Où le gain de Kalman est :

$$K = \mathbb{R}C^TW^{-1} \quad (3.80)$$

La matrice $L(k)$ est le gain du correcteur LQ. Cette matrice est déterminée par les matrices $A(k), B(k), R(k), Q(k)$ et F par résolution de l'équation de Riccati suivante

$$\begin{cases} -\dot{S} = SA^T + SA - SBR^{-1}B^TS + Q \\ S(n) = F \end{cases} \quad (3.81)$$

Pour $0 < k < n$ on a :

$$L(k) = R^{-1}B^TS \quad (3.82)$$

3.5.3 Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative LQGA

Principe

Après avoir élaboré le modèle discret de l'algorithme LQG, nous développons dans ce qui suit l'algorithme LQG adaptatif en utilisant la technique d'identification paramétrique ARMAX selon le schéma suivant [44] :

Soit alors le modèle d'identification ARMAX suivant :

$$\bar{A}y_k = \bar{B}u_k + \bar{C}w_k \quad (3.83)$$

Avec :

$$\bar{A} = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_nq^{-n} \quad (3.84)$$

$$\bar{B} = 1 + b_1q^{-1} + \dots + b_nq^{-n} \quad (3.85)$$

$$\bar{C} = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_nq^{-n} \quad (3.86)$$

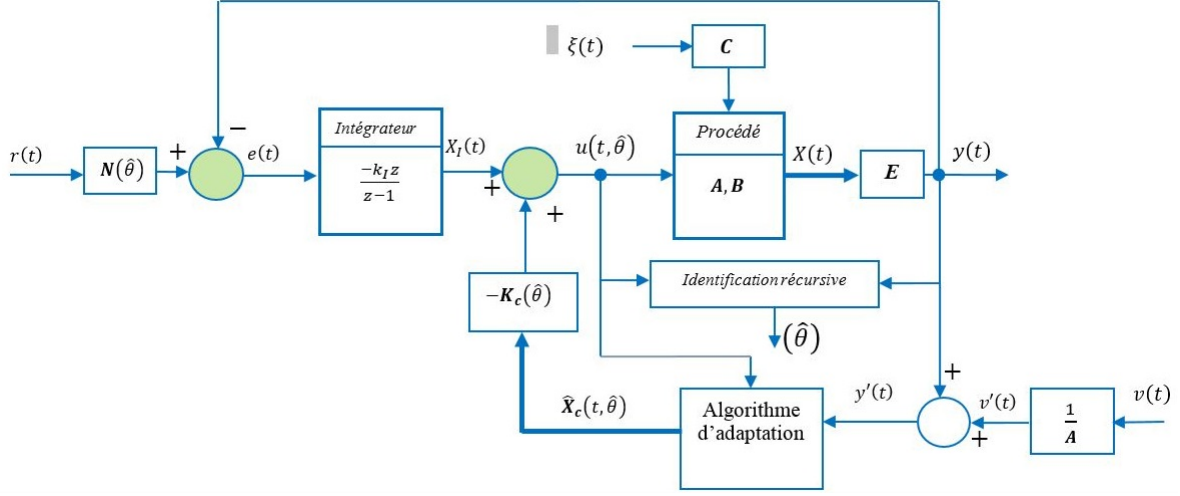


FIGURE 3.9 – Schéma générale de la commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative

Où w_k est une séquence de bruit blanc aléatoire [45].

Synthèse de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative LQGA

L'algorithme d'identification récursif suivant est proposé par I. D. LANDAU [17] pour obtenir des estimations de paramètres du processus définis par la modélisation ARMAX. Construisons alors le vecteur des sorties mesurées $\tilde{\varphi}_k$ et le vecteur des paramètres à identifier θ_k

$$y_k = \tilde{\varphi}_k^T \theta_k + w_k \quad (3.87)$$

Avec :

$$\theta_k = [\hat{a}_1 \dots \hat{a}_n \hat{b}_1 \dots \hat{b}_n \hat{c}_1 \dots \hat{c}_n] \quad (3.88)$$

$$\tilde{\varphi}_k^T = [-y_{k-1} \dots -y_{k-n} u_{k-1} \dots u_{k-n} w_{k-1} \dots w_{k-n}] \quad (3.89)$$

$$\tilde{\theta}_k = \tilde{\theta}_{k-1} + \tilde{P}_k \tilde{\varphi}_k (y_k - \tilde{\varphi}_k^T \tilde{\theta}_{k-1}) \quad (3.90)$$

$$\tilde{\varphi}_k^T = [-y_{k-1} \dots -y_{k-n} u_{k-1} \dots u_{k-n} \hat{w}_{k-1} \dots \hat{w}_{k-n}], \hat{w}_k = y_k - \tilde{\varphi}_k^T \tilde{\theta}_k \quad (3.91)$$

Construisons aussi la matrice \tilde{P}_k tel que :

$$\tilde{P}_k = \left(\sum_{i=1}^k \tilde{\varphi}_i \tilde{\varphi}_i^T \right)^{-1} = \tilde{P}_{k-1} - \tilde{P}_{k-1} \tilde{\varphi}_k (I + \tilde{\varphi}_k^T \tilde{P}_{k-1} \tilde{\varphi}_k)^{-1} \tilde{\varphi}_k^T \tilde{P}_{k-1} \quad (3.92)$$

Les estimations des paramètres $\tilde{\theta}_k$ permettent de déterminer les estimations de la matrice d'espace d'état A_k écrite sous forme matricielle étendue du polynôme A . C'est

ainsi que les nouveaux polynômes du modèle sont réécrits sous la forme suivante :

$$A_k = \begin{bmatrix} -\hat{a}_{1k} & 1 & 0 & \cdots \\ -\hat{a}_{2k} & 0 & 1 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & 1 \\ -\hat{a}_{nk} & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (3.93)$$

$$B_k = \begin{bmatrix} \hat{b}_{1k} \\ \vdots \\ \hat{b}_{nk} \end{bmatrix} \quad (3.94)$$

$$C_k = [1 \ 0 \ \cdots \ 0] \quad (3.95)$$

$$D_k = 0 \quad (3.96)$$

Les équations suivantes définissent notre Algorithme de commande linéaire quadratique adaptative :

$$\begin{aligned} u_k^{LQG} &= F_k \hat{x}_k \\ Q_c &= C_k^T C_k, & \tilde{P}_0^c &= 0 \\ F_k &= -(B_k^T \tilde{P}_k^c B_k + R_c)^{-1} B_k^T \tilde{P}_k^c A_k \end{aligned} \quad (3.97)$$

$$\tilde{P}_{k+1}^c = A_k^T [\tilde{P}_k^c - \tilde{P}_k^c B_k (B_k^T \tilde{P}_k^c B_k + R_c)^{-1} B_k^T \tilde{P}_k^c] A_k + Q_c \quad (3.98)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= A_k \hat{x}_k + B_k u_k + H_k r_k, & r_k &= y_k - C_k \hat{x}_k \\ H_k &= [(\hat{a}_{1k} - \hat{c}_{1k}) \cdots (\hat{a}_{nk} - \hat{c}_{nk})]^T \end{aligned} \quad (3.99)$$

Et la loi de commande à appliquer sur le processus sera :

$$u_k = u_k^{LQG} + s_k \quad (3.100)$$

Avec

$$\begin{aligned} s_k &= \theta_{k-1}^T \psi_k \\ \psi_k^T &= [-s_{k-1} \cdots -s_{k-m} r_{k-1} \cdots r_{k-p}] \end{aligned} \quad (3.101)$$

Les deux premières étapes du schéma adaptatif élaboré consistent à l'estimation des paramètres du processus et améliorer la stabilité du contrôleur LQG. Ainsi, la stabilité en

boucle fermée et les performances attendues ne peuvent pas être garanties pendant cette phase transitoire. Pour pallier à ce problème autres algorithmes d'adaptation peuvent être utilisés.

3.6 La commande prédictive généralisée GPC

3.6.1 Historique

La commande prédictive à correction anticipatrice est une stratégie de commande très récente de l'automatique. Elle a pour but de contrôler des systèmes embarqués. Le principe de cette méthode est d'utiliser un modèle paramétrique du système à l'intérieur de la commande en ligne afin de prédire la futur évolution du procédé. La technique de commande prédictive fait partie des méthodes de contrôle à modèle interne (Based) Predictive Control ou aussi PFC : "Predictive Functional Control". Son algorithme a été conçu par J. Richalet, en 1978 et étendue par D.W. Clarke en 1987 en accord avec de grands groupes industriels (Shell et Adersa).

3.6.2 Principe de la commande prédictive généralisée GPC

Principe et Concepts généraux

La méthode de commande GPC est basée sur le modèle d'identification CARIMA (Controlled auto-Regressive and Integrated Moving-Average) elle introduit un horizon de prédiction sur la commande et agit conformément au principe de l'horizon fuyant. la GPC peut être appliquée aux systèmes à non minimum de phase, aux systèmes instables en boucle ouverte et aux systèmes avec retards purs variables. La loi de commande GPC est élaborée à partir de la minimisation d'un critère quadratique construit en se basant sur les mesures de la sortie, du signal de référence et du signal de la commande appliquée au système. Portant la commande prédictive généralisée (GPC) est envisagée comme étant la commande la plus apprécié en ce moment dans le domaine industriel.

Comme il est montré sur la figure (3.10) La commande prédictive généralisée permet pour chaque pas d'échantillonnage de :

- Déterminer les prédictions des sorties jusqu'à un horizon de temps N_2 grâce à la modélisation prédictive de la commande.
- Suivre la trajectoire de consigne imposée par l'utilisateur.
- Prédire les lois de commande futurs à appliquer sur les variables conduites jusqu'à un horizon temporel N_u .

En effet , le principe de la commande prédictive réside dans la création d'un effet anticipatif. La mise en place de cette commande nécessite :

1. l'élaboration d'un modèle du système à contrôler en vue de réaliser la prédiction du comportement futur de celui-ci.

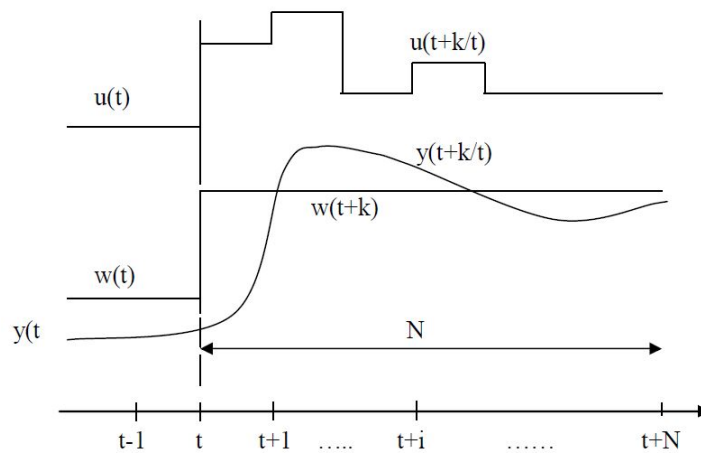


FIGURE 3.10 – Principe de la commande GPC

2. la mise en oeuvre d'une séquence de commandes futures via l'utilisation d'un critère de minimisation (fonction de coût quadratique).
3. la mise à jour de la commande pour chaque itération. Seule la première commande est prise en compte et appliquée sur le système.

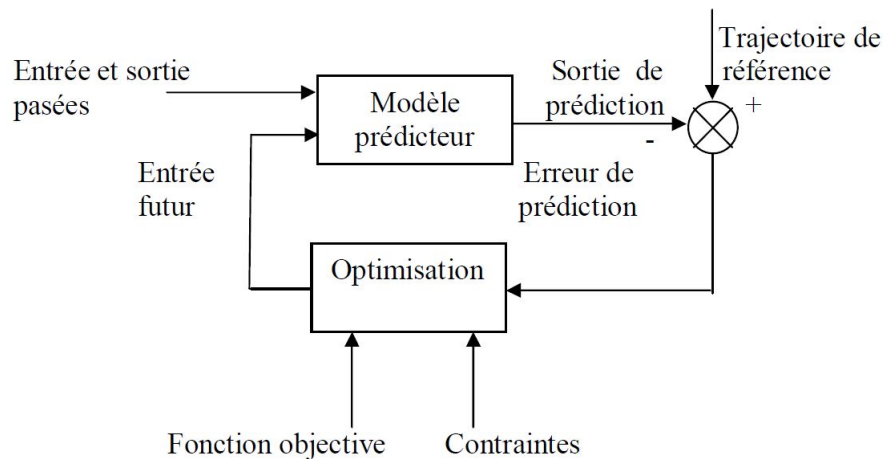


FIGURE 3.11 – Structure interne d'une commande basée sur l'erreur de prédiction

Citons quelques avantages de la commande GPC [46] :

- S'applique à tout type des systèmes, des plus simples aux plus complexes (systèmes instables, avec retards, non minimum de phase, très peu amortis, multivariables, non linéaires, variants)
- Facilité de mise en oeuvre (bonnes performances et simplicité d'adaptation)
- requiert d'un effet anticipatif. En effet, Si la consigne est connue à l'avance, son caractère prédictif permet de l'anticiper et donc d'améliorer le suivi.

3.6.3 Synthèse de la commande prédictive généralisée GPC (Cas Monovariabie pour des systèmes SISO)

Pour élaborer l'algorithme GPC [47], [48], [49]. Nous suivons les étapes suivantes :

1. Prédire les sorties futures $y(t + k/t)$, $k = 0 \dots N$ du procédé sur l'horizon de prédiction défini, en utilisant le modèle de prédiction.
2. Déterminer la loi de commande basée sur l'approche prédictive, dénoté par $u(t + k/t)$, $k = 0 \dots N - 1$ en minimisant un critère de performance afin de mener la sortie du procédé vers une sortie de référence dénotée par $w(t + k/t)$, $k = 0 \dots N$
3. Envoyer les commandes $u(t)$ au procédé et omettre les autres signaux de commande générés.

Soit le modèle linéaire discret CARMA suivant [50] :

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t - 1) + x(t) \quad (3.102)$$

Où :

$u(t)$ l'entrée de commande appliquée au système

$y(t)$ sortie du système à contrôler.

$x(t)$ bruit blanc de valeur moyenne nulle

d pas d'échantillonnage lié au retard du processus,

A et B sont des polynômes en fonction de l'opérateur de décalage arrière (q^{-1}) tels que :

$$A(q^{-1}) = 1 + A_1q^{-1} + \dots + A_{n_a}q^{-n_a} \quad (3.103)$$

$$B(q^{-1}) = B_0 + B_1q^{-1} + \dots + B_{n_b}q^{-n_b} \quad (3.104)$$

n_a Représente le degré du polynôme A.

n_b Représente le degré du polynôme B .

Les perturbations $x(t)$ peuvent être décrites avec une précision suffisante par une séquence de variable aléatoire gaussienne indépendante de valeur moyenne nulle et de variance σ^2 .

Dans les deux cas, le modèle approprié est :

$$x(t) = C(q^{-1})\zeta(t) \quad (3.105)$$

Définissant l'opérateur de différentiation Δ écrit sous la forme :

$$\Delta = 1 - q^{-1} \quad (3.106)$$

Et posons l'expression suivante :

$$x(t) = C(q^{-1})\frac{\zeta(t)}{\Delta} \quad (3.107)$$

$C(q^{-1})$ est un polynôme d'ordre (nc) modélisant la représentation numérique des perturbations externes et $\zeta(t)$ une séquence aléatoire non corrélée représentant le bruit blanc [51].

La représentation des équations (3.108) et (3.109) apportent un terme intégrateur au sein de la loi de commande et garantie l'annulation de toute erreur statique vis-à-vis de changement de consignes ou des perturbations constantes.

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \frac{\zeta(t)}{\Delta} \quad (3.108)$$

Pour simplifier le modèle obtenu le polynôme $C(q^{-1})$ est choisi égale à 1. Soit l'équation diophantienne suivante :

$$1 = E_j A \Delta + q^{-j} F_j(q^{-1}) \quad (3.109)$$

Où E_j et F_j sont des polynômes définis à partir du polynôme $A(q^{-1})$ et de l'intervalle de prédiction j .

$$E_j A \Delta y(t+j) = E_j B \Delta u(t+j-1) + E_j \zeta(t+j) \quad (3.110)$$

D'où l'équation de la sortie prédite $y(t+j)$:

$$y(t+j) = E_j B \Delta u(t+j-1) + F_j y(t) + E_j \zeta(t+j) \quad (3.111)$$

Pour simplifier l'équation de la sortie prédite au pas j , On pose :

$$G_j(q^{-1}) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})\Delta} [1 - q^{-j} F_j(q^{-1})] \quad (3.112)$$

Afin de déterminer le polynôme G (Clarke et Zhang, 1985) ont proposé simplement de le calculer en utilisant la transformée q^{-1} de la réponse du procédé et de prendre les premiers termes [52]. Ainsi, la sortie prédite $y(t+j)$ est décomposée par la suite en une réponse libre et une réponse forcée et ceci afin de séparer les contributions liées au présent et au passé des sorties aux pas futures, soit donc la forme suivante :

$$\hat{y}(t+j|t) = G_j \Delta u(t+j-1) + F_j y(t) \quad (3.113)$$

Avec $G_j(q^{-1}) = E_j B$

A l'aide des équations précédentes, on montre que les polynômes inconnus E_j, F_j, G_j peuvent être trouvées par résolution de l'équation diophantienne définie comme suit :

$$1 = E_j A \Delta + q^{-j} F_j \quad (3.114)$$

Algorithme de résolution de l'équation Diophantine (Cas Monovariante)

L'équation Diophantine (3.115) peut être résolue de façon itérative. Et pour obtenir la sortie $y(t+j)$ prédite au pas j on utilise l'algorithme d'itération suivant pour déterminer les polynômes E_j, F_j, G_j .

$$\begin{cases} e_i = c_i - \sum_{j=1}^{j=i} e_{i-j} a_j & i = 1, 2, \dots, n_e \\ g_i = c_{i+d} - \sum_{j=0}^{j=n_e} e_{n_e-j} a_{i+j+1} & i = 0, 1, \dots, n_g \\ f_i = \sum_{j=0}^{j=i} b_{i-j} e_j & i = 0, 1, \dots, n_i \end{cases}$$

Les polynômes de synthèse sont données comme suit :

$$\begin{cases} A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \\ B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b} \\ C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_c} q^{-n_c} \\ E(q^{-1}) = 1 + e_1 q^{-1} + \dots + e_{n_e} q^{-n_e} \\ F(q^{-1}) = f_0 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{n_f} q^{-n_f} \\ G(q^{-1}) = g_0 + g_1 q^{-1} + \dots + g_{n_g} q^{-n_g} \end{cases}$$

Elaboration de la loi commande prédictive généralisée GPC

Soit une consigne référence $w(t+j)$ appliqué au système. L'objectif de la commande GPC est de trouver une loi de commande $u(t)$ permettant de rapprocher les sorties futures $y(t+j)$ autant que possible de la consigne $w(t+j)$. Cela est réalisé en utilisant le principe de l'horizon fuyant. Ainsi pour chaque instant d'échantillonnage on doit exécuter les étapes suivantes [53] :

- Acquisition ou calcul des référence $w(t+j)$ futures pour ($j=N1 : N2$)
- Calcul des prédictions de la sortie du système par le prédicteur $y(t+j)$.
- Calcul des commandes futures $\Delta u(t+j-1)$ pour ($j=N1 : N2$)
- A partir des commandes futures, on cherche la loi de commande $u(t)$ et on l'injecte au système à contrôler.

Une fois ces étapes sont réalisées on doit déterminer les futures séquences des commandes à appliquer sur le système pour atteindre la consigne désirée en suivant une trajectoire optimale. Pour cela, on doit minimiser la fonction suivante [54] :

$$J(N_1, N_2) = E \sum_{j=N_1}^{N_2} [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=N_1}^{N_2} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (3.115)$$

Avec :

- $w(t+j)$: Consigne appliquée l'instant ($t+j$).
- $y(t+j)$: Sortie prédite à l'instant ($t+j$).
- $\Delta u(t+j-1)$: Incrément de commande l'instant ($t+j-1$).
- $N1$: Horizon de prédiction minimal sur la sortie.
- $N2$: Horizon de prédiction maximal sur la sortie avec $N2 \geq N1$.
- Nu : Horizon de prédiction sur la commande
- λ : Coefficient de pondération sur la commande.

On admettra que la commande : $\Delta u(k+j) = 0$ pour $j > Nu$.

En effet, quelques conditions doivent être satisfaites :

-
- Si l'on dispose réellement des valeurs de la consigne dans le futur, on utilise toutes ces données entre les horizons N1 et N2 de telle façon à faire converger la sortie prédite vers cette consigne.
 - Si on veut trouver l'aspect glissant de la commande sur le système en doit considérer le pas d'incrément Δu dans le critère.
 - Le coefficient λ permet de pondérer plus ou moins le poids de la commande par rapport à la sortie prédite, de manière à garantir la convergence lorsque le système initial présente une certaine instabilité.

Comme mentionné avant, juste la première commande est appliquée et la minimisation de la fonction J est répétée à l'échantillon suivant. La loi de commande qui en résulte appartient à la classe connue sous le nom de la commande Optimal-Open-Loop-Feedback (Bertsekas 1976).

Pour les paramètres du contrôleur GPC, l'horizon de prédiction maximal N2 est choisi de telle façon à englober toute la réponse affectée par la commande actuelle ; cet horizon est généralement choisi égale au temps de réponse du procédé. L'horizon de prédiction minimale N1 est souvent pris égale à 1 et si l'on sait a priori que le temps de délai du procédé est d'au moins k intervalles-échantillons, alors N1 peut être choisi comme étant égale à k ou plus pour minimiser les calculs.

Rappelons que l'équation (3.114) modélise les sorties futures telles que :

$$\begin{aligned}
 y(t+1) &= G_1 \Delta u(t) + F_1 y(t) + E_1 \zeta(t+1) \\
 y(t+2) &= G_2 \Delta u(t+1) + F_2 y(t) + E_2 \zeta(t+2) \\
 &\vdots \\
 y(t+N) &= G_N \Delta u(t+N-1) + F_N y(t) + E_N \zeta(t+N)
 \end{aligned}$$

On voit bien que la sortie construite $y(t+j)$ par incréments de prédiction se compose de trois termes :

1. Une fonction des incréments de commande futurs $\Delta u(t+j)$ à déterminer.
2. Une fonction des commandes passés incluant les paramètres mesurés filtrés.
3. Une fonction contenant les séquences du signal de bruit appliqué au système.

L'hypothèse pour laquelle la séquence des commandes doivent être effectués en boucle fermée nous permet d'ignorer la séquence de bruit future $\zeta(t+j)$ dans le calcul des prédictions.

Soit les fonctions $f(t+j)$ telles que :

$$\begin{aligned}
 f(t+1) &= [G_1(q^{-1}) - g_{10}] \Delta u(t) + F_1 y(t) \\
 f(t+2) &= q[G_2(q^{-1}) - q^{-1}g_{21} - g_{20}] \Delta u(t) + F_2 y(t)
 \end{aligned}$$

Posons pour cela $G_i(q^{-1}) = g_{i0} + g_{i1}q^{-1} + \dots$

Les équations ci-dessus peuvent être écrites sous la forme suivante [55] :

$$\tilde{y} = G\tilde{u} + f \tag{3.116}$$

Soit donc :

$$\begin{aligned}\tilde{y} &= [\tilde{y}(t+1), \tilde{y}(t+2), \dots, \tilde{y}(t+N)]^T \\ \tilde{u} &= [\Delta u(t), \Delta u(t+1), \dots, \Delta u(t+N-1)]^T \\ f &= [f(t+1), f(t+2), \dots, f(t+N)]^T\end{aligned}$$

Puisque les j premiers termes de $Gj(q^{-1})$ sont les paramètres à considérer pour synthétiser la loi de commande GPC alors la matrice G aura une forme triangulaire inférieure [56] :

$$\begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_1 & g_0 & \cdots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \vdots & & & \cdot \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix} \quad (3.117)$$

Construisons alors le vecteur des séquences consignes appliquées au système w :

$$w = [w(t+1), w(t+2), \dots, w(t+N)]^T$$

La séquence optimale de commandes futures s'obtient enfin par minimisation analytique de la forme matricielle $\frac{dJ}{du} = 0$, et nous obtenons ainsi :

$$\begin{aligned}J_1 &= EJ(1, N) \\ &= E(y - w)^T(y - w) + \lambda \tilde{u}^T \tilde{u} \\ J_1 &= (G\tilde{u} + f - w)^T(G\tilde{u} + f - w) + \lambda \tilde{u}^T \tilde{u}\end{aligned} \quad (3.118)$$

Supposant qu'aucune contrainte sur les commandes futures est appliquée alors la minimisation de J_1 nous induit à écrire :

$$\tilde{u} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad (3.119)$$

En commande prédictive, seule la première valeur de la séquence est appliquée au système selon le principe de l'horizon fuyant, Alors la loi de commande $u(t)$ est donné par :

$$u(t) = u(t-1) + \tilde{g}^T (w - f) \quad (3.120)$$

Remarquons aussi qu'une simplification peut être déduite de l'équation diophantienne [57] :

$$1 = E_j(1)A(1)\Delta(1) + F_j(1) \quad (3.121)$$

Comme $A(1) = 1$ alors $F_j(1) = I$ de sorte que $f(t+j) = F_j(t)$ ce qui donne un signal dont la valeur moyenne est égale à celui de $y(t)$.

De plus, définissant $F_j(q^{-1})$ comme étant égale à $E_j(q^{-1})(Q-1)$ et on a :

$$F_j(q^{-1})y(t) = (1 - F'(q^{-1})\Delta)y(t) \quad (3.122)$$

$$F_j(q^{-1})y(t) = y(t) - F'\Delta y(t) \quad (3.123)$$

Remarquons aussi que pour $j > NU$ on a :

$$\Delta u(t + j - 1) = 0 \quad (3.124)$$

$$\tilde{y} = G_1 \tilde{u} + f \quad (3.125)$$

Où :

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_1 & g_0 & \cdots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \vdots & & & \cdot \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix} N \times Nu \quad (3.126)$$

La loi de commande GPC monovariante qui minimise la fonction J ainsi obtenue est donnée par :

$$\tilde{u} = [G_1^T G_1 + \lambda I]^{-1} G_1^T (w - f) \quad (3.127)$$

3.6.4 la commande prédictive généralisée adaptative GPCA

Quand les paramètres des polynômes A et B sont connus le prédicteur optimal se calcule sans identification. Mais quand les coefficients a_i et b_i sont inconnus le prédicteur linéaire optimal est remplacé par un prédicteur ajustable, dont les paramètres vont être remis à jour à chaque pas par l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique (AAP). La prédiction a priori est définie par [58] :

$$u(t) = \varphi^T(t)\theta + \xi(t) \quad (3.128)$$

L'auto-réglage de la commande GPC adaptative est réalisé par l'estimation en temps réel des paramètres des polynômes du modèle par l'algorithme d'identification FFRLS basé sur la technique des moindres carrés récurrents.

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[\Delta y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{\lambda + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = \frac{1}{\lambda}[I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t-1) \end{cases} \quad (3.129)$$

Avec

$$\begin{cases} \varphi = [-\Delta y(t-1), \dots, -\Delta y(t-n_a), \Delta u(t-1), \dots, \Delta u(t-1-n_b), \\ \xi(t-1), \dots, \xi(t-ne)]^T \\ \theta = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}, c_1, \dots, c_{n_c}] \\ \hat{\xi}(t) = \Delta y(t) - \Delta \hat{y}(t) = \Delta y(t) - \hat{\varphi}^T(t)\hat{\theta} \end{cases} \quad (3.130)$$

$$\begin{cases} \varphi = [-\Delta y(t-1), \dots, -\Delta y(t-n_a), \Delta u(t-1), \dots, \Delta u(t-1-n_b), \\ \hat{\xi}(t-1), \dots, \hat{\xi}(t-ne)]^T \\ \theta = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_{n_b}, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{n_c}] \end{cases} \quad (3.131)$$

Où :

θ : est le vecteur contenant les coefficients des paramètres estimés.

φ : est le vecteur de variables des mesures

$\xi(t)$: représente l'erreur entre la sortie réelle et l'estimation

Kk : est la matrice de gain d'adaptation qui évolue pendant le déroulement de l'algorithme

3.6.5 Commande prédictive généralisée Multivariable GPC-MIMO

Historique

La GPC est une stratégie de commande qui peut facilement appliquée aux systèmes multivariables. En effet, elle permet de s'adapter aux :

- Problème d'interaction de couplage entre les variables internes du système à contrôler.
- Procédés à déphasage non minimal
- Systèmes d'ordre indéterminé
- Systèmes instables ou ayant des pôles mal amortis
- Système avec temps de retard variables ou inconnus

En effet, l'extension de la méthode de commande par minimum de variance (MV) (Astrom et Wittenmark, 1973) et de la commande par minimum de variance généralisée (GMV) (Clarke et Gawthrop, 1975) au cas multivariable a rencontré quelques difficultés concernant le temps de délai présent entre les entrées et les sorties du système, qui s'est révélé être facilement dépassé pour la commande GPC proposé par clarck (1987).

Synthèse de la commande prédctive généralisée Multivariable GPC-MIMO

La synthèse de la loi de la commande GPC au cas multivariable [59] est basée sur un modèle physique du processus à commander. Généralement, ce modèle est représenté sous

forme de fonctions polynomiales entrée-sortie. Ce modèle est représenté par le système d'équations suivant :

$$A(s)Y(s) = B(s)U(s) + C(s)V(s) \quad (3.132)$$

Avec :

$Y(t)$ sortie du processus.

$U(t)$ commande appliquée au système.

V terme à séquence aléatoire non corrélée centrée lié aux perturbations.

Définissons le polynôme $T(s)$ par :

$$T(s) = A(s)^{-1}B(s) \quad (3.133)$$

La sortie future sera prédite en utilisant la même technique développée dans le Commande GPC monovariante ; (Gawthrop et Demircio Lu, 1989 ; Demircio lu et Gawthrop, 1991) [60]

L'assignation de différents horizons de prédiction pour différentes sorties est importante, car elle fournit des moyens d'ajustement indépendant des sorties. Considérons maintenant le développement limité de MAC LAURIN au voisinage de l'instant t pour la i ème sortie :

$$\hat{y}_i(t + T) = y_i(t) + \sum_{k=1}^{N_{yi}} y_{ik}(t) \frac{T^k}{k!}; i = 1, 2, \dots, p \quad (3.134)$$

On pose :

$$y_{ik}(t) = \frac{d^k y_i(t)}{dt^k} \quad (3.135)$$

Où N_{yi} , est l'horizon de prédiction pour la i ème sortie. Pour développer la forme des fonctions dérivées dans l'équation (2.2.1), considérons d'abord l'expression polynomiale de la i ème sortie.

$$Y_i(s) = \frac{1}{A_i(s)} \sum_{j=1}^m B_{ij}(s)U_j(s) - \frac{C_i(s)}{A_i(s)}V_i(s) \quad (3.136)$$

En appliquant à l'équation (4.47) la transformée de Laplace , on obtient la sortie émulée $y_{ik}^*(s)$:

$$y_{ik}^*(s) = \sum_{j=1}^m H_{ijk}(s)U_j(s) + Y_{ik}^0(s) \quad (3.137)$$

$$Y_{ik}^0(s) = \frac{1}{C_i(s)} \sum_{j=1}^m G_{ijk}(s)U_j(s) + \frac{F_{ik}(s)}{C_i(s)}Y_i(s) \quad (3.138)$$

Les polynômes $H_{ijk}(s)$, $G_{ijk}(s)$ et $E_{ik}(s)$ sont déduites des équations suivantes

$$\frac{s^k C_i(s)}{A_i(s)} = E_{ik}(s) + \frac{F_{ik}(s)}{A_i(s)} \quad (3.139)$$

$$\frac{E_{ik}(s)B_{ij}(s)}{C_i(s)} = H_{ijk}(s) + \frac{G_{ijk}(s)}{C_i(s)}; j = 1, 2, \dots, m \quad (3.140)$$

L'expression numérique de $y_{ik}^*(t)$ par discrétisation dans le domaine temporel nous donne :

$$y_{ik}^*(t) = \sum_{j=1}^m \underline{H}_{ijk} \underline{u}_j + y_{ik}^0(t) \quad (3.141)$$

\underline{H}_{ijk} , est un vecteur ligne contenant les coefficients du polynôme $H_{ijk}(s)$

$$\underline{u}_j = [u_j(t) u_{j1}(t) u_{j2}(t) \dots u_{jN_{uj}}(t)]^T \quad (3.142)$$

u_j est un vecteur colonne des dérivées de la j ème entrée.

En remplaçant les dérivées de sortie dans l'équation (3.142) par leurs valeurs émulées données par l'équation (3.138) et en les réorganisant sous forme d'une matrice la sortie au i ème pas de prédiction peut être obtenu comme suit :

$$y_i^*(t+T) = T_{N_{yi}} \mathbf{H}_i \underline{u} + T_{N_{yi}} Y_i^0 \quad (3.143)$$

Avec :

$$T_{N_{yi}} = \left[1 \quad T \quad \frac{T^2}{2!} \quad \dots \quad \frac{T^{N_{yi}}}{N_{yi}!} \right] \quad (3.144)$$

$$Y_i^0 = \left[y_i(t) \quad y_{i1}^0(t) \quad y_{i2}^0(t) \quad \dots \quad y_{iN_{yi}}^0(t) \right]^T \quad (3.145)$$

$$\mathbf{H}_i = \left[\mathbf{H}_{i1} \quad \mathbf{H}_{i2} \quad \dots \quad \mathbf{H}_{im} \right] \quad (3.146)$$

La matrice \mathbf{H} est décrite sous la forme :

$$\left[\begin{array}{cccccc} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \\ h_{ij1} & 0 & 0 & \dots & \cdot & \\ h_{ij2} & h_{ij1} & 0 & \dots & \cdot & \\ h_{ij3} & h_{ij2} & h_{ij1} & \dots & \cdot & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & 0 & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & h_{ij1} & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \\ h_{ijN_{yi}} & \cdot & \cdot & \dots & h_{ij}(N_{yi} - N_{ui}) & \end{array} \right]; (N_{yi} + 1) \times (N_{ui} + 1) \quad (3.147)$$

Elaboration de la loi de commande prédictive généralisée Multivariable GPC-MIMO

La loi de commande est obtenue par minimisation à l'instant t d'une fonction J d'optimisation explicitée par l'équation suivante [61] :

$$J = \sum_{j=1}^p \int_{T_{1i}}^{T_{2i}} [y_{ri}^*(t, T) - w_{ri}^*(t, T)]^2 dt + \sum_{j=1}^m \lambda_i \int_0^{T_{ri}} [u_{rj}^*(t, T)]^2 dt \quad (3.148)$$

Avec :

- $N1i = T_{1i}$ horizon minimal de prédiction associé à la $i^{\text{ème}}$ sortie y_i
- $N2i = T_{2i}$ horizon maximal de prédiction associé à la $i^{\text{ème}}$ sortie y_i
- $Nui = T_{ri}$ horizon de prédiction de commande associé à la $i^{\text{ème}}$ commande u_i
- λ Facteur de pondération sur la commande.

Cette fonction du coût présuppose que les points de consigne $w(t + j)$ pour $j = N1 \dots N2$ soient connus dans le futur. C'est le cas de certaines applications de servomécanisme de robotique de machines-outils.

Définissons le vecteur $w_{ri}^*(t, T)$ consigne par :

$$w_{ri}^*(t, T) = T_{Nyi} \underline{w}_i \quad (3.149)$$

$$\underline{w}_i - r_i [w_i(t) - y_i(t)] \quad (3.150)$$

Où les termes T_{Ny} , sont défini comme dans l'équation (4.145) :

Avec

$$r_i = [r_{i0} \ r_{i1} \ r_{i2} \ \dots \ r_{iNyi}]^T \quad (3.151)$$

On peut alors écrire :

$$u_{rj}^*(t, T) = T_{Nui} \underline{w}_j \quad (3.152)$$

Avec

$$T_{Nui} = \left[1 \quad T \quad \frac{T^2}{2!} \quad \dots \quad \frac{T^{Nyi}}{Nyi!} \right] \quad (3.153)$$

Enfin le vecteur \underline{u} qui minimise la fonction du coût J s'obtient on minimisant l'équation $\frac{\partial J}{\partial \underline{u}} = 0$.

Et Comme seul le premier élément de la séquence u est appliqué au système, seule la première ligne de \mathbf{K} doit être élaborée. Si l'on note K cette première ligne la commande \underline{u} appliquée au système à l'instant t se définit comme suit [62], [63] :

$$\underline{u} = \mathbf{K}(w - \tilde{Y}^0) \quad (3.154)$$

En considérant les données suivantes :

$$K = (\mathbf{HTyH} + \mathbf{T}_y)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T}_y \quad (3.155)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11} & \mathbf{H}_{12} & \cdots & \mathbf{H}_{1m} \\ \mathbf{H}_{21} & \mathbf{H}_{22} & \cdots & \mathbf{H}_{2m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{p1} & \mathbf{H}_{p2} & \cdots & \mathbf{H}_{pm} \end{bmatrix}; (P + \sum_{i=1}^p N_{yi}) \times (m + \sum_{j=1}^m N_{uj}) \quad (3.156)$$

$$\mathbf{T}_y = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{y1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{T}_{y2} & \cdots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdot & \cdots & \mathbf{T}_{yp} \end{bmatrix} \quad (3.157)$$

$$\mathbf{T}_u = \begin{bmatrix} \lambda_1 \mathbf{T}_{u1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 \mathbf{T}_{u2} & \cdots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdot & \cdots & \lambda_m \mathbf{T}_{um} \end{bmatrix} \quad (3.158)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}^0 = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{Y}}_1^0 \\ \tilde{\mathbf{Y}}_2^0 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{Y}}_p^0 \end{bmatrix} \quad (3.159)$$

$$\underline{w} = \begin{bmatrix} \underline{w}_1 \\ \underline{w}_2 \\ \vdots \\ \underline{w}_p \end{bmatrix} = \mathbf{R}(\underline{w}(t) - \underline{y}(t)) \quad (3.160)$$

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cité les méthodes de synthèse des algorithmes de commande utilisées pour la conduite des systèmes monovariables et multivariables.

Plus précisément, nous nous sommes concentrés sur le développement des algorithmes de commande basés sur la commande classique de type PID, prédicteur de Smith, les méthodes de commande par minimum de variance, l'approche optimale quadratique et également sur les méthodes de commande prédictive.

Il convient de noter que sur la base de l'ensemble de ces stratégies de commande que nous avons développé, l'objet du chapitre suivant porte essentiellement sur la présentation des résultats de simulation obtenus de leur application sur des systèmes monovariables d'une part, et d'autre part en portant une attention particulière à leur application sur des systèmes multivariables. L'approche sera tout d'abord exposée pour le cas des systèmes à paramètres connus. Puis resimulées pour le cas des systèmes à paramètres inconnus.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS DE SIMULATION

Sommaire

4.1	Introduction	87
4.2	Simulations des Algorithmes d'Identification Paramétrique	87
4.2.1	Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)	87
4.2.2	Algorithme des moindres carrés récursifs étendu (RELS)	88
4.2.3	Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)	90
4.3	Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Monovariables	92
4.3.1	Simulation de l'algorithme PID	92
4.3.2	Simulation de l'algorithme du prédicteur de Smith	93
4.3.3	Simulation de la commande à variance minimale MV	96
4.3.4	Simulation de la commande à variance minimale généralisée GMV	98
4.3.5	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique LQ	104
4.3.6	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG	106
4.3.7	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG adaptative	108
4.3.8	Simulation de la Commande prédictive généralisée	110
4.3.9	Simulation de la Commande prédictive généralisée adaptative	112
4.4	Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Multivariables	115
4.4.1	Simulation de l'algorithme GMV	115
4.4.2	Simulation de l'algorithme GMV adaptatif	117
4.4.3	Simulation de la Commande LQG	120
4.4.4	Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative	123

4.4.5	Simulation de la Commande prédictive généralisée Multivariable	126
4.4.6	Simulation de la Commande prédictive généralisée Adaptative	129
4.5	Conclusion	132

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons en détails les résultats obtenus des simulations des algorithmes décrits dans les chapitres 2 et 3. Nous expliquerons ainsi leurs propriétés les plus importantes après leur application sur des systèmes monovariabiles et multivariabiles.

Pour ce faire, nous avons divisé les travaux de simulation en deux phases : dans une première étape nous avons réalisé plusieurs tests de simulation des algorithmes d'identification paramétrique, et pour la deuxième étape nous avons réalisé nombreux essais de simulation des algorithmes de commande adaptatives sur différents systèmes.

4.2 Simulations des Algorithmes d'Identification Paramétrique

4.2.1 Algorithme des moindres carrés récursif (RLS)

Considérons l'algorithme d'identification paramétrique RLS défini pour chaque itération k :

$$\begin{cases} \theta_k = \theta_{k-1} + G_k \cdot \varepsilon_k \\ \varepsilon_k = y_k - \theta_{k-1}^T \cdot \varphi^k \\ G_k = \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \\ P_k = P_{k-1} + \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k \cdot \varphi_k^T \cdot P_{k-1}}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \end{cases} \quad (4.1)$$

Soit le système discret décrit par le modèle suivant :

$$y(t) - 1.5y(t-1) + 0.7y(t-2) = u(t-3) + 0.5u(t-4) + w(k) \quad (4.2)$$

Définissons les paramètres du modèle à identifier par :

$$a = [1 \quad -1.5 \quad 0.7]$$

$$b = [1 \quad 0.5]$$

un temps de retard $d = 3$

le réglage initial de la matrice de pondération P est fixé à :

$$P = 10^6 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Le vecteur des paramètres du système est initialisé à :

$$\theta = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

Commentaires

La figure (4.1) montre bien l'évolution des paramètres identifiés du système par l'algorithme d'identification RLS basé sur la méthode des moindres carrés récursifs. On

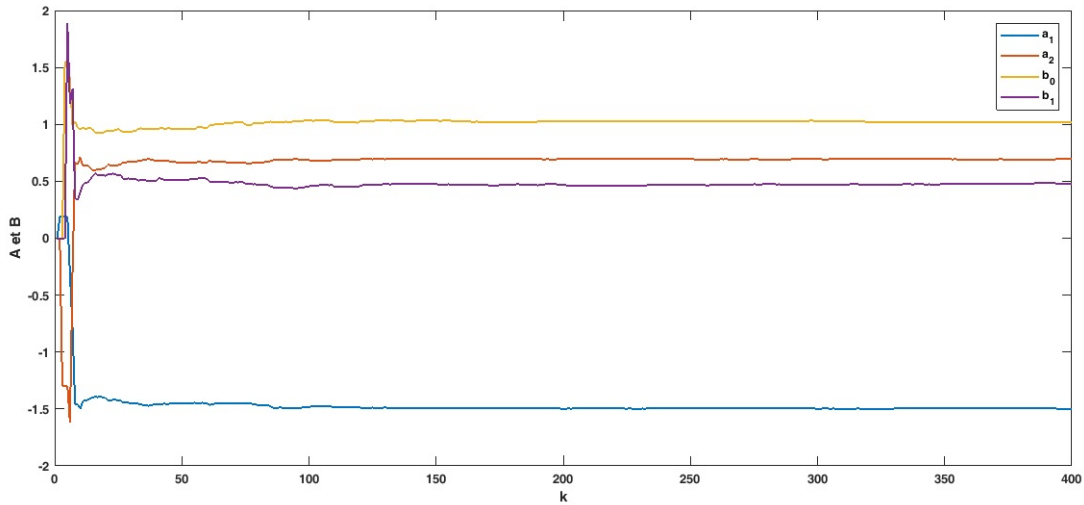


FIGURE 4.1 – Identification par moindres carrés récurrents (RLS)

remarque que les paramètres du modèle linéaire convergent progressivement vers leurs valeurs prédéfinies. En effet, cet algorithme nécessite très peu de mémoire et la complexité de calcul est faible. Notons bien qu'aucune inversion de matrice n'est pas nécessaire pendant les itérations de l'algorithme. Et aussi pour chaque nouveau pas d'échantillonnage seule la matrice P est mise à jour.

Rappelons que le terme $y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)$ est l'erreur de prédiction de l'algorithme et $\varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)$ est la prédiction de la sortie $y(t)$ en utilisant le modèle disponible à l'instant $t-1$.

4.2.2 Algorithme des moindres carrés récurrents étendu (RELS)

L'idée de cet algorithme consiste à l'identification du modèle du procédé en se basant sur le modèle de perturbation (ARMAX).

Considérons alors l'erreur du modèle RELS défini pour chaque itération k :

$$\zeta(t) = y(t) + \sum_{i=1}^n \hat{a}_i y(t-i) - \sum_{i=1}^m \hat{b}_i u(t-k-i) - \sum_{i=1}^r \hat{c}_i \zeta(t-i) \quad (4.3)$$

Soit le système discret décrit par le modèle suivant :

$$y(t) - 1.5y(t-1) + 0.7y(t-2) = u(t-3) + 0.5u(t-4) + w(k) - w(k-1) + 0.2w(k-2) \quad (4.4)$$

Définissons les paramètres du modèle à identifier par :

$$a = [1 \quad -1.5 \quad 0.7]$$

$$b = [1 \quad 0.5]$$

$$c = [1 \quad -1 \quad 0.2]$$

4.2. SIMULATIONS DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE

un temps de retard $d = 3$

Le réglage initial de la matrice de pondération P est fixé :

$$P = 10^6 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Le vecteur des paramètres du système est initialisé à :

$$\theta = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$$

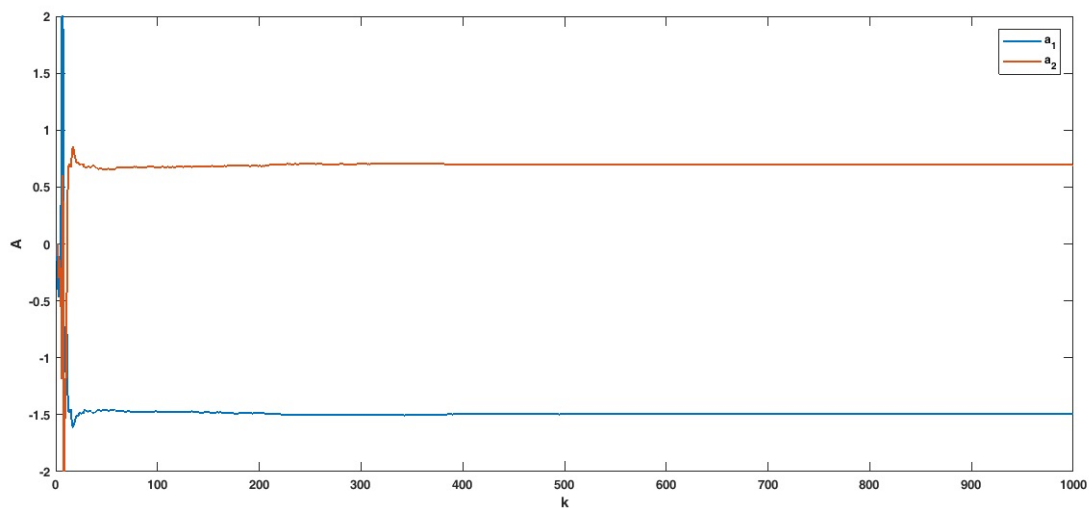


FIGURE 4.2 – Identification paramétrique REELS du polynôme A

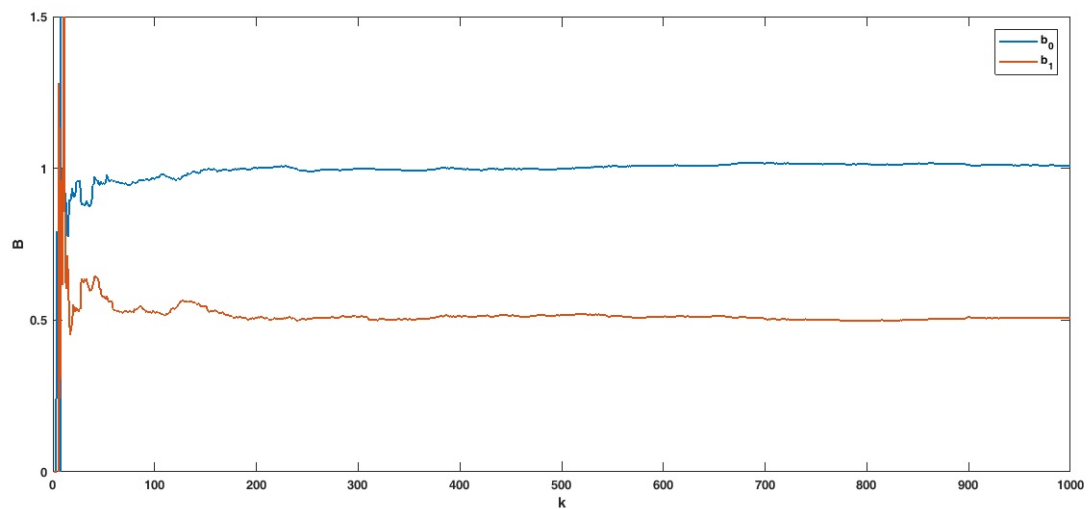


FIGURE 4.3 – Identification paramétrique REELS du polynôme B

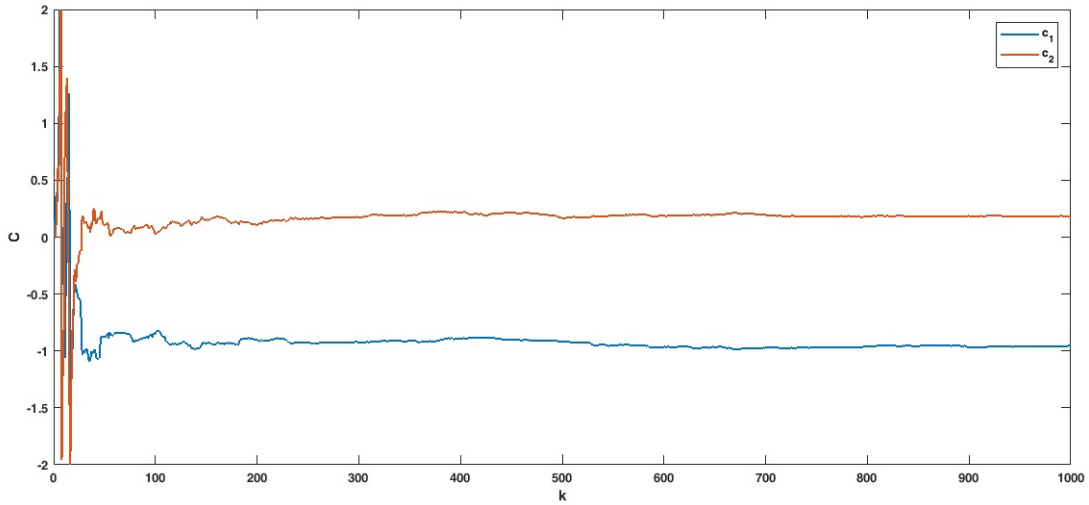


FIGURE 4.4 – Identification paramétrique RELS du polynôme C

Commentaires

Les figures (4.2) à (4.4) montrent les résultats de simulation de l'évolution des paramètres du modèle à identifier par l'application de l'algorithme RELS à son modèle linéaire ARMAX discret. Nous pouvons bien vérifier une convergence très rapide de l'ensemble des paramètres du système vers leurs valeurs prédéfinies. L'accès à la mémoire de données de l'algorithme RELS nous permet d'obtenir les valeurs exactes de ces paramètres après leur convergence.

4.2.3 Algorithme des moindres carrés récursif avec facteur d'oubli (FFRLS)

Le calcul de la matrice $P(t)$ a une grande influence sur l'estimation de la sortie $y(t)$. On peut remarquer que cette matrice tend vers zéro quand t devient plus grand ce qui laisse l'algorithme inapproprié pour les systèmes à paramètres variant dans le temps.

Cependant, l'algorithme FFRLS est recommandé pour les modèles à paramètres inconnus ou leur dynamique n'est pas stationnaire. En effet, si le système est donné par :

$$y(t) = \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) + e(t) \quad (4.5)$$

Où $\hat{\theta}$ décrit le vecteur de paramètres variant dans le temps, l'algorithme FFRLS est donné par :

$$\begin{cases} \theta_k = \theta_{k-1} + G_k \cdot \varepsilon_k \\ \varepsilon_k = y_k - \theta_{k-1}^T \cdot \varphi^k \\ G_k = \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \\ P_k = \frac{1}{\lambda} \left(P_{k-1} - \frac{P_{k-1} \cdot \varphi_k \cdot \varphi_k^T \cdot P_{k-1}}{1 + \varphi_k^T \cdot P_{k-1} \cdot \varphi_k} \right) \end{cases} \quad (4.6)$$

4.2. SIMULATIONS DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE

Soit le système discret décrit par le modèle à paramètres variant dans le temps suivant :

$$a_1y(t) + a_2y(t - 1) + a_3y(t - 2) = b_0u(t - 3) + b_1u(t - 4) \quad (4.7)$$

Définissons initialement les paramètres du modèle à identifier par :

$$a = [1 \quad -1.5 \quad 0.7]$$

$$b = [1 \quad 0.5]$$

un temps de retard $d = 3$

Puis on choisit les nouveaux paramètres :

$$a = [1 \quad -1 \quad 0.4]$$

$$b = [1.5 \quad 0.2]$$

un temps de retard $d = 3$

le réglage initial de la matrice de pondération P est fixé :

$$P = 10^6 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Le coefficient de facteur d'oubli est fixé à : $\lambda = 0,9$ puis pour une autre simulation à $\lambda = 0,98$

Le vecteur des paramètres du système est initialisé à :

$$\theta = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

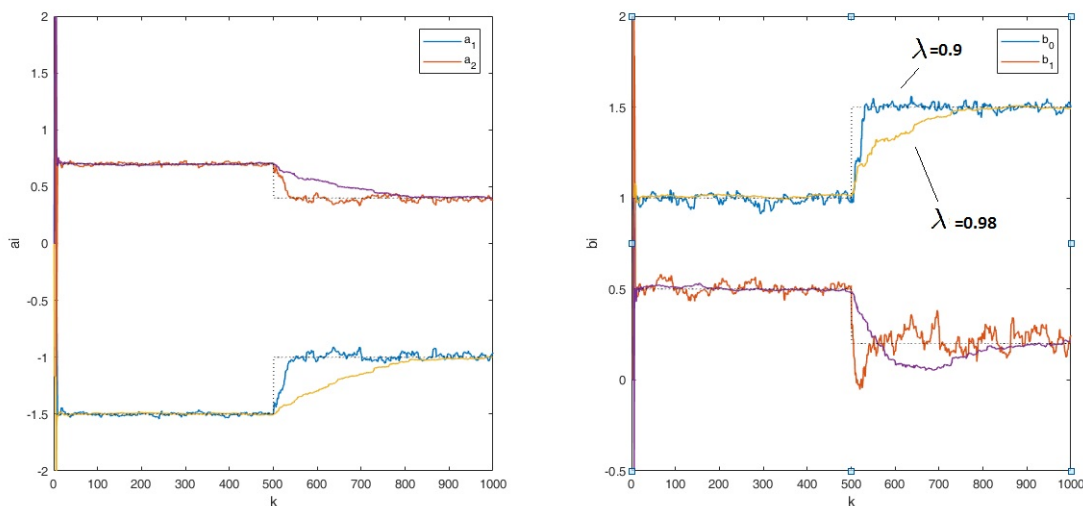


FIGURE 4.5 – Identification par moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli (FFRLS)

Commentaires

La figure (4.5) représente l'évolution des coefficients de l'algorithme d'identification FFRLS. En effet, on voit bien sur cette figure l'évolution des paramètres et leur mise à jour après leurs variations dans le temps. Nous remarquons aussi que la matrice $P(t)$ ne

s'annule pas si le temps est très grand, l'algorithme FFRLS pourra donc mettre à jour les paramètres lorsque le système est non stationnaire. En pratique λ est un facteur de conception de cet algorithme. Une valeur faible donne un suivi rapide des paramètres, mais une sensibilité élevée au bruit. Typiquement, on choisit des valeurs comprises entre 0,94 et 0,999 [64].

4.3 Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Monovariables

4.3.1 Simulation de l'algorithme PID

Considérons un processus physique du second ordre modélisé par sa fonction de transfert de Laplace suivante [65],[66] :

$$G(p) = \frac{1}{(1 + 10p)(1 + 2p)} \quad (4.8)$$

La fonction de transfert du processus dans le domaine discret est écrite sous la forme :

$$G(q) = \frac{0.02059 + .01686q^{-1}}{1 - 1.511q^{-1} + 0.5488q^{-2}} \quad (4.9)$$

Cette fonction est donnée pour un temps d'échantillonnage $T_s = 1s$

Le processus est inséré dans une boucle d'asservissement contenant un correcteur numérique PID de la forme numérique suivante :

$$u(k) = r_0\varepsilon(k) + r_1\varepsilon(k - 1) + r_2\varepsilon(k - 2) + u(k - 1)$$

Avec :

$$r_0 = 0,85; \quad r_1 = 0,23; \quad r_2 = 0,1.$$

Les coefficients r_i sont calculés à partir des paramètres du correcteur PID : K_p, K_i et K_d correspondants.

Commentaires

La Figure (4.6) montre les résultats de simulation de la réponse du système à une consigne en échelon après l'application de l'algorithme PID numérique. Le temps de réponse et le dépassement obtenus avec ce régulateur confirment bien l'utilité de ce correcteur. En effet, l'idée du régulateur PID [67] étant d'accroître la portée de l'erreur sur le système afin que celui-ci réagisse plus rapidement aux variations de consignes.

Sur la figure (4.7) nous remarquons que plus la commande proportionnelle P est grande, plus la réponse l'est autant mais la stabilité du système s'en voit clairement diminuée. Dans le cas d'un gain K_p important le système peut même diverger. Pour le terme intégral I, lorsque le système s'approche de sa consigne l'erreur n'est plus assez importante pour faire avancer l'actionneur du procédé. Ce terme permet ainsi de corriger l'erreur statique et fournit par conséquent un système plus stable en régime continu. En effet, si K_i est élevé alors l'erreur statique est dressée. Tandis que pour l'action dérivée

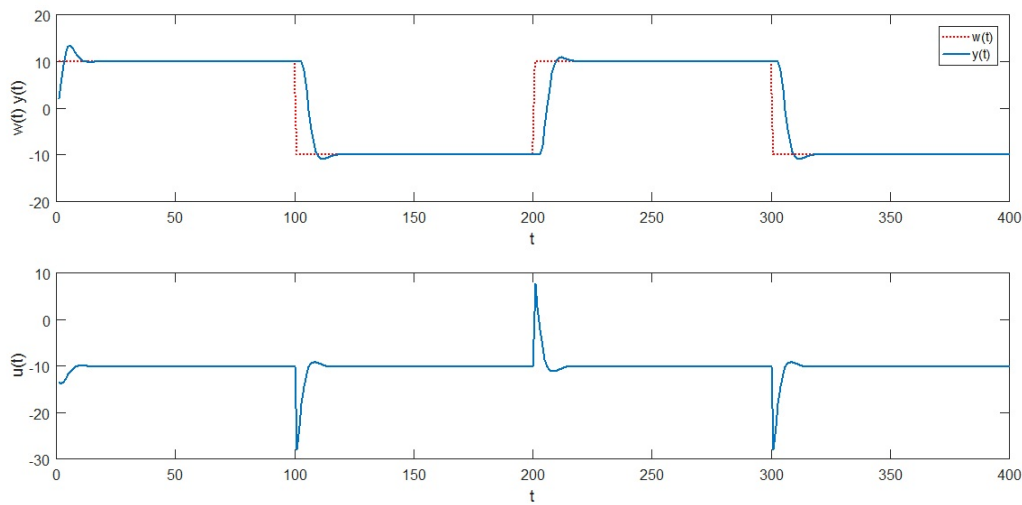


FIGURE 4.6 – Réponse à l'échelon de la sortie par Correcteur numérique PID

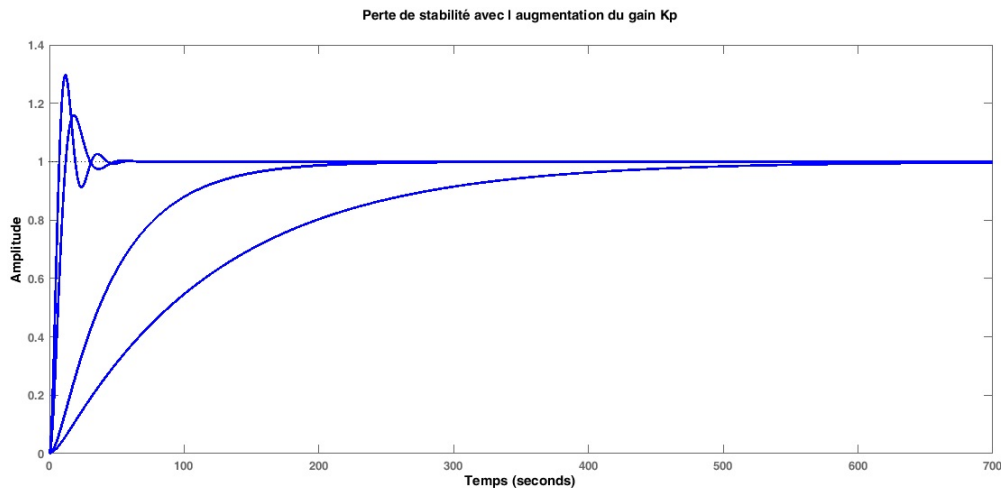


FIGURE 4.7 – Simulation de l'effet du gain proportionnel sur la réponse à un échelon

D, le correcteur peut conduire à un dépassement de la consigne ce qui n'est pas toujours très désirable (exemple d'inversion de polarité dans le cas de moteurs électriques) et cette permet alors de borner cela. En outre, lorsque le système s'approche de la consigne le terme K_d ralentit le système en appliquant une action dans le sens opposé et permet ainsi une stabilisation plus rapide.

4.3.2 Simulation de l'algorithme du prédicteur de Smith

Considérons un système du premier ordre ayant un gain statique K , une constante de temps T et un retard pur τ et la fonction de transfert s'écrit :

$$G(s) = e^{-\tau s} \frac{K}{Ts + 1} \quad (4.10)$$

Pou mettre en évidence les caractéristiques du correcteur de Smith, Considérons un

système du premier ordre ayant un gain statique de 3, une constante de temps de 36s et un retard pur 150s et la fonction de transfert s'écrit :

$$G(s) = e^{-150s} \frac{3}{36s + 1} \quad (4.11)$$

Ce système peut être décrit par le modèle discret selon sa transformée en q^{-1} suivante :

$$G(q^{-1}) = q^{-150} \frac{0.02774q^{-1}}{1 - 0.9972q^{-1}} \quad (4.12)$$

La réponse du système du premier ordre à un échelon unitaire est illustrée sur la figure (4.8)

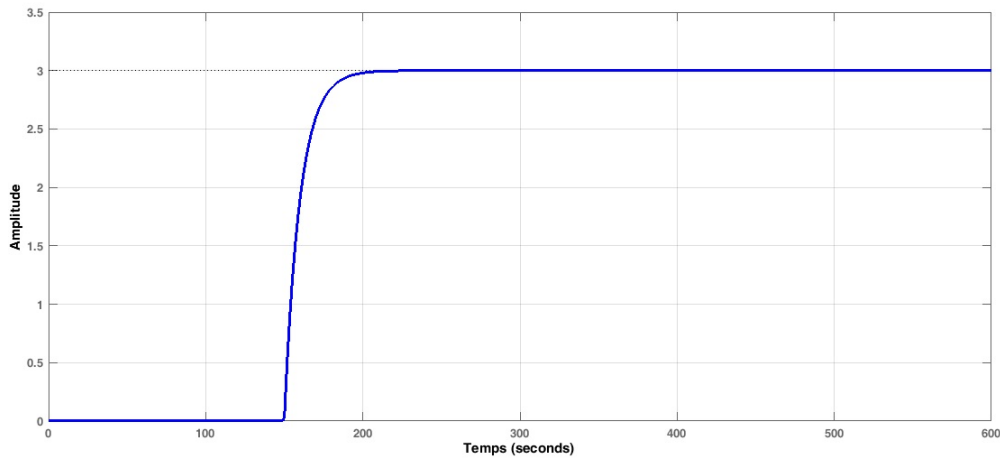


FIGURE 4.8 – Réponse du système à l'échelon

Avant de simuler la réponse du prédicteur de Smith, nous commençons tout d'abord à montrer les limites du régulateur PID pour ce genre de système possédant un retard pur. Le correcteur $C(q^{-1})$ conçu est un régulateur PID numérique dont les paramètres de réglage sont : r_0, r_1, r_2 .

$$u(k) = r_0\varepsilon(k) + r_1\varepsilon(k - 1) + r_2\varepsilon(k - 2) + u(k - 1) \quad (4.13)$$

Après un choix optimal des paramètres de réglage, nous avons obtenus les paramètres du correcteur PID suivants : $Kp = 0,0387; Ti = 29,2; Td = 0,025$.

Commentaires

La figure (4.9) montre que la réponse du système en boucle fermée présente un dépassement sur la sortie à corriger, avec un temps de réponse un peu lente. Pourtant, Si on agit sur le gain proportionnel Kp on accélère de plus la réaction du système, et on diminue la stabilité du système, comme il est montré sur la figure (4.10). On voit bien que les performances du régulateur PID sont fortement limitées. Vu que ce contrôleur ne tient pas compte du retard pur du système et réagit trop rapidement lorsque la sortie réelle ne suit pas la valeur de consigne souhaitée.

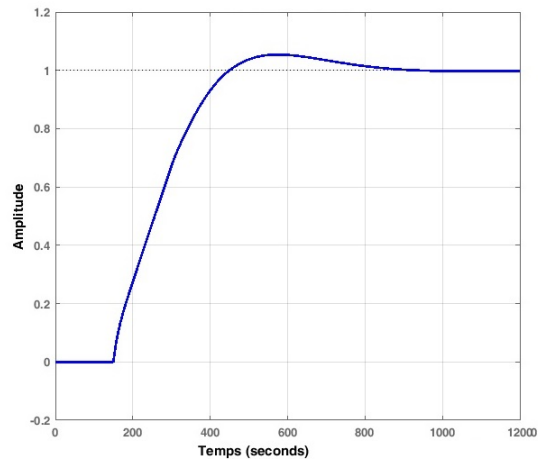


FIGURE 4.9 – Réponse avec commande PID du système

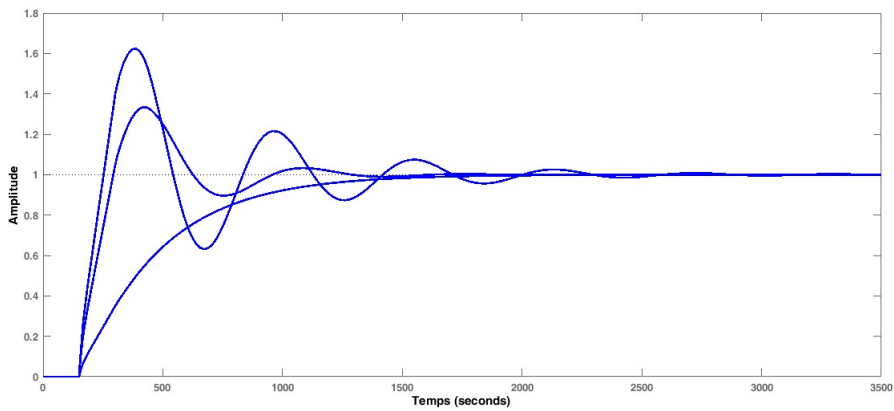


FIGURE 4.10 – Influence du gain sur la Réponse avec commande PID du système

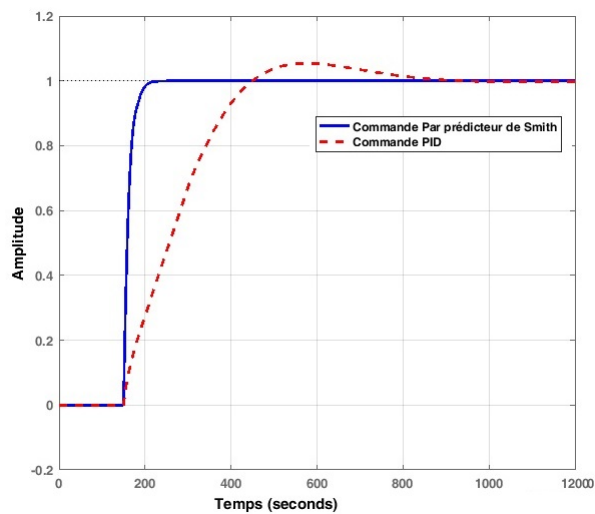


FIGURE 4.11 – Commande par prédicteur de Smith

Toutefois, sur la figure (4.11) nous remarquons que le prédicteur de Smith fournit une réponse beaucoup plus rapide et sans dépassement. Ce phénomène est très similaire aux salles de bain où la température de l'eau prend beaucoup de temps pour se stabiliser. L'impatience mène habituellement à une brûlure chaude ou une congélation d'eau froide. Une meilleure stratégie donc se traduit par une attente d'une correction de la température soit prise en compte avant de faire une nouvelle commande. Cette stratégie de contrôle « optimal » est l'idée de base derrière le schéma prédicteur de Smith.

4.3.3 Simulation de la commande à variance minimale MV

Dans cette partie, nous présentons les résultats de simulation obtenus en appliquant la commande minimum de variance sur des système monovariables. Pour cela considérons alors la fonction coût suivante :

$$J = E\{(y(t+d) - y_r(t+d))^2\} \quad (4.14)$$

Où $y(t)$ est la sortie du système, $y_r(t)$ est la consigne de poursuite et $E[.]$ représente l'opérateur « espérance mathématique ».

Le modèle d'identification paramétrique qui sera utilisé est le modèle ARMAX, où d est le temps de retard, exprimé comme un multiple entier de l'intervalle d'échantillonnage T_e .

Soit :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + \xi(t)C(q^{-1}) \quad (4.15)$$

Prenons un exemple d'un système dont les polynômes $A(z)$, $B(z)$ et $C(z)$ en q^{-1} sont donnés par :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.23q^{-1} + 0.7q^{-2} \quad (4.16)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + 0.5q^{-1} \quad (4.17)$$

$$C(q^{-1}) = 1 \quad (4.18)$$

Le temps de retard du système est de $d = 4$; et le bruit du système est $\xi(t)$ tel que :

$$\begin{cases} E(\xi(t)) = 0 \\ E(\xi(t)^2) = \sigma^2 \end{cases} \quad (4.19)$$

La loi de commande basée sur le principe de la commande à minimum de variance est formulée comme suit :

$$u(t) = \frac{Ay_r(t+d) - G\xi(t)}{B} \quad (4.20)$$

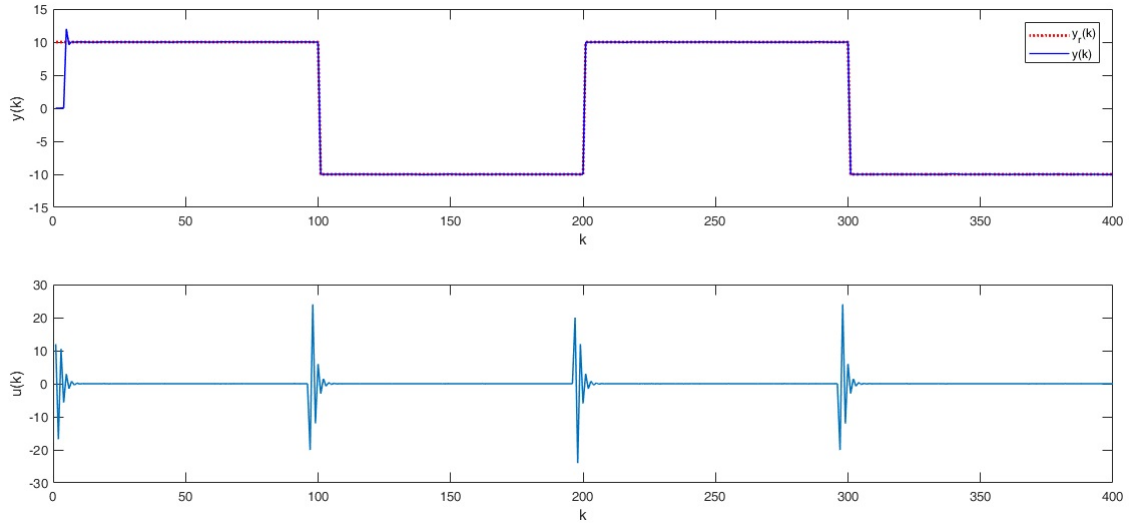


FIGURE 4.12 – Réponse par commande à variance minimale

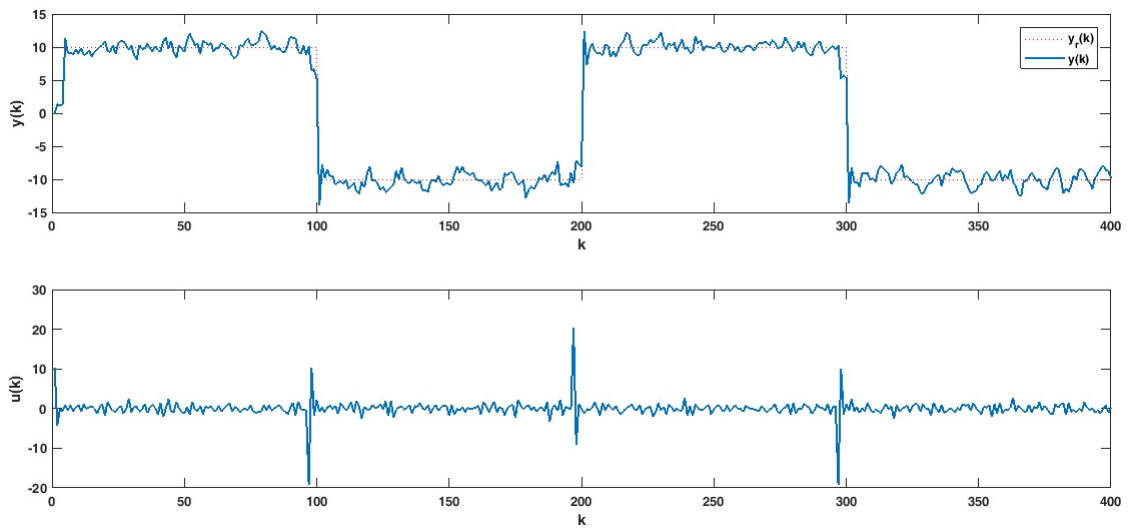


FIGURE 4.13 – Réponse par commande à variance minimale en présence du bruit

Commentaires

La figure (4.12) présente l'évolution de la réponse du système suite à l'application de la commande minimum de variance. Nous remarquons bien que la sortie suit la consigne avec une erreur statique nulle et un dépassement relatif de 10%. Ce dépassement est dû à la commande excessive appliquée à l'entrée du système. Il en va de même pour la figure (4.13) qui montre l'évolution de la sortie du système bruitée.

Nous estimons que la commande par minimum de variance a plusieurs propriétés intéressantes. En effet, si le modèle de système est considéré avec bruit, la sortie contrôlée suivra le point de la consigne appliquée à l'entrée après l'écoulement du temps de retard et l'erreur rémanente sera celle due à la somme pondérée du bruit du processus. Ce qui revient à dire que le contrôleur par minimum de variance fournit alors une compensation du temps du retard. Mais, s'il n'y a pas de bruit présent sur le système, c'est-à-dire que $\zeta(t) = 0$, on peut vérifier que la réponse du système est équivalente à une réponse pile dont l'erreur est nulle. Pourtant, la commande MV est limitée aux systèmes qui ne possèdent ni pôles ni zéros. Cela indique que cette stratégie de commande atteint son objectif de performance en annulant juste la dynamique du procédé.

4.3.4 Simulation de la commande à variance minimale généralisée GMV

La méthode de variance minimale exerce un effort de commande excessif sur la réponse du système à corriger, ce qui est intolérable du point de vue opérationnel. Cette méthode a également une utilité limitée en ce qui concerne la commande des systèmes présentant des pôles ou des zéros dans la fonction de transfert. Ces lacunes pratiques nous ont conduits à la synthèse de la méthode de commande basée sur la l'approche de minimum de variance généralisée.

Pour ce faire , la commande GMV décrit une fonction à optimiser J basée sur la variance minimale de l'erreur et définit par :

$$J = E\{[P(q^{-1})y(t+d) - R(q^{-1})y_r(t+d)]^2 + [Q(q^{-1})\Delta u(t)]^2\} \quad (4.21)$$

Où $\Delta u(t)$ représente l'incrément de commande défini par :

$$\Delta u(t) = u(t) - u(t-1) \quad (4.22)$$

P, Q et R représentent les matrices de réglage du correcteur.

La loi de commande GMV qui sera appliquée au système est donnée par :

$$u(t) = \frac{ARy_r(t+d) - GP\xi(t)}{\left(\frac{q_0}{b_0}\right)QA + BP} \quad (4.23)$$

Considérons alors l'exemple suivant :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.23q^{-1} + 0.7q^{-2} \quad (4.24)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + 0.5q^{-1} \quad (4.25)$$

$$C(q^{-1}) = 1 \quad (4.26)$$

Dont le temps de retard du système est de $d = 4$;

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GMV plusieurs tests de choix des matrices de pondérations P, R et Q ont été faites et on a choisi :

$$P(q^{-1}) = 1$$

$$R(q^{-1}) = 0.1$$

$$Q(q^{-1}) = 5$$

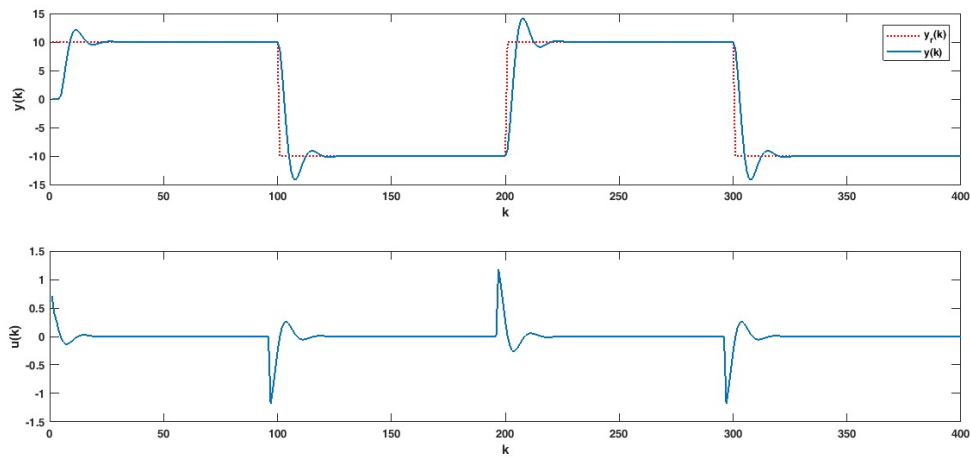


FIGURE 4.14 – Réponse par commande à variance minimale généralisée

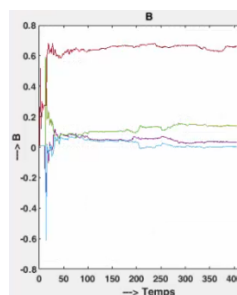


FIGURE 4.15 – Réponse par commande à variance minimale généralisée en présence du bruit blanc

Commentaires

La figure (4.14) illustre la réponse du système après l'application de la loi de commande par minimum de variance généralisée GMV, nous voyons que la sortie suit la consigne avec une erreur statique nulle et avec un dépassement de 15% et elle se stabilise après un temps de rétablissement raisonnable. De façon similaire pour la figure (4.15)

qui montre l'évolution de la sortie du système commandé mais avec présence de bruit blanc.

Si nous examinons l'équation (4.23), la commande GMV donne une réponse similaire à celle de la commande MV et ceci lorsque ($P = R = 1$ et $Q = 0$). Tandis que pour ($Q \neq 0$) la méthode de commande GMV permet de compenser le temps de retard, ce qui nous rappelle dans une certaine mesure le mode de commande de prédicteur de Smith.

Simulation de la commande adaptative à variance minimale MVA

Pour extraire le modèle mathématique qui sera utilisée pour la synthèse du contrôleur MV adaptatif on utilise une identification RLS suivante :

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \quad (4.27)$$

$\hat{\theta}(t)$ est le vecteur contenant les paramètres du système à identifier.

La forme générale de l'algorithme d'adaptation paramétrique est la suivante :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t-1) \end{cases} \quad (4.28)$$

Le système à commander est modélisé par :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.23q^{-1} + 0.7q^{-2} \quad (4.29)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + 0.5q^{-1} \quad (4.30)$$

$$C(q^{-1}) = 1 \quad (4.31)$$

un temps de retard de $d = 4$;

Commentaires

la figure (4.16) montre l'aspect de la réponse du système dont le modèle est cité antérieurement aux équations (4.16) à (4.18) dans les mêmes conditions de réglage et de poursuite, mais avec la combinaison de la loi de commande avec l'algorithme d'identification paramétrique RLS.

D'après les figure (4.16) et la figure (4.17), on peut voir que l'effet de combiner la commande MV avec l'algorithme d'identification paramétrique basé sur la méthode RLS permet de trouver la loi de commande adaptative nécessaire à la commande du système. Cependant, les résultats de simulation mettent en évidence que le correcteur MV adaptatif offre une réponse instable qui est très sollicitée. Ce qui signifie qu'il ne permet pas une bonne stabilité du système.

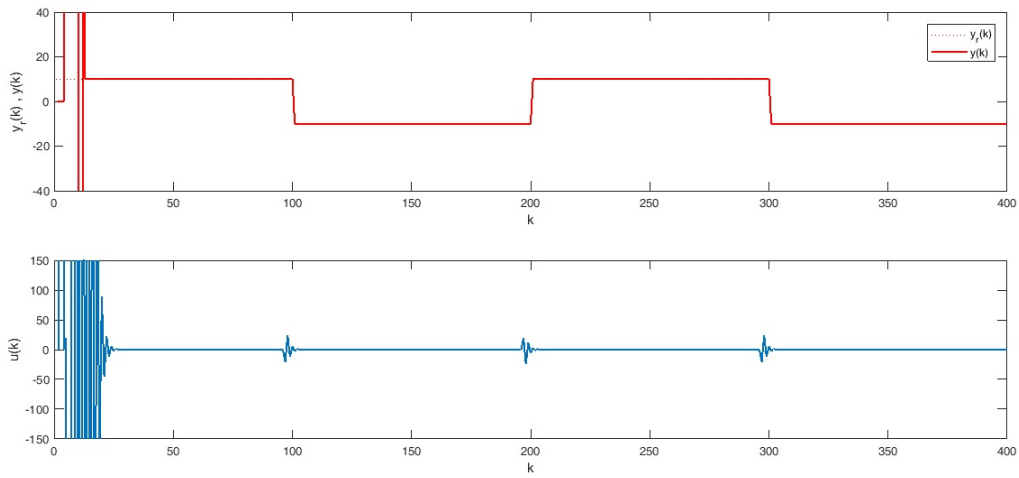


FIGURE 4.16 – Réponse par commande à variance minimale adaptative avec bruit

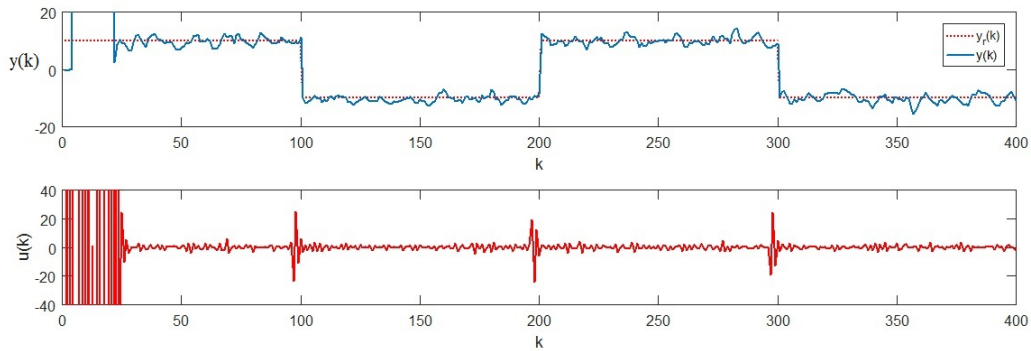


FIGURE 4.17 – Réponse par commande à variance minimale adaptative

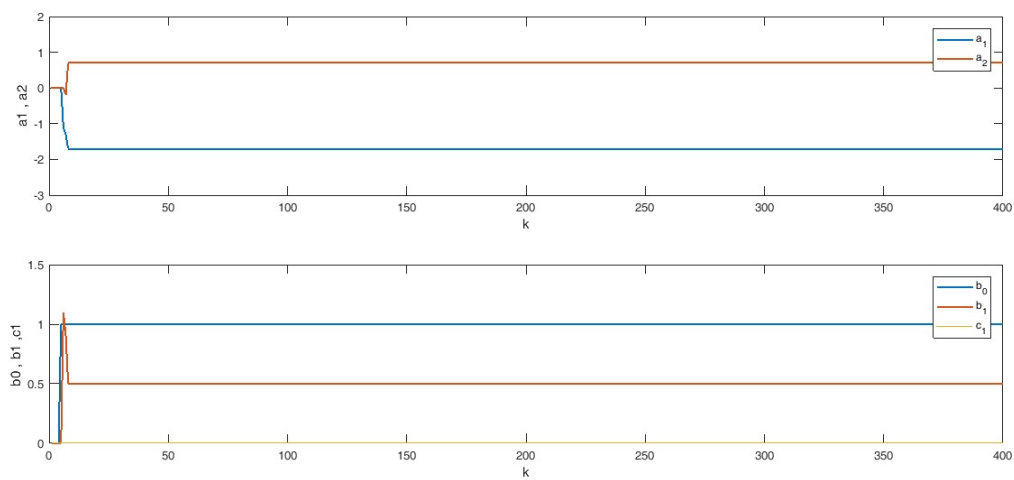


FIGURE 4.18 – Identification paramétrique RLS appliquée à la commande MV adaptative

La figure (4.18) représente l'évolution des paramètres identifiés du système en utilisant la méthode d'identification des moindres carrés récurrents RLS, traduisant ainsi l'adaptation des paramètres du modèle au correcteur appliquée à l'entrée du système. On voit ainsi sur les courbes caractéristiques des paramètres du modèle qu'au bout du pas d'échantillonnage $k=20$, tous les paramètres convergent vers leurs valeurs prédéfinies.

Simulation de la commande à Variance minimale Généralisée adaptative GMVA

Pour trouver la loi de commande adaptative basée sur le critère de minimum de variance généralisée $u(t)$ à partir de l'équation (4.23), il faudrait estimer les coefficients des polynômes E , F et G à partir des mesures d'entrée-sortie du système.

Le vecteur des paramètres θ sera mis à jour à chaque pas d'échantillonnage par l'algorithme d'identification paramétrique RLS suivant :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t-1) \end{cases} \quad (4.32)$$

Le vecteur des paramètres θ à estimer sera formé par les coefficients des polynômes C , F et G :

$$\theta = [\hat{g}_0, \dots, \hat{g}_{n_g}, \hat{f}_0, \dots, \hat{f}_{n_f}, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{n_c}] \quad (4.33)$$

Dès que le vecteur de paramètres $\theta(t)$ devient disponible, la loi de commande adaptative qui permet de minimiser le critère de la fonction J s'écrit alors :

$$u(t) = \{\Gamma(t)u(t) + \hat{C}Ry_r(t+d) - \hat{G}P_y(t)\} \quad (4.34)$$

Avec

$$\Gamma(t) = \frac{1}{\frac{q_0^2}{\hat{f}_0} + \hat{f}_0} \left\{ \left[\frac{q_0}{\hat{f}_0} (q_0 - \hat{C}Q) + (\hat{f}_0 - \hat{F}P) \right] \right\} \quad (4.35)$$

L'exemple ci-après, montre le comportement dynamique de la réponse du système du même modèle décrit dans les équations (4.16) à (4.18) dans les mêmes conditions de réglage et de poursuite.

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.23q^{-1} + 0.7q^{-2} \quad (4.36)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + 0.5q^{-1} \quad (4.37)$$

$$C(q^{-1}) = 1 \quad (4.38)$$

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GMV adaptative plusieurs tests sur les pondérations de réglage P, R et Q ont été faites et on a choisi :

$$P(q^{-1}) = 1$$

$$R(q^{-1}) = 1$$

$$Q(q^{-1}) = 2$$

Un temps de retard de $d = 4$;

Et pour les autres réglages on a :

Matrice de pondération de l'algorithme l'identification $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\hat{\theta}(0) = 0.01$

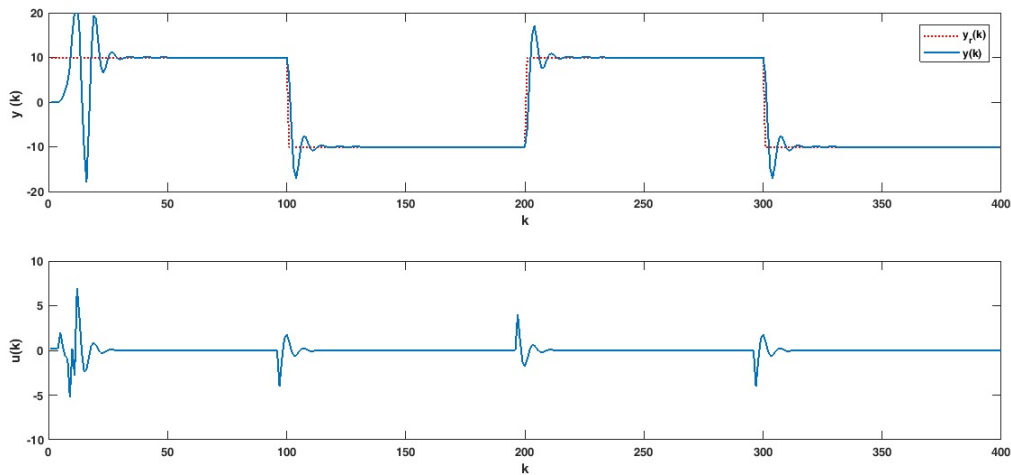


FIGURE 4.19 – Réponse par commande à variance minimale généralisée adaptative

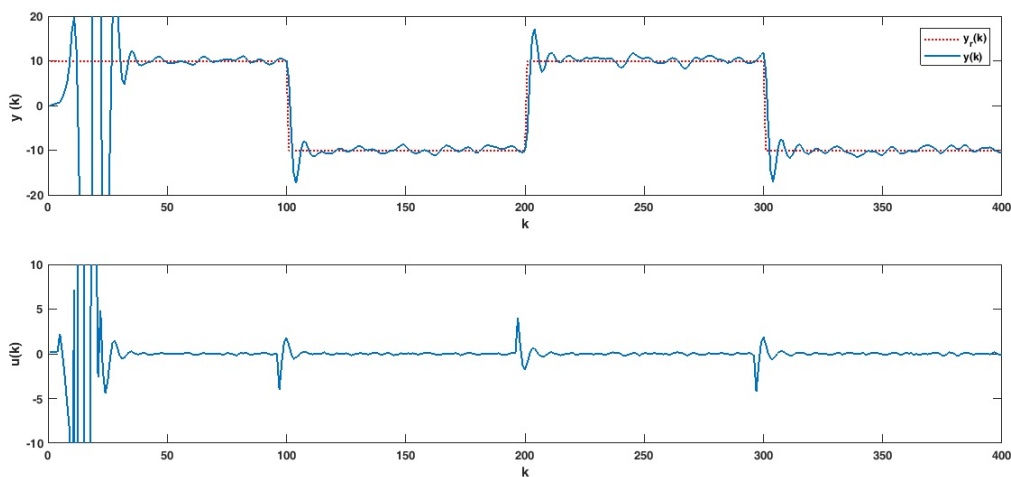


FIGURE 4.20 – Réponse par commande à variance minimale généralisée adaptative avec bruit

Commentaires

La figure (4.19) présente l'évolution de la sortie du système commandée à l'aide du correcteur GMV combinée avec la technique d'identification paramétrique RLS. Nous

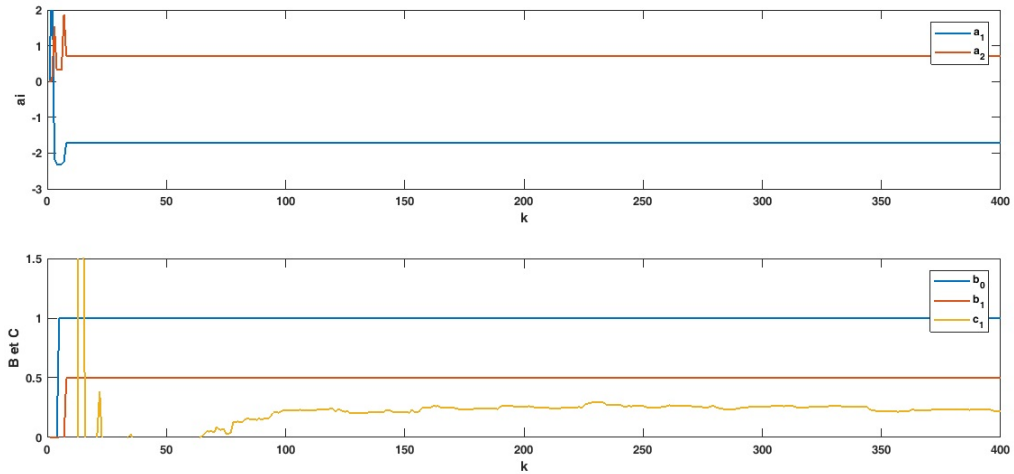


FIGURE 4.21 – Identification adaptative de la commande GMV

constatons que la stabilité est améliorée par rapport à la commande MV adaptative. Malgré ces performances ajoutées par ce correcteur adaptatif, nous sommes persuadés que cette stratégie de commande a des performances minimales en comparaison avec les méthodes LQG et GPC qui seront abordées dans les prochains chapitres.

La figure (4.21) représente l'évolution des paramètres identifiés du système en utilisant la méthode d'identification des moindres carrés récursifs RLS, traduisant ainsi l'adaptation des paramètres du modèle au correcteur appliquée pour la commande du système. On voit sur les courbes caractéristiques des paramètres du modèle du système qu'au bout du pas d'échantillonnage $k=20$ tous les paramètres convergent vers leurs valeurs réelles.

4.3.5 Simulation de la Commande Linéaire Quadratique LQ

Pour présenter les performances du correcteur LQ recherchons la commande optimisant le critère suivant :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{k=\infty} x^T(k)Q(k)x(k) + u^T(k)R(k)u(k) \quad (4.39)$$

Considérons alors le système dynamique à temps discret défini par :

$$x(k+1) = A(k)x(k) + B(k)u(k) \quad (4.40)$$

L'équation de la loi de commande est donné par :

$$u(k) = -R^{-1}(k)B^T(k)p(k+1) \quad (4.41)$$

Rappelons que la dernière commande $u(n)$ n'a aucun effet sur l'évolution du système par rapport à l'horizon de commande considéré et sa valeur est supposée donc nulle $u(n) = 0$. L'exemple suivant illustre le modèle dynamique d'un procédé monovarié

décrit sous sa représentation d'état discrète suivante :

$$\begin{cases} x(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} u(k) \\ y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) \end{cases} \quad (4.42)$$

Dont la fonction de transfert du système est écrite sous la forme

$$G(q^{-1}) = \frac{q^{-1}}{1 - 3q^{-1}} \quad (4.43)$$

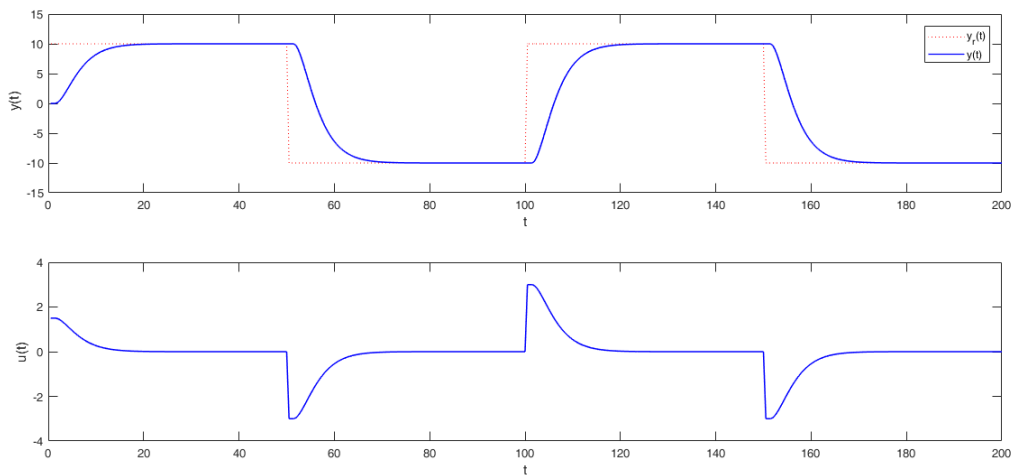


FIGURE 4.22 – Réponse du correcteur Linéaire Quadratique

Commentaires

La figure (4.22) montre la réponse et l'évolution de l'entrée appliquée à la correction du système après l'application de l'algorithme LQ. On remarque que le correcteur est bien stabilisant, le dépassement est nul et l'oscillation est vite amortie. L'algorithme LQ étant intégrateur et il a permis de ramener l'état de la sortie à sa valeur d'équilibre compte tenu des contraintes liées à la trajectoire imposée par la consigne.

Nous constatons aussi que les matrices Q et R permettent au correcteur de privilégier soit d'améliorer les performances de la commande, soit de pénaliser le coût de l'énergie appliquée aux actionneurs du système. En effet, si on favorise la minimisation des performances de l'état du système le coût de la commande sera pénalisé au détriment de celle-ci.

4.3.6 Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG

Considérons la fonction J suivante :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{t=\infty} x^k(t)Q(k)x(k) + u^k(k)R(k)u(k) \quad (4.44)$$

Et soit la représentation d'espace d'état suivante :

$$\begin{cases} x(k+1) = A(k)x(k) + B(k)u(k) + v(k) \\ y(k) = C(k)x(k) + w(k) \end{cases} \quad (4.45)$$

Où :

$y(k)$ est le vecteur de variables contrôlées.

$u(k)$ est le vecteur de commande.

$v(k)$ est un bruit blanc gaussien injecté sur l'état du système.

$x(k)$ et $w(k)$ un bruit blanc gaussien sur la sortie.

La loi de commande LQG qui sera appliqué au système s'obtient par :

$$\begin{cases} x(k+1) = A(k)\hat{x}(k) + B(k)u(k) + K(k)(y(k) - C(k)\hat{x}(k)) \\ u(k) = -L(k)\hat{x}(k) \end{cases} \quad (4.46)$$

L'exemple suivant, donne la représentation d'état d'un procédé :

$$\begin{cases} x(k+1) = A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u(k) + v(k) \\ y(k) = C = [1 \ 0] x(k) + w(k) \end{cases} \quad (4.47)$$

En effet, si on considère que P est solution de (3.81) et que $\hat{Q} = \lambda Q$ et $\tilde{R} = \lambda R$. Alors on peut vérifier que $\hat{P} = \lambda P$ est solution de l'équation de Riccati correspondante.

En effet, pour bien maîtriser le réglage des matrices de pondération Q et R nous avons adopté la démarche suivante :

- Initialement, on choisit des pondérations égales aux matrices identités.
- Puis, on accélère ou on décélère entièrement le système en multipliant la matrice Q par un scalaire λ (accélération avec $\lambda > 1$ et décélération avec $\lambda < 1$) jusqu'à obtenir une dynamique moyenne adaptée.
- Ensuite, dans le cas où certains états posséderaient des dynamiques trop lentes par rapport à d'autres, on peut préférer d'accroître la pondération de Q qui correspondantes.

Commentaires

Les figures (4.23) à (4.24) montrent l'évolution de la réponse et l'entrée de commande en fonction du temps après l'application de l'algorithme LQG au système. Le correcteur

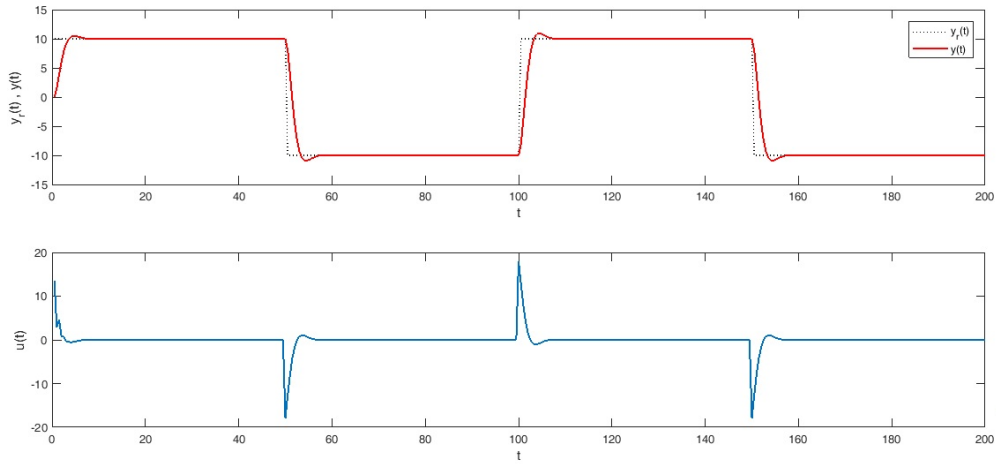


FIGURE 4.23 – Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne

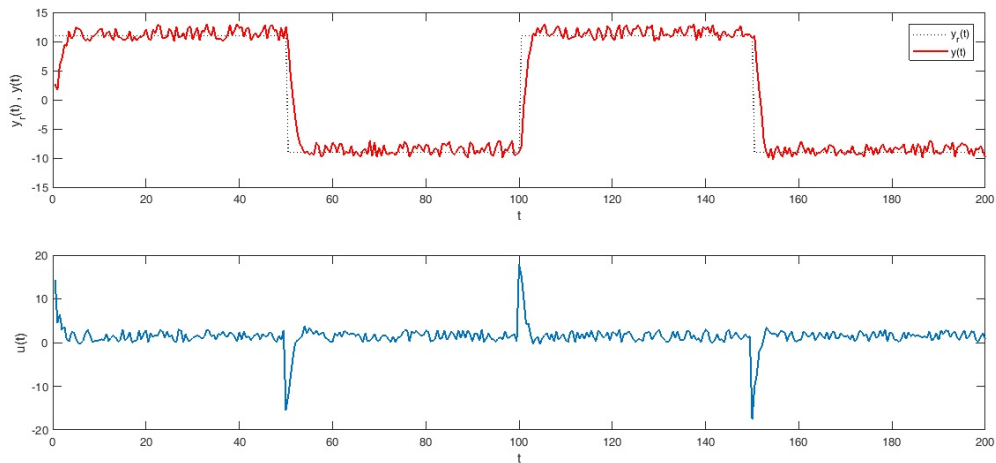


FIGURE 4.24 – Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne avec bruit

offre un temps de réponse améliorée et une oscillation amortie qui permet de conserver la stabilité souhaitée au système. Nous remarquons aussi l'apparition d'un faible dépassement de 2% par rapport à la consigne appliquée. Le correcteur étant intégrateur et l'erreur statique est naturellement nulle.

4.3.7 Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne LQG adaptative

Comme mentionnée au chapitre (3). La loi de commande LQG adaptative monovariante appliquée sur un processus est écrite sous la forme :

$$u_k = u_k^{LQG} + s_k \quad (4.48)$$

Avec

$$\begin{aligned} s_k &= \theta_{k-1}^T \psi_k \\ \psi_k^T &= [-s_{k-1} \dots -s_{k-m} r_{k-1} \dots r_{k-p}] \end{aligned} \quad (4.49)$$

Considérons le modèle discret suivant :

$$A(q^{-1})Y(t) = q^{-d}B(q^{-1})U(t-1) + Cx(t) \quad (4.50)$$

Où A et B sont des polynômes en q^{-1} tels que :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \quad (4.51)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b} \quad (4.52)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_c} q^{-n_c} \quad (4.53)$$

Soit la représentation d'espace d'état suivante :

$$\begin{cases} x(k) = A'(k)x(k) + B'(k)u(k) + G'v(k) \\ y(k) = C'(k)x(k) + w(k) \end{cases} \quad (4.54)$$

Où :

$Y(k)$ est le vecteur de variables contrôlées.

$U(k)$ est le vecteur de commande.

$V(k)$ est un bruit blanc gaussien sur l'état.

$X(k)$ et $W(k)$ un bruit blanc gaussien sur la sortie.

Construisons les polynômes A', B', C' et G à partir du modèle de l'équation(4.45) tel que :

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 & 1 & 0 \\ -a_2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -b_0 \\ -b_2 \\ -b_1 \end{bmatrix}$$

$$G' = \begin{bmatrix} c_1 + a_1 \\ c_2 + a_2 \end{bmatrix} \quad C' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Et prenons l'exemple d'un système ayant la fonction de transfert suivante :

$$(1 - 0.9q^{-1} + 2.8q^{-2})y(k) = 1.5 + 3.4q^{-1}u(k) \quad (4.55)$$

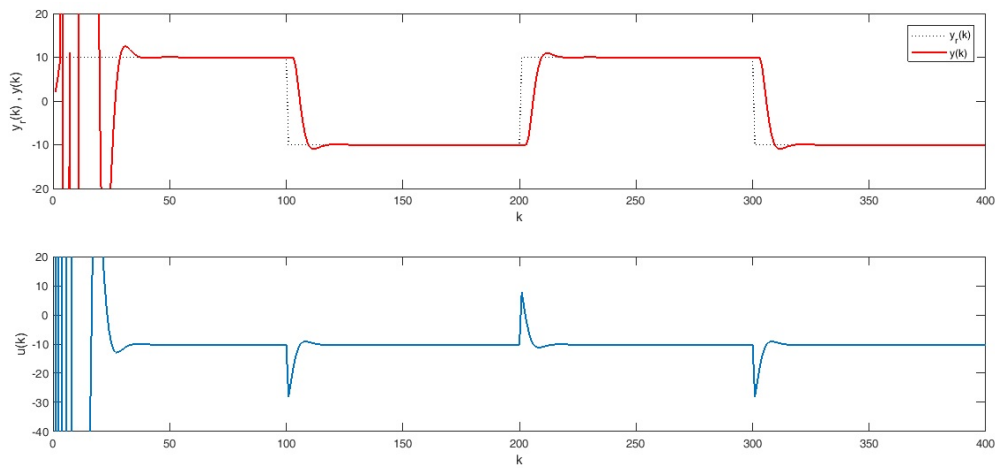


FIGURE 4.25 – Réponse de la commande Linéaire Quadratique gaussienne adaptative

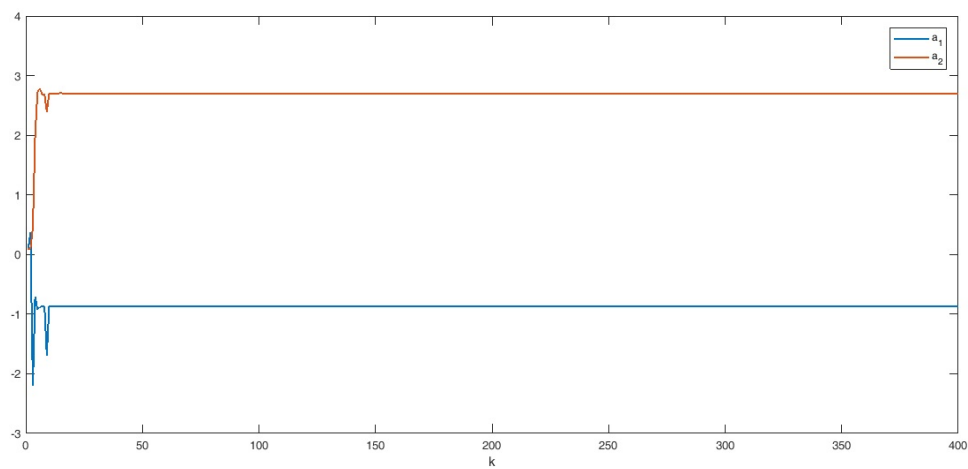


FIGURE 4.26 – Identification paramétrique RLS du polynôme A associée à la commande LQG adaptative

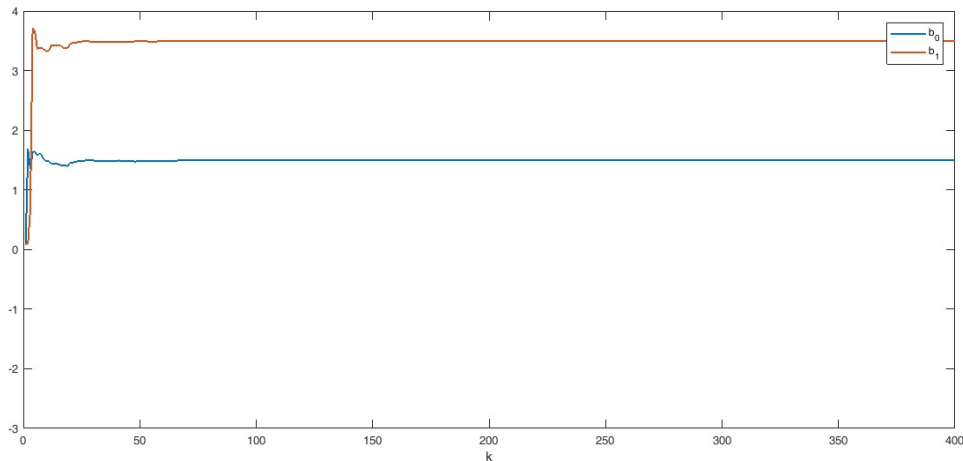


FIGURE 4.27 – Identification paramétrique RLS du polynôme B associée à la commande LQG adaptative

Commentaires

Les courbes tracés sur la figure (4.25) montrent les performances du correcteur LQG adaptatif appliqué au système. En effet, on s'aperçoit qu'il y a une forte instabilité au moment de l'application de l'identification paramétrique sur le modèle du système. Après équilibre et dès que les paramètres du correcteur sont identifiés toutes les performances du correcteur LQG ont été récupérées et la réponse du système est fortement amortie et il est ramené à sa consigne appliquée.

Les figures (4.26) et (4.27) illustrent l'évolution des paramètres identifiés du système en utilisant la méthode d'identification des moindres carrés récursifs RLS, interprétant ainsi l'adaptation des paramètres du modèle au correcteur LQG appliquée pour la commande du système. On voit aussi sur ces courbes caractéristiques que tous les paramètres du modèle convergent vers leurs valeurs prédéfinies.

Notons que le paramétrage du contrôleur LQG nécessite la connaissance de quatre matrices de pondération : \mathbf{Q} et \mathbf{R} pour le retour d'état, \mathbf{V} et \mathbf{W} pour l'estimateur des états du système. Ainsi, La méthode de réglage la plus simple repose sur un ajustement séparé qui consiste à : régler V et W de sorte que l'état soit bien rétabli et régler Q et R pour avoir un meilleur retour d'état.

4.3.8 Simulation de la Commande prédictive généralisée

Considérons le modèle CARIMA discret suivant :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + \frac{1}{\Delta}x(t) \quad (4.56)$$

L'exemple ci-dessous illustre le comportement de la température d'un système thermique, dont la commande est effectuée par action sur l'écoulement d'un gaz réfrigérant.

$$A(q^{-1}) = 1 - 2q^{-1} + 1.1q^{-2} \quad (4.57)$$

$$B(q^{-1}) = 1 + 2q^{-1} \quad (4.58)$$

Où A et B sont des polynômes en q^{-1} tels que

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GPC plusieurs tests sur les paramètres de réglage N_1 , N_2 et N_u ont été faits et on a choisi :

$$N_1 = d = 10$$

$$N_2 = 10$$

$$N_u = 2$$

$$d = 10$$

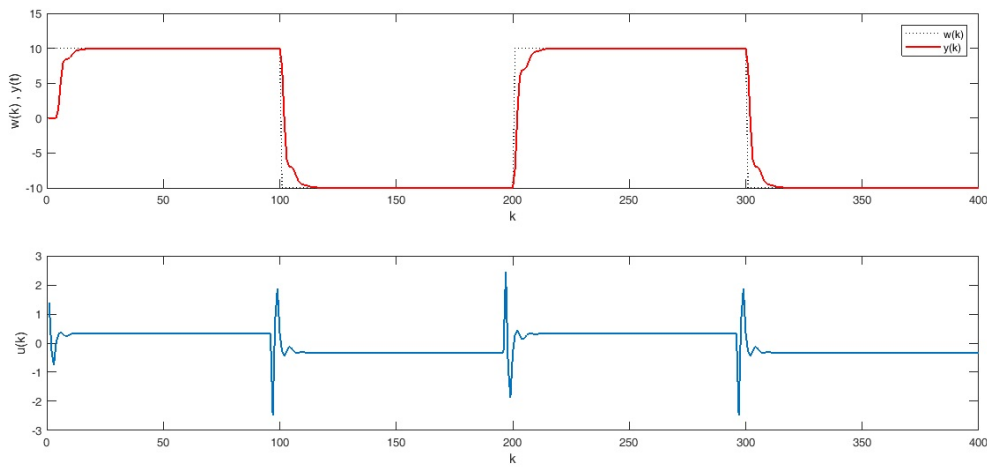


FIGURE 4.28 – Réponse de la commande prédictive généralisée

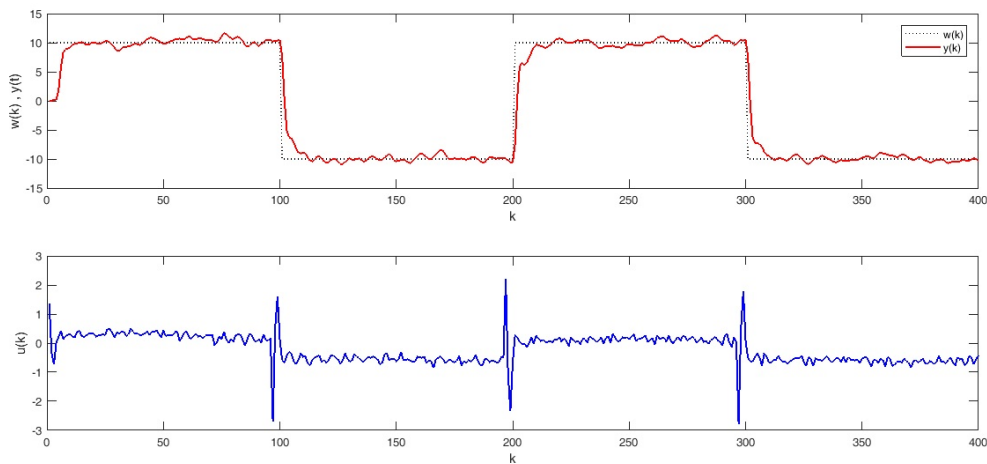


FIGURE 4.29 – Réponse de la commande prédictive généralisée avec bruit

Commentaires

Les figures (4.28) et (4.28) présentent l'évolution de la température du réfrigérateur commandée par l'algorithme GPC sans et avec perturbation et par l'application d'un

signal consigne variant entre -10° C et 10° C . On voit bien que la commande GPC offre une poursuite parfaite de la trajectoire de référence désirée avec une précision idéale, un court temps de réponse et absence de dépassement sur la réponse du système [68].

Choix des horizons de sortie et de commande

Une combinaison de tests de simulation sur divers modèles de procédés, y compris les processus stables, instables avec des temps de retards variables, nous a permis de savoir comment choisir les horizons N1, N2 et NU que nous proposons dans les étapes suivantes [69].

1. N1 : L'horizon minimal de prédiction : Si le temps de retard d est exactement connu, il ne sert à rien de mettre $N1 < d$, car il y aurait des calculs inutiles sur l'obtention de la loi de commande $u(t)$. Si ce temps de retard n'est pas connu ou il est variable alors N1 peut être mis à 1 sans perte de stabilité.
2. N2 : L'horizon maximal de prédiction : Ce paramètre doit être choisi de telle sorte que les échantillons de sortie ultérieurs soient inclus dans le calcul de la minimisation de la fonction coût de la commande, cela implique que N2 dépasse le degré du polynôme $B(q^{-1})$. Généralement, on considère N2 égale au temps de réponse du système.
3. Nu : L'horizon de contrôle : Ce paramètre de conception est très important. En effet, Pour une valeur de $Nu = 1$ nous obtenons un contrôle suffisant. L'augmentation de Nu permet a priori d'atteindre des objectifs plus difficiles. Cependant, Une valeur accrue de Nu est plus appropriée pour les systèmes complexes où l'on constate qu'un bon contrôle est atteint lorsque Nu est au moins égal au nombre de pôles instables ou mal amortis.
4. le facteur de pondération λ : On peut l'interpréter comme étant un facteur essentiel pour la sortie prédite obtenue. D'une part, si $\lambda = 0$, on minimise uniquement les performances entre la consigne et la sortie prédite. Il peut donc en résulter une commande très forte pouvant faire diverger le processus réel. D'autre part, si λ est très élevé, on pondère alors excessivement la commande qui n'est plus assez dynamique pour mieux suivre la consigne.

4.3.9 Simulation de la Commande prédictive généralisée adaptative

L'auto-ajustement du correcteur GPC adaptatif est réalisé par l'estimation en temps réel des paramètres des polynômes du modèle par l'algorithme des moindres carrés récursif RLS proposé ci-dessous :

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[\Delta y(t) - \hat{\varphi}^T(t-d)\hat{\theta}(t-1)] \\ K(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}^T(t-d)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t-1)\hat{\varphi}(t-d)} \\ P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t-1) \end{cases} \quad (4.59)$$

Avec :

$$\begin{cases} \varphi = [-\Delta y(t-1), \dots, -\Delta y(t-n_a), \Delta u(t-1), \dots, \Delta u(t-1-n_b), \\ \xi(t-1), \dots, \xi(t-ne)]^T \\ \theta = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}, c_1, \dots, c_{n_c}] \\ \hat{\xi}(t) = \Delta y(t) - \Delta \hat{y}(t) = \Delta y(t) - \hat{\varphi}^T(t)\hat{\theta} \end{cases} \quad (4.60)$$

L'exemple suivant montre le comportement du même procédé cité auparavant dans les mêmes conditions de réglage et de poursuite, mais avec l'application de l'identification paramétrique à la commande GPC.

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + \frac{1}{\Delta}x(t) \quad (4.61)$$

Où : A et B sont des polynômes en q^{-1} tels que

$$A(q^{-1}) = 1 - 0.5q^{-1} + 1.8q^{-2} \quad (4.62)$$

$$B(q^{-1}) = -1 + 0.8q^{-1} \quad (4.63)$$

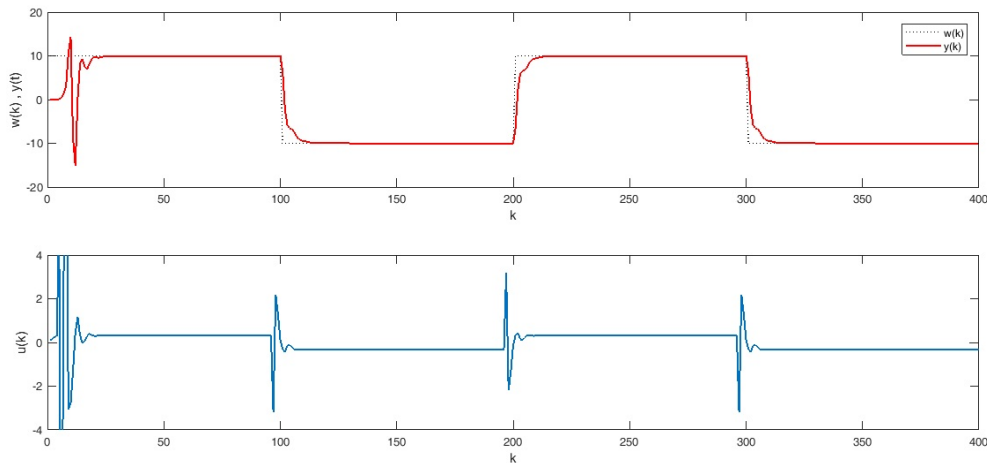


FIGURE 4.30 – Réponse de la commande GPC adaptative

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GPC adaptative , plusieurs tests sur les paramètres N_1, N_2 et N_u de réglage du correcteur ont été faits et on a choisi :

$$N_1 = d = 10$$

$$N_2 = 8$$

$$N_u = 2$$

Ainsi pour les autres réglages on a :

Matrice de pondération de l'algorithme l'identification. $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\hat{\theta}(0) = 0.01$

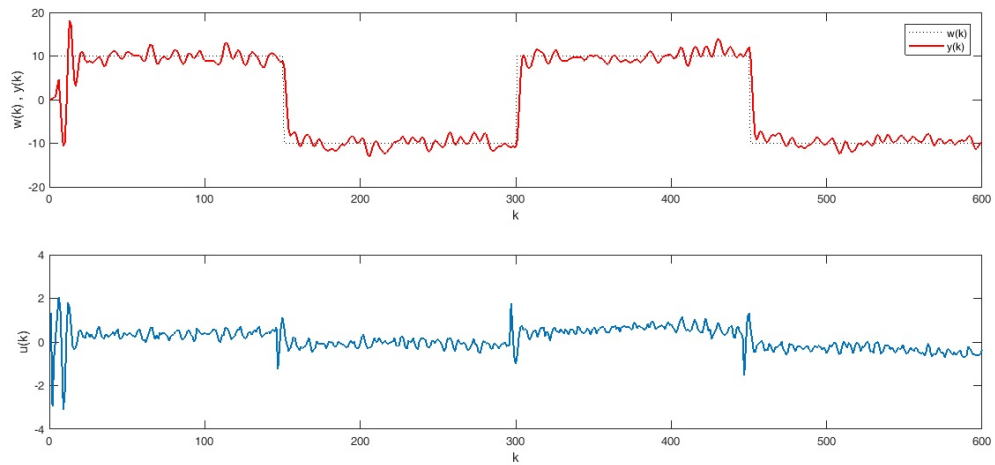


FIGURE 4.31 – Réponse de la commande GPC adaptative avec bruit

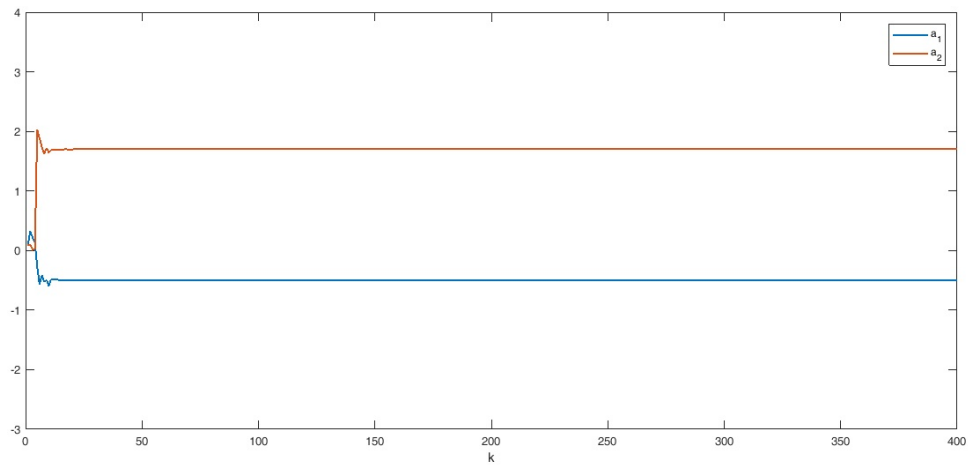


FIGURE 4.32 – Identification RLS du polynôme A associée à la commande GPC adaptative

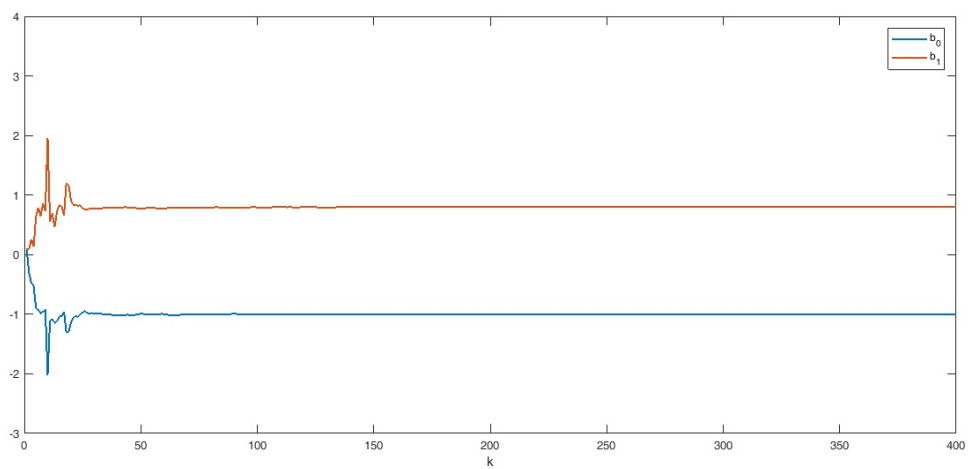


FIGURE 4.33 – Identification RLS du polynôme B associée à la commande GPC adaptative

coefficient de pondération sur la commande $\lambda = 0.7$

Commentaires

L'évolution de la sortie du système avec et sans perturbation portée sur les figures (4.30) et (4.31) et l'évolution des paramètres est portée sur les figures (4.32) et (4.33). Ces figures montrent la capacité de l'algorithme de commande GPC d'être combiné efficacement avec l'algorithme d'identification récursive RLS et à détecter les variations temporelles des paramètres du modèle. Ainsi, on remarque une bonne poursuite des séquences de la consigne, une erreur statique nulle et une stabilité très améliorée de la réponse.

4.4 Simulations des Algorithmes de commande des systèmes Multivariables

4.4.1 Simulation de l'algorithme GMV

Le contrôleur GMV multivariable décrit dans le chapitre précédent permet de rechercher un signal de commande $U(t)$ qui minimise la fonction coût suivante :

$$J = E[RW(t) - PY(t+k)]^2 + QU(t)^2 \quad (4.64)$$

À partir de cette fonction objective la sortie et les points de consigne sont pondérées et un terme pour pénaliser les efforts de contrôle est appliqué. Par conséquent, l'expression en boucle fermée du contrôleur GMV est la suivante :

$$Y = \frac{BRW(t-k) + (EB + QC)\zeta(t)}{PB + QA} \quad (4.65)$$

Sa loi de commande est donnée par :

$$U(t) = \frac{1}{G_0 + \lambda} (RW(t) - \sum_i^{N_G} G_i U(t-1) - Fy(t) - H\hat{y}(t-k-1)) \quad (4.66)$$

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GMV plusieurs tests sur les pondérations P, R et Q ont été faites et on a choisi :

$$P(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}$$

$$R(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

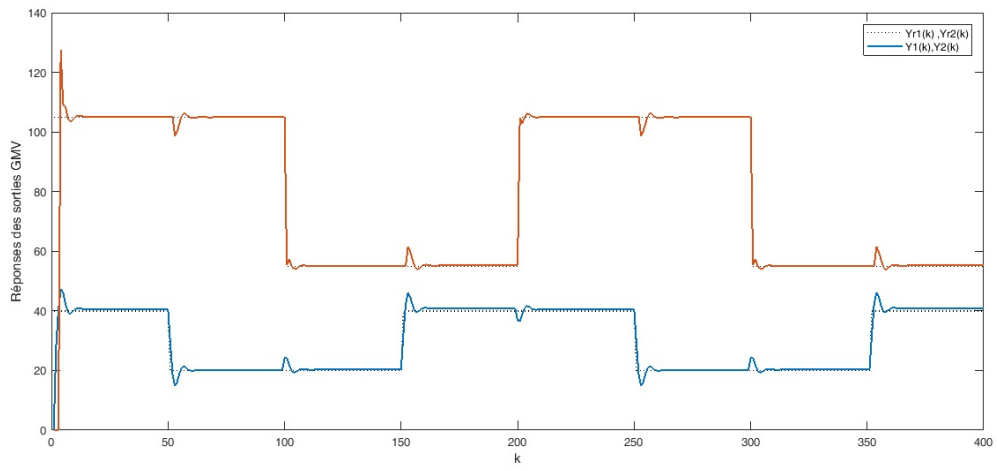


FIGURE 4.34 – Réponse de la commande GMV Multivariable Y1 et Y2

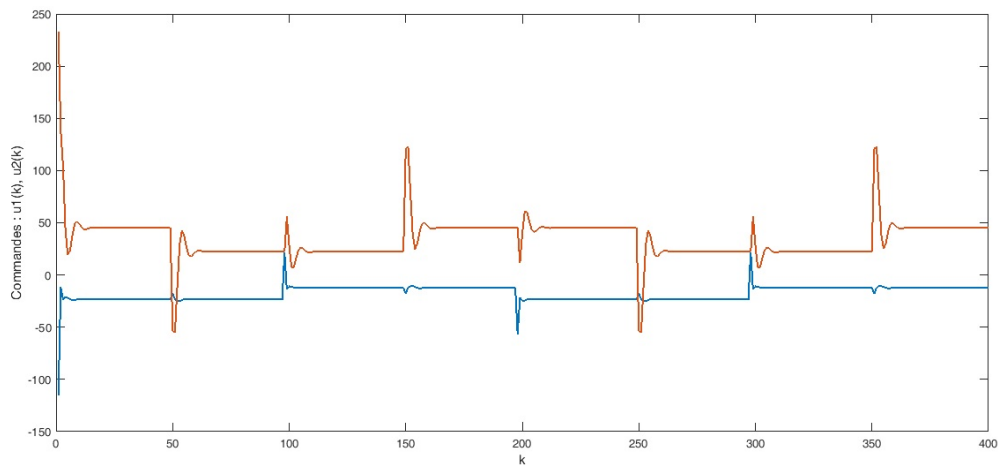


FIGURE 4.35 – Evolution des commandes GMV u_1 et u_2 appliquées

Commentaires

Les résultats de simulation obtenus sur les figures (4.34) et (4.35) de l'algorithme GMV multivariable montrent que les performances de poursuites des consignes sont très satisfaisantes. Ce qui bien montré aussi pour l'erreur statique qui ne dépasse pas une faible valeur après chaque variation des consignes appliquées.

4.4.2 Simulation de l'algorithme GMV adaptatif

Pour trouver la loi de commande GMV adaptative utilisons la loi de commande $U(t)$ obtenue à partir de l'équation (4.66). Pour un système inconnu il faudrait estimer les coefficients des polynômes F , H et G à partir des mesures d'entrées-sorties du système. Cela peut être faite on utilisons l'identification paramétrique suivante :

$$\Theta(t) = \Theta(t-1) + K(t)e(t) \quad (4.67)$$

Où : $K(t)$ est le gain de l'algorithme d'identification RLS .

Dès que le vecteur $\Theta(t)$ devient disponible, le signal de commande est calculé comme suit :

$$U(t) = \frac{1}{G_0} (W(t) - \sum_i^{N_G} G_i U(t-1) - Fy(t) - H\hat{y}(t-k-1)) \quad (4.68)$$

Définissons les paramètres du modèle à identifier par :

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.1 & -0.7 \\ 0.25 & -0.4 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -1.5 & 1.87 \\ -0.5 & 0.78 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} -0.3 & 0.2 \\ 1.5 & 0.9 \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.85 \\ -0.65 & 0.5 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -0.10 & -1.5 \end{bmatrix}$$

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GMV plusieurs tests sur les pondérations P , R et Q ont été faites et on a choisi :

$$P(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}$$

$$R(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

Ainsi pour les autres réglages on a :

un temps de retard de $d = 10$

Matrice de pondération de l'algorithme l'identification. $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\hat{\theta}(0) = 0.01$

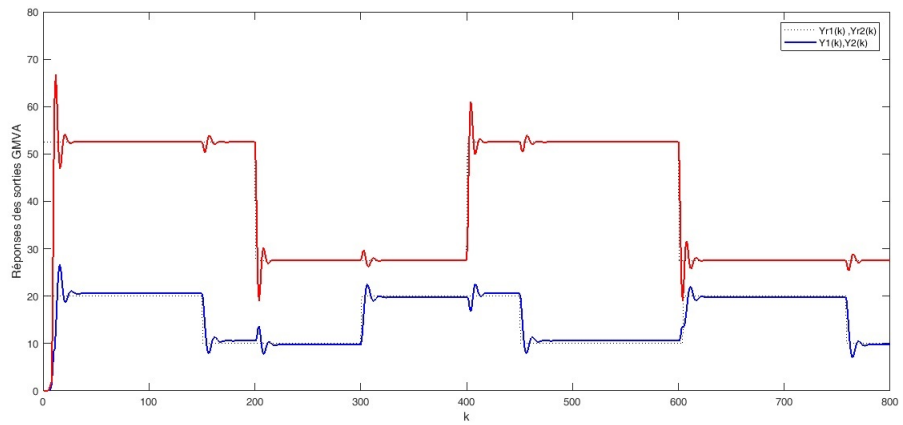


FIGURE 4.36 – Réponse de la commande GMV Multivariable adaptative Y1 et Y2

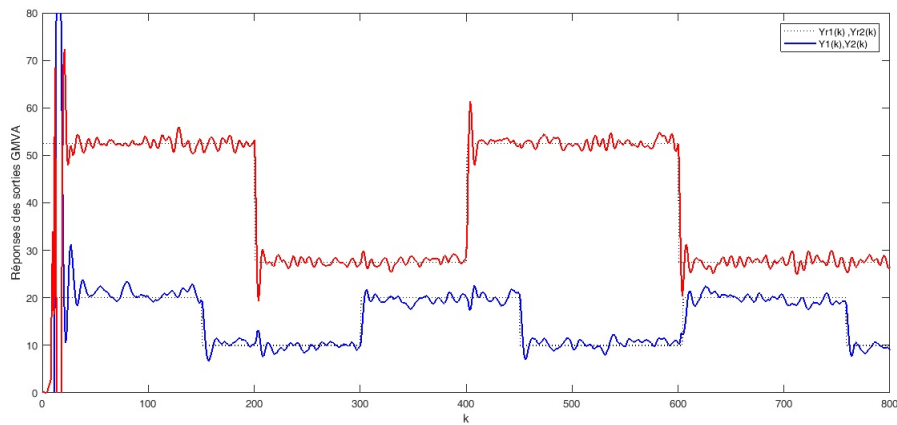


FIGURE 4.37 – Réponse de la commande GMV Multivariable adaptative Y1 et Y2 avec bruit

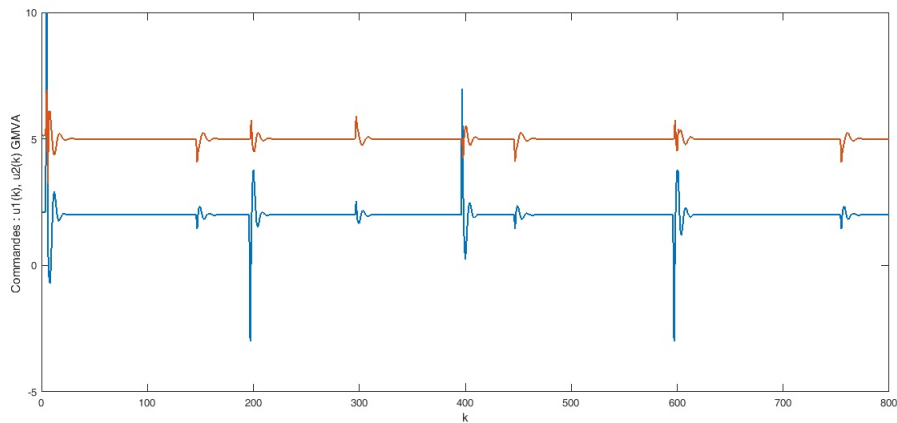


FIGURE 4.38 – Evolution des commandes GMV u_1 et u_2 appliquées

Commentaires

Les figures (4.36) à (4.38) montrent que la résolution de l'équation diophantienne combinée avec la technique d'adaptation paramétrique basée sur le critère des moindres carrés récurrents RLS, nous a permis de trouver la loi de commande adaptative permettant de minimiser l'effort de la commande appliqué aux entrées du système[70].

Ainsi, le choix des pondérations P, R et Q fournit une bonne réponse du système qui suit parfaitement sa trajectoire définie par la consigne. Et on voit clairement qu'au régime statique l'erreur est presque nulle, car cette erreur n'est pas affectée que par les variations du bruit et de la dynamique interne du système. En outre, Le correcteur GMV adaptatif permet de compenser l'effet du couplage mutuel entre les deux sorties l'une par rapport à l'autre.

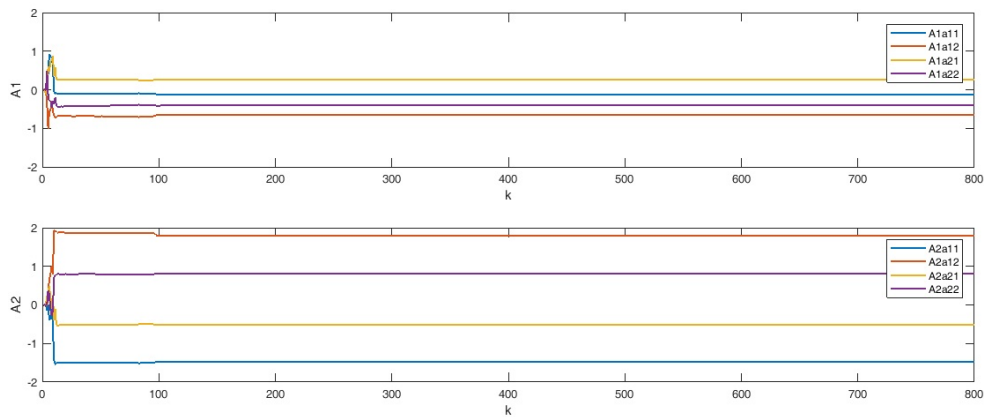


FIGURE 4.39 – Identification RLS des paramètres de A1 et de A2

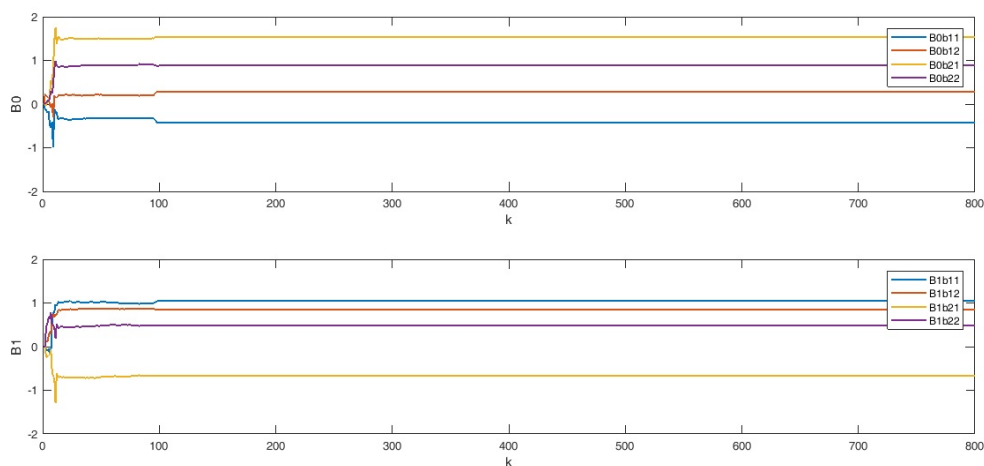


FIGURE 4.40 – Identification RLS des paramètres de B0 et de B1

Les figures (4.39) à (4.41) représentent l'évolution des paramètres identifiés du système en utilisant la méthode d'identification des moindres carrés récurrents RLS, interprétant ainsi l'adaptation des paramètres du modèle au correcteur GMV appliquée à la

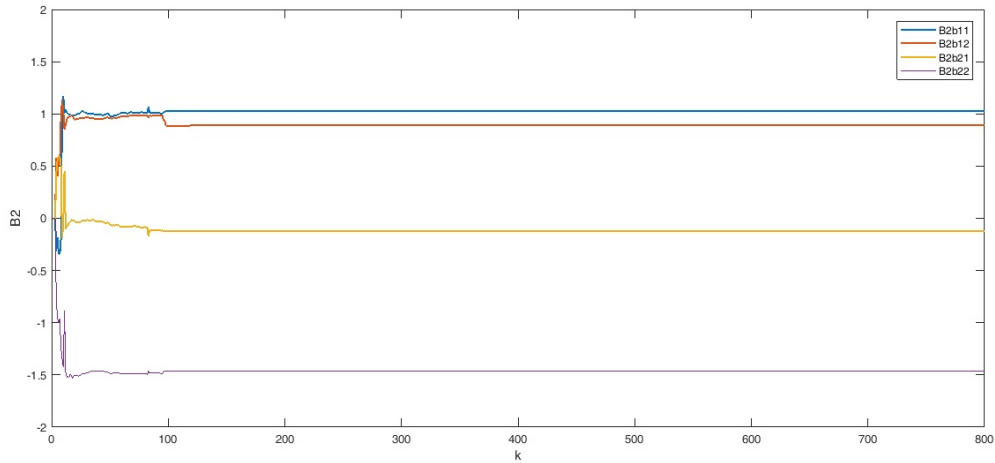


FIGURE 4.41 – Identification RLS des paramètres de B2

commande du système. On voit sur ces courbes caractéristiques que les paramètres du modèle convergent vers leurs valeurs prédéfinies.

4.4.3 Simulation de la Commande LQG

Considérons le modèle discret suivant :

$$A(q^{-1})Y(t) = q^{-d}B(q^{-1})U(t-1) + Cx(t) \quad (4.69)$$

Où A et B sont des polynômes en q^{-1} tels que :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (4.70)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (4.71)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (4.72)$$

Soit la représentation d'espace d'état suivante :

$$\begin{cases} X(k) = A'(k)X(k) + B'(k)U(k) + G'V(k) \\ Y(k) = C'(k)X(k) + W(k) \end{cases} \quad (4.73)$$

Où :

$Y(k)$ est le vecteur de variables contrôlées.

$U(k)$ est le vecteur de commande.

$V(k)$ est un bruit blanc gaussien sur l'état.

$X(k)$ et $W(k)$ un bruit blanc gaussien sur la sortie.

Construisons les polynômes A',B',C' et G' sous leur forme augmentée tels que :

$$A = \begin{bmatrix} -A_1 & I & 0 \\ -A_2 & 0 & I \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -B_0 \\ -B_2 \\ -B_1 \end{bmatrix}$$

$$G' = \begin{bmatrix} C_1 + A_1 \\ C_2 + A_2 \end{bmatrix} \quad C' = [I \ 0 \ 0]$$

Considérons la fonction coût J à minimiser suivante :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{t=\infty} x^k(t)Q(k)x(k) + u^k(k)R(k)u(k) \quad (4.74)$$

L'exemple ci-après montre le comportement d'un procédé thermique multivariable à deux entrées et deux sorties.

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1.1 & -1.2 \\ 1.3 & -1.4 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -0.5 & 0.66 \\ -0.7 & 1.8 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} -1.1 & 0.2 \\ -1.3 & 0.4 \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 1 & -0.6 \\ -1.7 & 0.8 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0.9 & -0.1 \\ 0.1 & -0.2 \end{bmatrix}$$

Les paramètres du régulateur sont définis par :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} 1.73 & 0 \\ 0 & 1.73 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 0.168 & 0 \\ 0 & 0.168 \end{bmatrix}$$

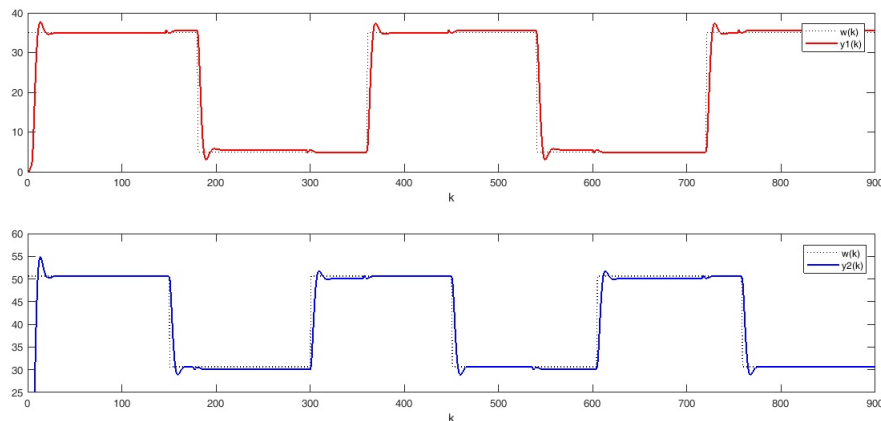


FIGURE 4.42 – Réponse de la commande LQG Multivariable adaptative Y1 et Y2

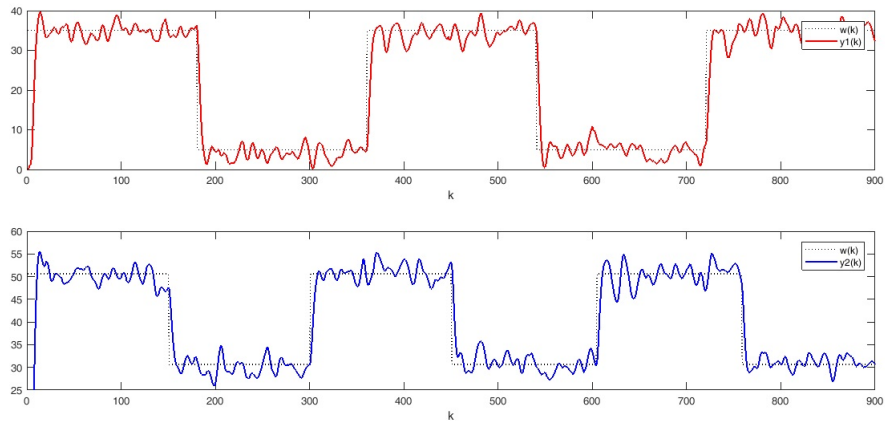


FIGURE 4.43 – Réponse de la commande LQG Multivariable adaptative Y1 et Y2 avec bruit

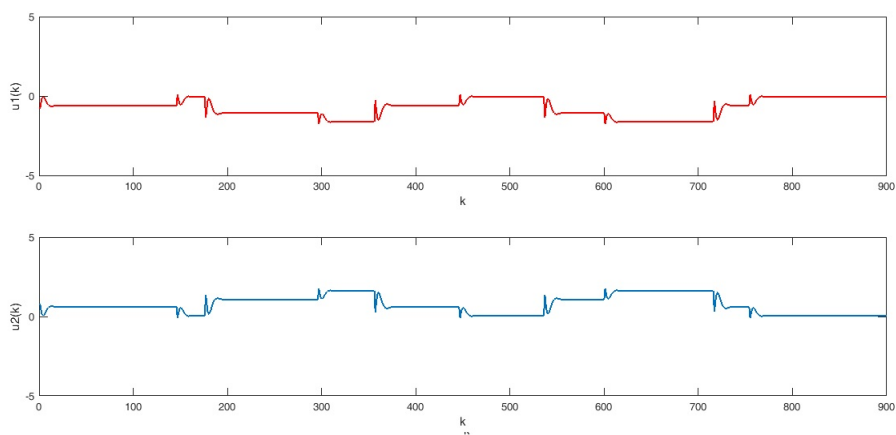


FIGURE 4.44 – Evolution des commandes LQG u_1 et u_2 appliquées au système

Commentaires

Les figures (4.43) et (4.44) montrent la réponse des deux sorties du système avec et sans perturbations, ces sorties sont commandées par l'application de l'algorithme quadratique généralisée LQG multivariable. Des changements de consignes sont effectués respectivement sur les deux sorties du système. Comme l'illustrent les deux courbes de simulation l'algorithme de commande LQG multivariable permet d'annuler l'effet d'interaction entre les deux sorties et d'assurer des bonnes performances au système, ceci grâce à la combinaison du régulateur linéaire quadratique LQ avec le filtre de Kalman permettant d'estimer les sorties à commander.

4.4.4 Simulation de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative

À l'image de la commande LQG multivariable la version adaptative discrète consiste à la combinaison de l'algorithme LQG avec l'algorithme d'identification paramétrique ARMAX suivant :

$$\bar{A}Y_k = \bar{B}U_k + \bar{C}W_k \quad (4.75)$$

Où W_k est une séquence de bruit blanc aléatoire.

Les paramètres des polynômes A, B et C du modèle linéaire sont estimés à base du vecteur d'identification suivant :

$$\theta^k = [\hat{A}_1 \dots \hat{A}_n \hat{B}_1 \dots \hat{B}_n \hat{C}_1 \dots \hat{C}_n] \quad (4.76)$$

$$\tilde{\varphi}_k^T = [-Y_{k-1} \dots -Y_{k-n} U_{k-1} \dots U_{k-n} W_{k-1} \dots W_{k-n}] \quad (4.77)$$

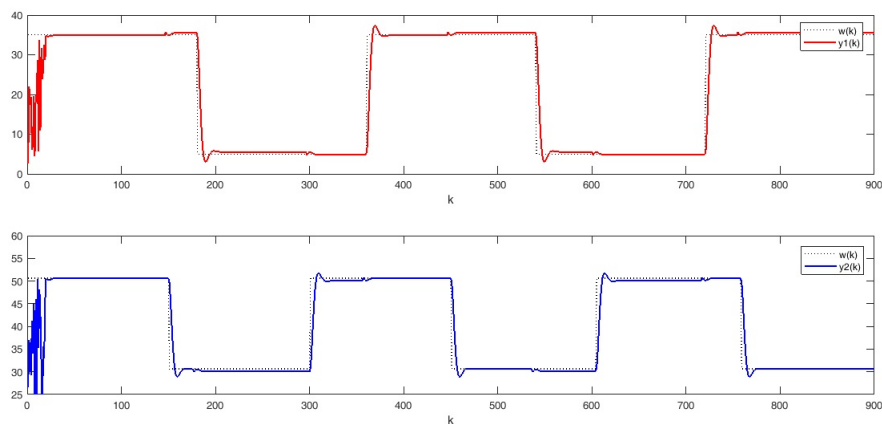


FIGURE 4.45 – Réponse de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative Y1 et Y2

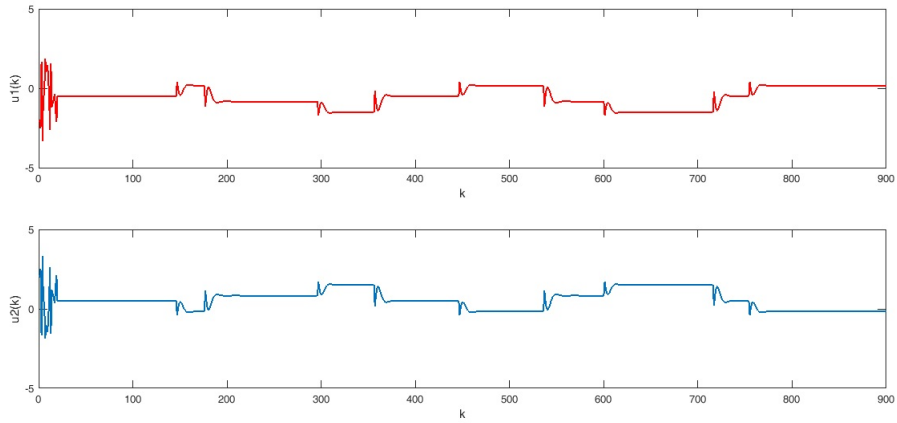


FIGURE 4.46 – Evolution des commandes LQG adaptative u_1 et u_2 appliquées au système

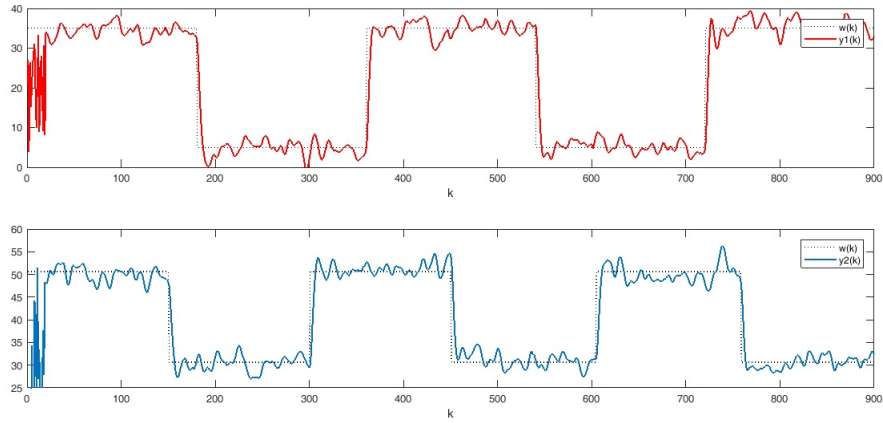


FIGURE 4.47 – Réponse de la Commande Linéaire Quadratique gaussienne Adaptative Y_1 et Y_2 avec bruit

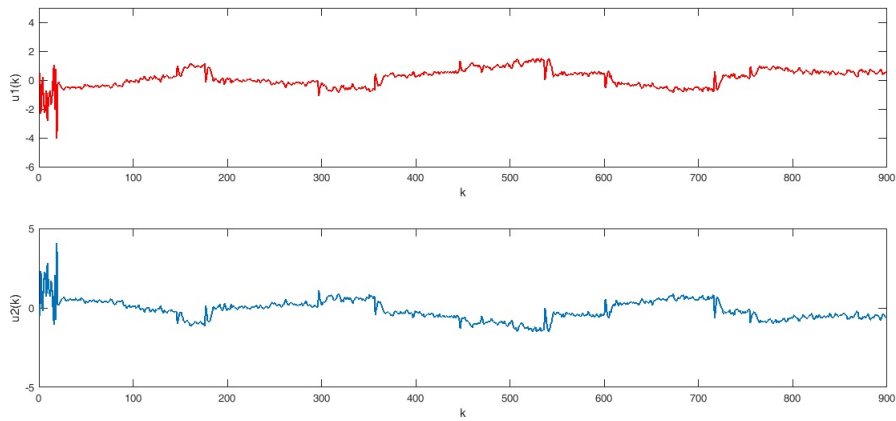


FIGURE 4.48 – Evolution des commandes LQG adaptative u_1 et u_2 appliquées au système avec bruit

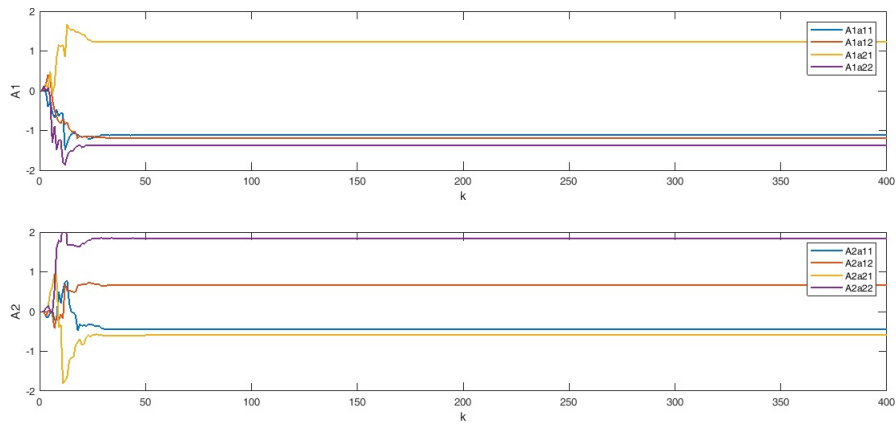


FIGURE 4.49 – Identification RLS des paramètres de A1 et de A2

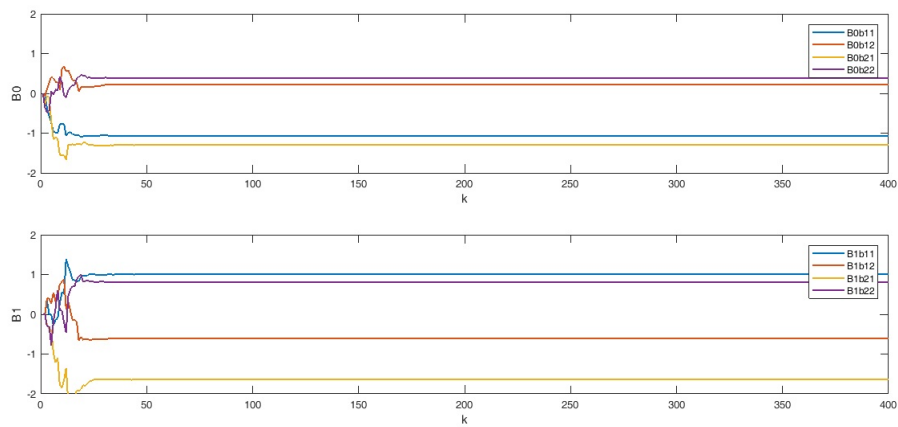


FIGURE 4.50 – Identification RLS des paramètres de B0 et de B1

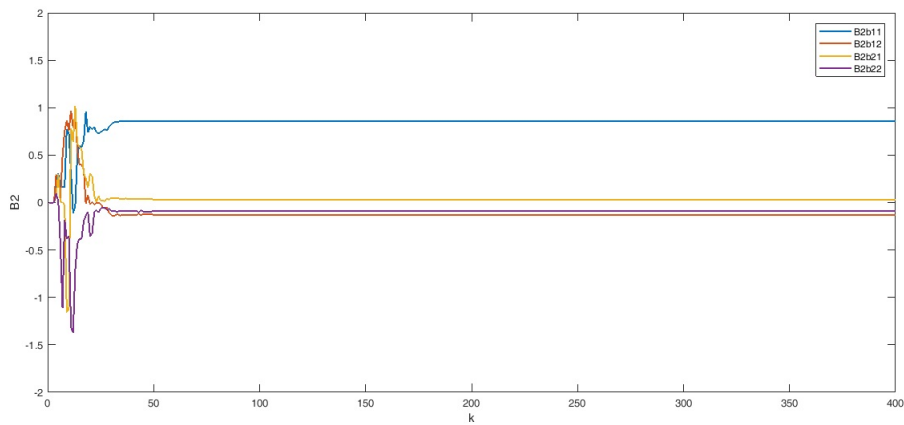


FIGURE 4.51 – Identification RLS des paramètres de B2

Commentaires

D'après les figures (4.49) à (4.51) on remarque que les paramètres identifiés du système convergent vers des valeurs constantes comme ils sont prédéfinies d'une manière rapide et sans instabilité. Cela est dû à une bonne identification combinée avec le réglage des paramètres de l'algorithme LQG. Ce qui nous permet d'élaborer une stratégie de commande LQG convenable. Initialement, la commande évolue d'une manière optimale afin que le système suit les consignes appliquées puis elle diminue aussitôt afin de garder le système autour de la zone de fonctionnement souhaité.

Notons bien que les figures (4.45) à (4.48) montrent que le correcteur LQG adaptatif permet efficacement de compenser l'effet du couplage mutuel entre les deux sorties l'une par rapport à l'autre et les deux sorties étaient insensibles aux changements effectués sur chacune d'elle. Ce qui montre encore l'efficacité et la robustesse de la technique de commande multivariable adaptative LQG à pouvoir annuler l'effet d'interaction entre les différentes variables du système global et s'adapter rigoureusement aux consignes appliquées.

4.4.5 Simulation de la Commande prédictive généralisée Multivariable

En présence de perturbations sur le système, il est possible de donner une représentation polynomiale globale selon la modélisation CARIMA (Autorégressive Integrated Moving Average) suivante :

$$A(q^{-1}) = B(q^{-1})U(t-1) + C(q^{-1})\frac{\zeta(t)}{\Delta(q^{-1})} \quad (4.78)$$

Avec :

$\Delta(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$; q^{-1} opérateur retard

$\zeta(t)$ bruit blanc centré.

$C(q^{-1})$ polynôme de perturbation.

Cette représentation entre autres avantages permet d'incorporer une action intégrale dans la loi de commande garantissant l'annulation de toute erreur statique vis-à-vis de consignes ou perturbations constantes.

À l'image de la commande GPC monovariante, la version multivariable discrète consiste à minimiser la fonction du coût J suivant :

$$J(N_1, N_2) = E \sum_{j=N_1}^{N_2} [Y(t+j) - W(t+j)]^2 + \sum_{j=N_1}^{N_2} \lambda(j)[\Delta U(t+j-1)]^2 \quad (4.79)$$

La loi de commande ainsi obtenue est décrite dans le chapitre 3 :

$$\tilde{U} = [G_1^T G_1 + \lambda I]^{-1} G_1^T (W - F) \quad (4.80)$$

Pour montrer l'efficacité de l'algorithme GPC multivariable on a l'appliqué à la commande d'un système possédant deux entrées et deux sorties dont les paramètres de réglage sont choisis comme :

- l'horizon de prédiction minimal est choisi à $N_2 = [1 \ 1]$
- l'horizon de prédiction maximal est choisi à $N_2 = [8 \ 8]$
- l'horizon de commande est choisi à $N_u = [2 \ 2]$ et un coefficient de pondération de $\Lambda = [0.5 \ 0.5]$

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1.7 \\ 1.20 & -0.4 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} -0.2 & 0.87 \\ -0.1 & 0.11 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} -0.5 & 0.4 \\ 1.4 & 0.5 \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 1.5 & 0.5 \\ -0.35 & 0.25 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ -0.10 & -1.0 \end{bmatrix}$$

Afin de présenter les résultats de simulations de la commande GPC multivariable plusieurs tests sur les paramètres de réglage N_1, N_2 et N_u ont été faites et on a :

$$N_1 = \begin{bmatrix} 10 & 10 \end{bmatrix}$$

$$N_2 = \begin{bmatrix} 8 & 8 \end{bmatrix}$$

$$N_u = \begin{bmatrix} 2 & 2 \end{bmatrix}$$

Ainsi pour les autres réglages on a :

un temps de retard de $d = 10$.

Matrice de pondération de l'algorithme l'identification. $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\hat{\theta}(0) = 0.01$

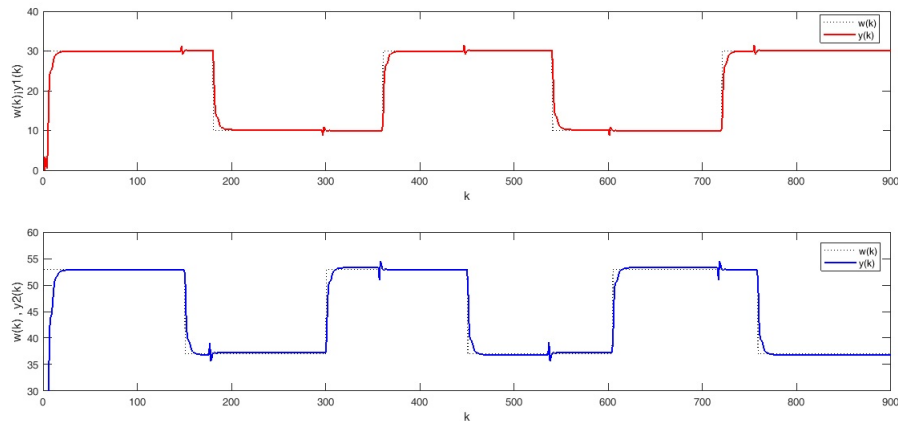


FIGURE 4.52 – Réponse de la Commande GPC multivariable Y1 et Y2

Commentaires

Les simulations des figures (4.52) à (4.55) obtenus montrent la réponse du système à une variation carrée de consigne. L'aspect anticipatif de la commande prédictive est clairement mis en évidence en comparant le signal de consignes et l'allure de la réponse du système. Notons aussi que les simulations montrent de bonnes performances vu que les

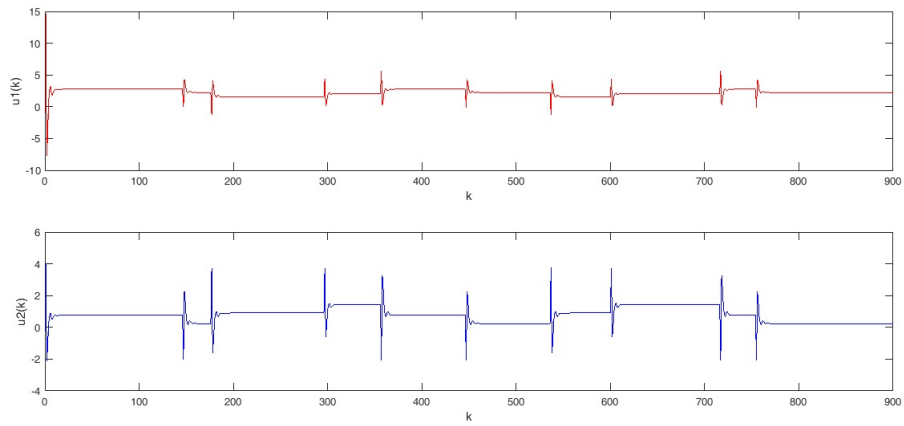


FIGURE 4.53 – Evolution des commandes GPC u_1 et u_2 appliquées au système

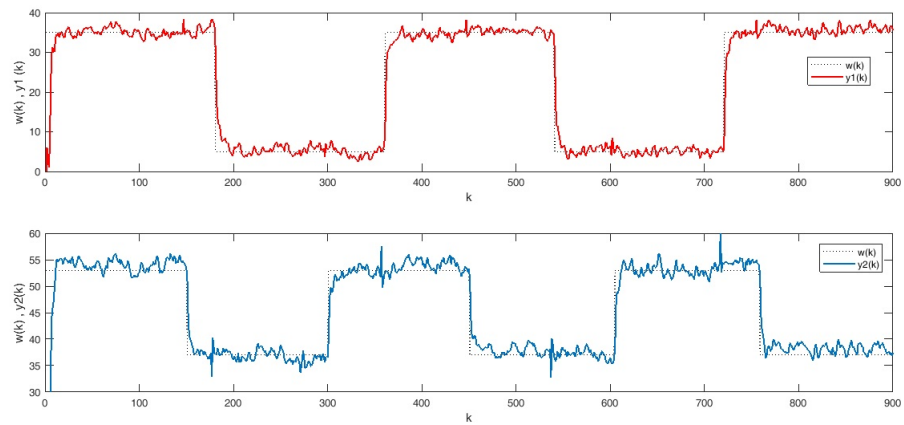


FIGURE 4.54 – Réponse de la Commande GPC multivariable Y_1 et Y_2 avec bruit

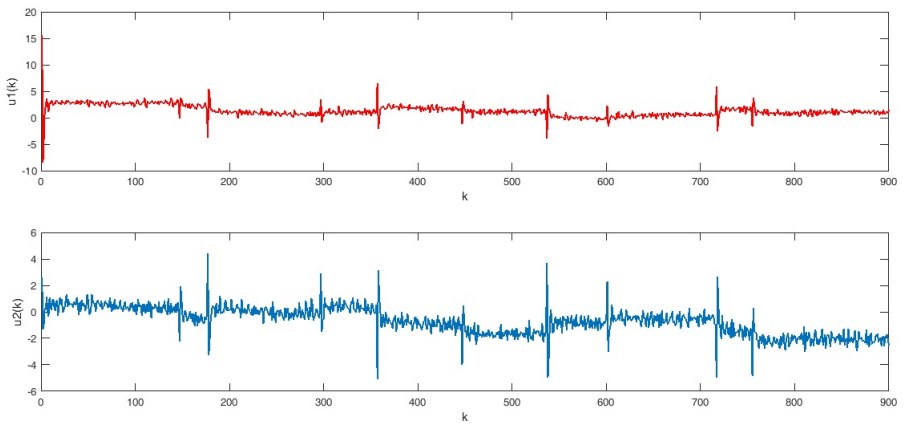


FIGURE 4.55 – Evolution des commandes GPC u_1 et u_2 appliquées au système avec bruit

sorties suivent parfaitement leurs références, de même on observe qu'aucun dépassement n'est enregistré dans les deux régimes transitoire et permanent.

En minimisant le critère de performance la dynamique de la loi de commande GPC n'est pas affectée par les variations de l'interaction des sorties et des paramètres du système, ce qui prouve que le découplage des sorties est assuré par cette commande. À partir de ces résultats on peut conclure que la commande prédictive généralisée multivariable développée dans cette partie est très performante en comparaison avec les autres commandes vues auparavant la LQG et la GMV.

4.4.6 Simulation de la Commande prédictive généralisée Adaptative

Dans ce qui suit nous présentons les résultats de simulations de la commande GPC multivariable adaptative développée antérieurement dans le chapitre (3).

$$N_1 = \begin{bmatrix} 4 & 4 \end{bmatrix}$$

$$N_2 = \begin{bmatrix} 8 & 8 \end{bmatrix}$$

$$N_u = \begin{bmatrix} 2 & 2 \end{bmatrix}$$

Ainsi pour les autres réglages on a :

un temps de retard de $d = 4$;

Matrice de pondération de l'algorithme d'identification. $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\hat{\theta}(0) = 0.01$

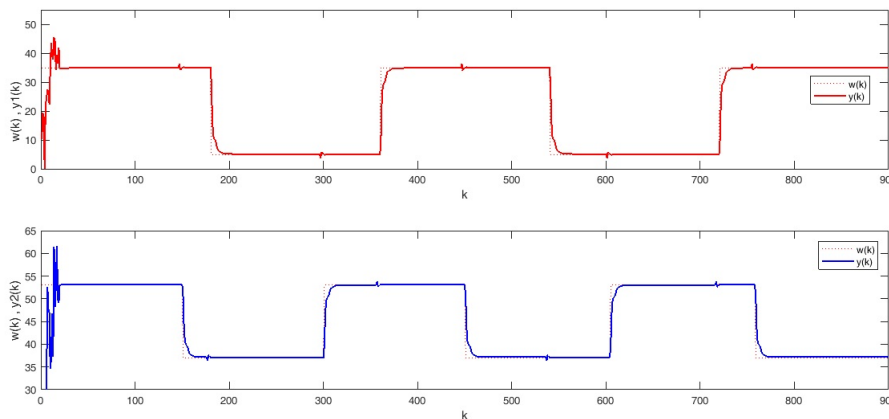


FIGURE 4.56 – Réponse de la Commande GPC multivariable adaptative Y1 et Y2

Commentaires

À partir des résultats de simulation de la commande GPC obtenues de son application sur un système multivariable à deux entrées et deux sorties et des figures (4.56) à (4.59) nous pouvons tirer les remarques subséquentes qui affirment l'importance de réglage des paramètres d'ajustement de l'algorithme GPC adaptatif sur les performances et la stabilité du système à commander en boucle fermée :

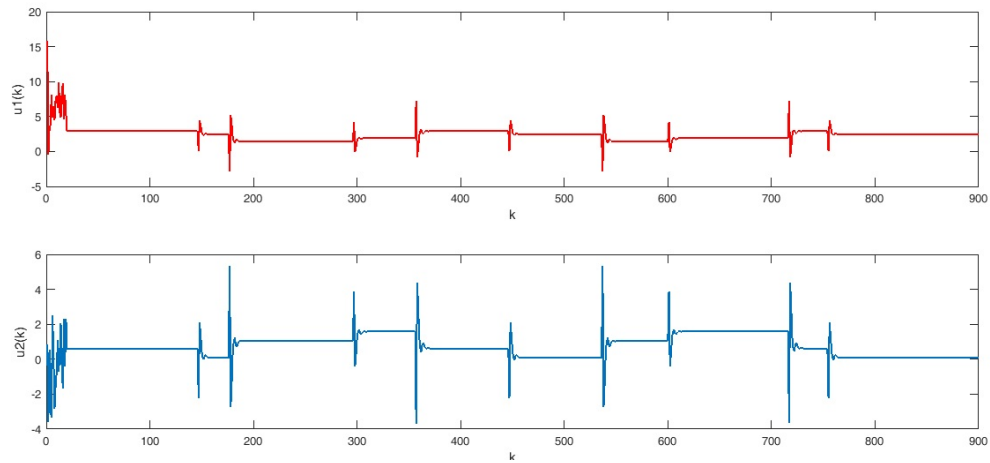


FIGURE 4.57 – Evolution des commandes GPC u_1 et u_2 appliquées au système

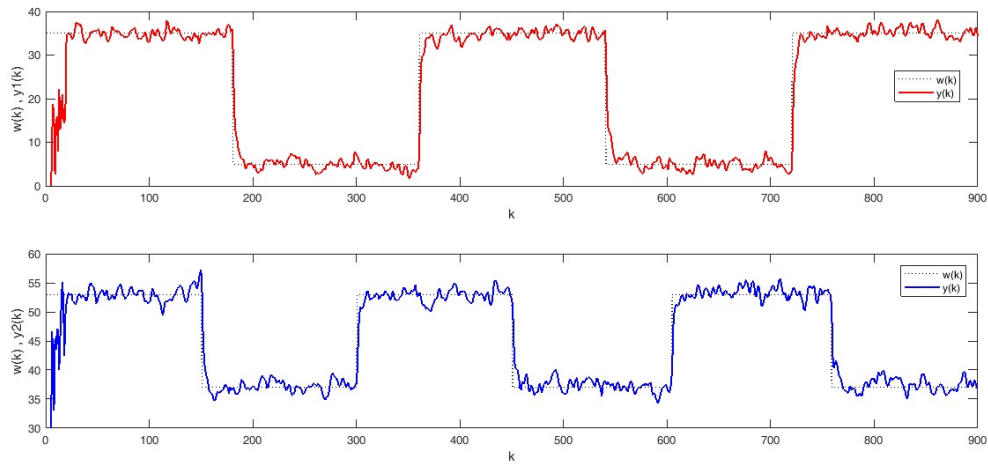


FIGURE 4.58 – Réponse de la Commande GPC multivariable adaptative Y_1 et Y_2 avec bruit

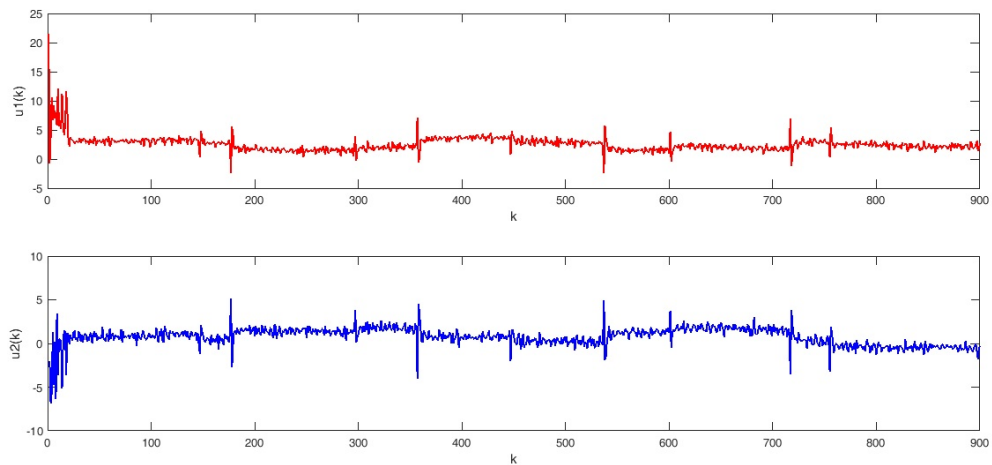


FIGURE 4.59 – Evolution des commandes GPC u_1 et u_2 appliquées au système avec bruit

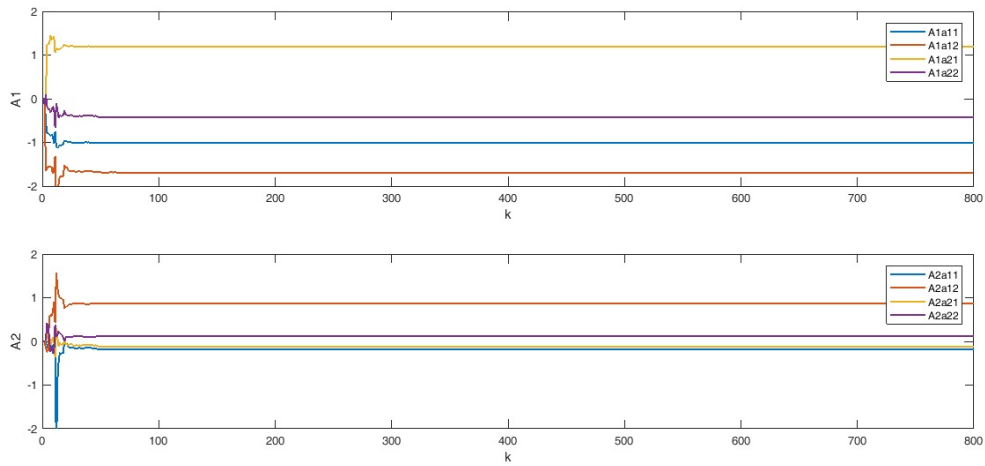


FIGURE 4.60 – Identification RLS des paramètres de A1 et A2

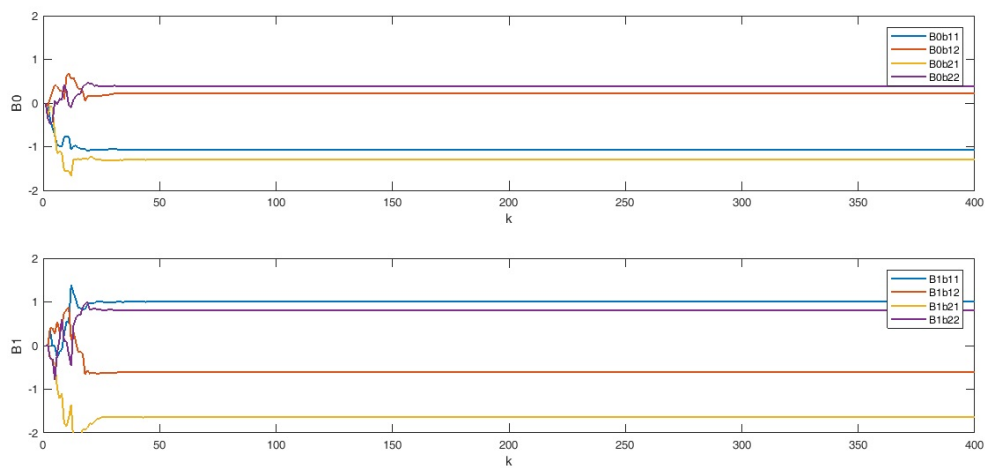


FIGURE 4.61 – Identification RLS des paramètres de B0 et de B1

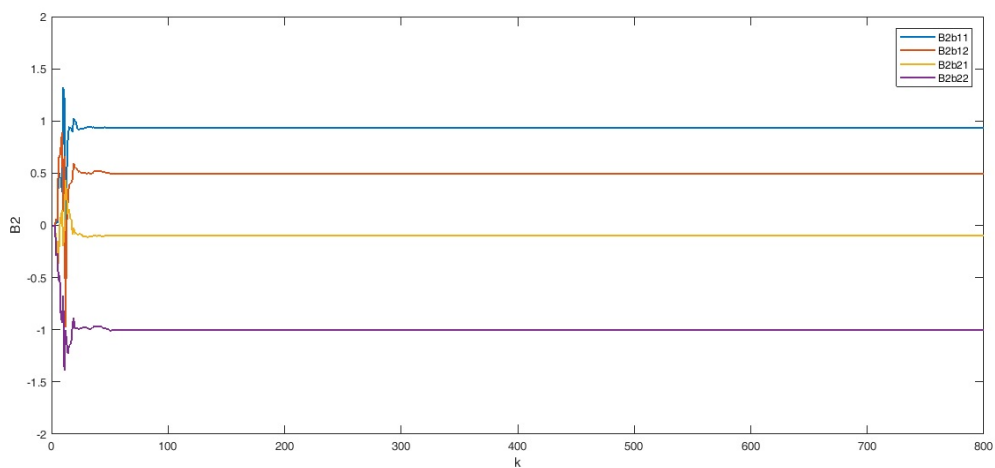


FIGURE 4.62 – Identification RLS des paramètres de B2

-
- La stabilité et la rapidité de la réponse du système sont jointes au choix de l'horizon de prédiction minimale N_1 et maximale N_2 .
 - En accroissant l'horizon de prédiction N_2 le comportement dynamique de la réponse devient de plus en plus lent et plus stagnant tendant vers celui du système en boucle ouverte (puisque l'action de commande appliquée tend vers un échelon).
 - Lorsque l'horizon de prédiction N_2 est pris court la dynamique est plus rapide (voire même instable dans quelques cas).
 - Pour certains procédés, un mauvais choix de l'horizon de prédiction peut conduire à l'instabilité de la boucle fermée,

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons examiné les résultats obtenus après l'application des algorithmes de contrôle adaptatifs sur un ensemble de systèmes monovariables et multivariables. En outre, nous avons proposé les points de force et de faiblesse de chaque algorithme de commande soit à paramètres connus soit à paramètres identifiés.

Ainsi, nous avons analysé du point de vue numérique l'impact de choix des paramètres de réglage sur la stabilité, sur le temps de réponse et sur l'erreur statique de la réponse du système. En balayant tout le chapitre, nous avons pu simuler tous les algorithmes de commande élaborés et synthétisés dans les chapitres précédents en montrant leur influence sur le comportement dynamique de la réponse des systèmes étudiés.

CHAPITRE 5

APPLICATION DES ALGORITHMES DE COMMANDE MULTIVARIABLE ADAPTATIVE À LA CONDUITE DE LA SERRE AGRICOLE

Sommaire

5.1	Introduction	135
5.1.1	Description de la structure de la serre	135
5.1.2	Grandeurs physiques de la serre	135
5.2	Identification de la température et de l'humidité	137
5.2.1	Identification paramétrique selon la Modélisation par représentation d'état	138
5.2.2	Identification paramétrique selon la Modélisation par fonction de transfert	140
5.2.3	Identification de la température et de l'humidité	141
5.3	Résultats de la simulation des Algorithmes d'identification de la serre	145
5.3.1	Cas : identification selon la représentation d'état	146
5.3.2	Estimation des variables internes à contrôler par identification paramétrique	149
5.4	Application de la commande minimum de variance Généralisée Multivariable GMV adaptative	155
5.4.1	Formulation de l'algorithme Adaptatif GMV	155
5.4.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GMV et Choix des polynômes de pondération P,R, et Q	157
5.4.3	Conclusion	163
5.5	Application de la commande Linéaire Quadratique Généralisée Multivariable adaptative LQG	163
5.5.1	Formulation de l'algorithme multivariable adaptatif LQG	163

5.5.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif LQG et Choix des matrices de pondération	164
5.5.3	Conclusion	174
5.6	Application de la commande prédctive généralisée Multi-variable GPC adaptative	174
5.6.1	Formulation de l'algorithme Adaptatif GPC	174
5.6.2	Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GPC et Choix des Paramètres de réglage N_1, N_2 et N_u	176
5.7	Conclusion	183

5.1 Introduction

L'objectif de l'ensemble des travaux que nous avons effectués est d'apporter une contribution à la conduite des systèmes multivariables, le cas étudié dans ce chapitre porte sur la commande adaptative de la température et de l'humidité interne d'une serre agricole afin d'évaluer les éléments à prendre en considération pour mettre en place les algorithmes des lois de commandes avancées pour les serres.

Nous présentons tout d'abord, le modèle linéaire décrivant fidèlement le comportement dynamique de la serre. Puis, nous allons appliquer les algorithmes d'identification paramétriques au modèle de la serre. Nous allons ensuite présenter les tests de simulations réalisées avec l'application des trois commandes multivariables sur la température et l'humidité internes à savoir : la commande à minimum de variance généralisée GMV, la commande optimale LQG et la commande prédictive GPC. Enfin, nous interprétons les résultats de simulations obtenus avec ces trois commandes.

5.1.1 Description de la structure de la serre

5.1.2 Grandeurs physiques de la serre

Le modèle physique de la serre agricole traité dans ce travail est obtenu à partir de son bilan énergétique proposé par Takakura (1971), Kindelan (1980) et Wang (1998) comme il est illustré sur la figure (5.1). Ce modèle montre qu'une serre agricole se classe dans la catégorie des systèmes multivariables complexes (deux entrées et deux sorties avec plusieurs perturbations externes) [71],[72].

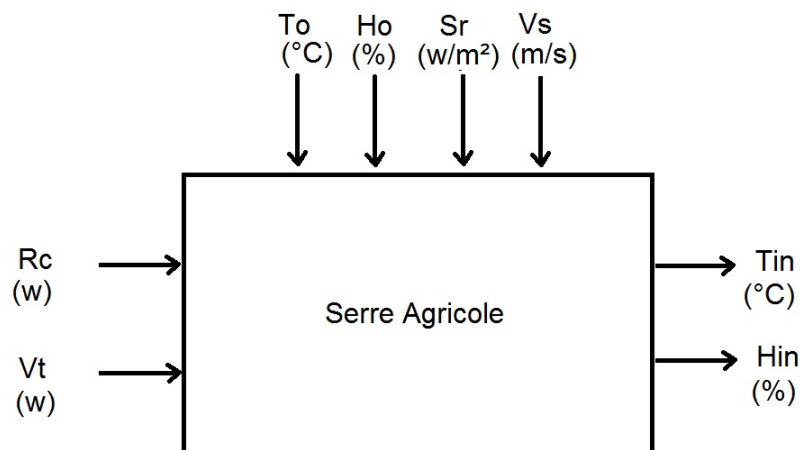


FIGURE 5.1 – Modèle systémique multivariable de la serre agricole

La qualité de la culture et de la production agricole sous serre sont souvent liées au

contrôle de son microclimat interne. En effet, la maîtrise de contrôle du climat est la raison d'être des serres. Ce contrôle permet donc de créer un environnement idéal pour la croissance des plantes et améliorer la productivité saisonnière. Il est à noter que la gestion de ce type de contrôle est souvent confiée à un ordinateur numérique surtout si les unités de production sont grandes. Ainsi, pour un tel système il est important de commander bien entendu la température intérieure de l'environnement de la serre, mais aussi de l'humidité. Pour ce faire, on peut jouer sur la ventilation du volume intérieur de la serre et sur la quantité de chaleur apportée par le moyen de chauffage [73]. Par

conséquent, Pour bien maîtriser la conduite du microclimat interne de notre serre d'étude nous avons considérés les grandeurs physiques suivantes :

1. Des entrées mesurables, mais non contrôlées
 - La température de l'air extérieur (T_o en °C)
 - L'hygrométrie relative extérieure (H_o en %)
 - Le rayonnement global (S_r en W/m^2)
 - La vitesse du vent (V_s en km/h)
2. Des entrées mesurables et contrôlables.
 - La puissance de chauffage (R_c en W fournie en tout ou rien)
 - La ventilation forcée. (V_t en W fournie en tout ou rien)
 - La brumisation (non traitée dans cette thèse)
 - L'ombrage(non traitée dans cette thèse)
 - L'arrosage(non traitée dans cette thèse)
3. Des sorties mesurables qui représentent le climat interne de la serre
 - La température de l'air intérieur (T_{in} en °C)
 - L'hygrométrie relative intérieure (H_{in} en %)

A partir de la modélisation détaillée au chapitre 1 à propos des mécanismes mises en jeu dans une serre agricole on retient l'expression de la température suivante :

$$\frac{dT_{in}}{dt} = (\alpha_1 T_{in} - T_o) + (\alpha_2 R_c) + (\alpha_3 V_t) + (\alpha_4 S_r) + \alpha_5 V_s(t) \quad (5.1)$$

Pour l'humidité on a l'expression suivante :

$$\frac{dH_{in}}{dt} = (\beta_1 H_{in} - H_o) + (\beta_2 R_c) + (\beta_3 V_t) + (\beta_4 S_r) + \beta_5 V_s(t) \quad (5.2)$$

Pour avoir la forme discrète du modèle on a utilisé la discrétisation numérique selon Méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 (RK4) :

$$T_{in}(k+1) = T_{in}(k) + \frac{t_{ech}}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \quad (5.3)$$

$$H_{in}(k + 1) = H_{in}(k) + \frac{t_{ech}}{6}(kh1 + 2kh2 + 2kh3 + kh4) \quad (5.4)$$

α_i et β_i sont des paramètres de synthèse variant dans le temps.

Les constantes ki et khi sont calculées par la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 (RK4)

L'idée est que les valeur suivantes $T_{in}(k + 1)$ et $H_{in}(k + 1)$ sont approchées par la somme des valeurs actuelles $T_{in}(k)$ et $H_{in}(k)$ du produit de la taille de l'intervalle (t_{ech}) par la pente estimée. La pente est obtenue par une moyenne pondérée de pentes ki et khi .

L'analyse de la structure multivariable de la serre permet de constater aisément qu'il s'agit d'un système à variables couplées et pour bien maîtriser la conduite du microclimat interne il est nécessaire de disposer d'un système de commande adaptatif prenant en compte toutes les exigences imposées par cette conduite. Pour cela nous avons proposé ce schéma de conduite suivant :

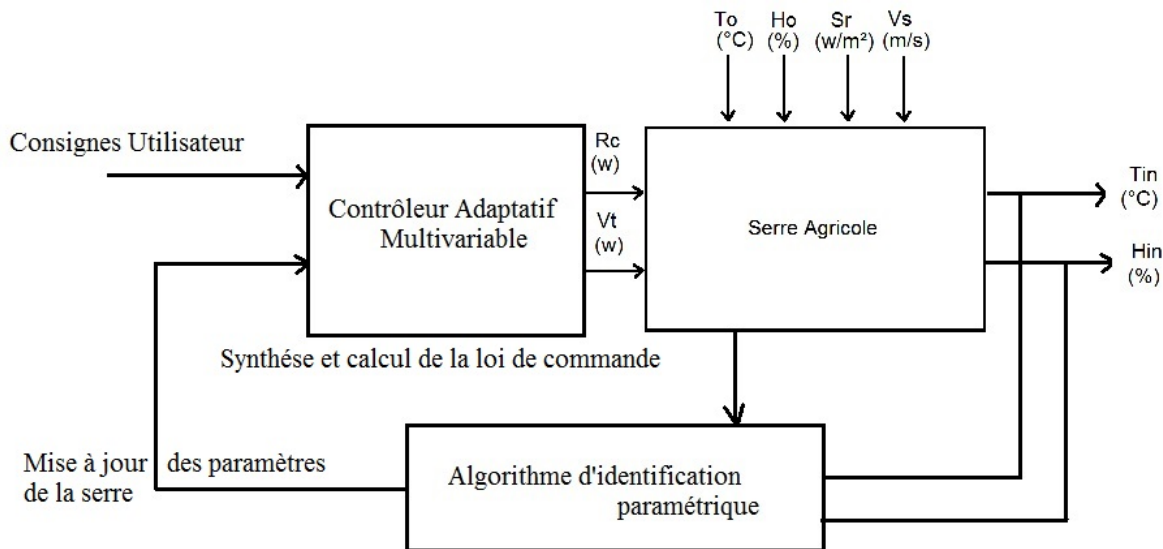


FIGURE 5.2 – Architecture générale de la conduite d'une serre par une commande adaptative multivariable

5.2 Identification de la température et de l'humidité

Afin de nous munir des éléments essentiels à l'étude des différentes stratégies de commande multivariable pour la conduite de la serre, nous nous concentrerons tout d'abord

sur la simulation des résultats de l'identification paramétrique du modèle échantillonné en utilisant un ordinateur numérique et en se basant sur les données météorologiques externes de l'environnement de la serre [74] .

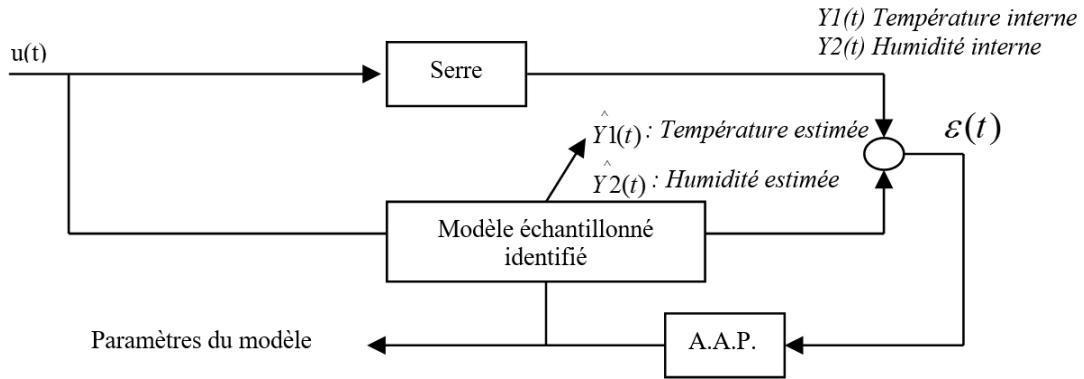


FIGURE 5.3 – Structure de l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique (A.A.P)

La figure (5.3) illustre le principe que nous avons utilisé pour l'identification paramétrique qui est basé sur la prédiction de l'erreur entre les sorties à contrôler de la serre $Y(t)$ et les sorties estimées par le modèle. Cette erreur d'estimation est utilisée par un l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique (A.A.P.) basée sur la technique d'identification RLS, qui à chaque instant d'échantillonnage va modifier les paramètres du modèle de la serre afin de minimiser l'erreur de prédiction des sorties.

Les données empiriques utilisées pour identifier la serre étudiée ci-après sont extraites des données météorologiques réalistes pendant une durée d'une seule journée. Une partie de ces données va être utilisée pour l'identification et pour la validation du modèle identifié.

Pour identifier le modèle discret que nous avons obtenu par bilan énergétique de la serre nous avons entre nos mains deux formes de modélisation :

- La modélisation par représentation d'état.
- La modélisation par fonction de transfert en continu et en discret.

5.2.1 Identification paramétrique selon la Modélisation par représentation d'état

Pour modéliser la serre sous cette forme de représentation, on admet que la commande est gardée constante entre deux périodes d'échantillonnage. Cette discrétisation peut s'écrire :

$$\begin{cases} X(t+1) = AX(t) + BU(t) + DP(t) \\ Y(t) = CX(t) \end{cases}$$

Le vecteur de sortie $Y(t)$ représente les deux variables d'observation $T_{in}(t)$ et $H_{in}(t)$.

$$Y(t) = \begin{bmatrix} T_{in}(t) \\ H_{in}(t) \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Tandis que, $P(t)$ représente les quatre paramètres de perturbations métrologiques mesurables (T_o, H_o, S_r, V_s).

$$P(t) = \begin{bmatrix} T_o(t) \\ H_o(t) \\ S_r(t) \\ V_s(t) \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Le vecteur $X(t)$ représente les deux variables internes d'état de la serre $T_{in}(t)$ et $H_{in}(t)$

$$X(t) = \begin{bmatrix} T_{in}(t) \\ H_{in}(t) \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

Le vecteur d'entrée $U(t)$ représente les variables d'entrées appliquées à la commande (chauffage et ventilation).

$$U(t) = \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_t(t) \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

A : Matrice d'état de la serre.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$$

B : Matrice de commande.

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$$

C : Matrice d'observation.

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

D : Matrice de perturbation.

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & d_{24} \end{bmatrix}$$

t : temps du pas d'échantillonnage .

les matrices A,B,C et D ayant respectivement les dimensions (2×2) , (2×2) , (2×2) , (2×4)

La fonction de transfert entrée-sortie de la serre discrète peut être obtenue par la représentation d'état suivante :

$$F(q^{-1}) = C(q\mathbf{I} - A)^{-1}B \quad (5.9)$$

À partir de cette équation, la fonction $F(q^{-1})$ est une fraction rationnelle. Il est alors clair que la détermination des deux polynômes numérateur et dénominateur $A(q^{-1})$ et $B(q^{-1})$ est indispensable pour la construction du modèle de la serre.

5.2.2 Identification paramétrique selon la Modélisation par fonction de transfert

Modélisation par fonction de transfert

Si on considère que le modèle de la serre est continu, on le représente par sa fonction de transfert $H(s)$ où s représente la variable de Laplace

$$H(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} \quad (5.10)$$

Mais si on considère que le modèle est élaboré en mode discret, nous obtenons la représentation de l'équation (5.11) en calculant la transformée en q^{-1} de la serre avec un bloqueur d'ordre 0

$$F(q^{-1}) = (1 - q^{-1})Q\left[\frac{H(s)}{s}\right] \quad (5.11)$$

Modélisation discrète CARMA et CARIMA

La figure (5.4) montre la structure du modèle d'identification ARMAX que nous avons utilisé pour synthétiser la loi de commande par minimum de variance généralisée GMV, on voit que le modèle inclut un terme de bruit blanc $\xi(t)$ avec une moyenne ajustable. Ce terme permet de modéliser toutes les perturbations non mesurables dans le modèle.

$$A(q^{-1})Y(t) = q^{-1}B(q^{-1})U(t) + C(q^{-1})\xi(t) \quad (5.12)$$

Une autre représentation du modèle de la serre sera utilisée pour la synthèse de la loi de commande prédictive généralisée GPC est donné par le modèle CARIMA de l'équation (5.13). Cette structure apporte un terme intégrateur dans la loi de commande et garantit l'annulation de toute erreur statique vis-à-vis de consignes où de perturbations

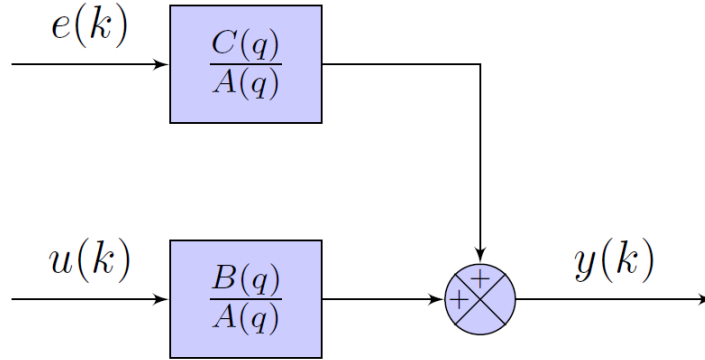


FIGURE 5.4 – Identification paramètres du modèle interne de la serre - Matrice de sortie constantes[75] .

$$A(q^{-1})Y(t) = q^{-1}B(q^{-1})U(t) + C(q^{-1})\frac{\xi(t)}{\Delta} \quad (5.13)$$

A est le polynôme des sorties, B est la matrice d'entrée et C est la matrice de perturbations.

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (5.14)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (5.15)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (5.16)$$

$\Delta(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$ opérateur retard temporel.

5.2.3 Identification de la température et de l'humidité

Choix de l'Algorithme d'Identification paramétrique

Les méthodes d'identification que nous avons utilisé pour différents algorithmes relevant de la méthode des moindres carrés récurrents RLS sont :

- Algorithme RLS sans facteur d'oubli
- Algorithme RLS à facteur d'oubli fixe
- Algorithme RLS à facteur d'oubli variable

Dans notre application, compte tenu du fait que l'horizon de synthèse (N=900) est très étendu en relation avec les constantes de temps des grandeurs de la serre et que tous les paramètres de la serre évoluent de manière lente, nous avons utilisé l'algorithme d'identification paramétrique (A.A.P) basé sur la méthode des moindres carrés récurrents RLS sans facteur d'oubli, dont la structure est décrite sous la forme :

$$\theta(k) = \operatorname{argmin}_{\Sigma_{t=1}^k} \lambda^{k-t} [y(t) - \varphi^T(t)\theta]^2 \quad (5.17)$$

L'A.A.P. correspondant, prendra la forme :

$$\hat{\theta}(t) = \theta(t-1) + F(\text{erreur}) \quad (5.18)$$

Avec : $\theta(t)$ est le vecteur des paramètres estimés et F représente une fonction de mise à jour des paramètres de la serre.

$$\begin{bmatrix} T_{in}(t+1) \\ H_{in}(t+1) \end{bmatrix} (t+1) = \theta^T \varphi(t) \quad (5.19)$$

Avec φ est le vecteur des mesures ou des observations.

$$\varphi = \left[- \begin{bmatrix} T_{in}(t-1) \\ H_{in}(t-1) \end{bmatrix}, \dots, - \begin{bmatrix} T_{in}(t-n_a) \\ H_{in}(t-n_a) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} R_c(t-1) \\ V_t(t-1) \end{bmatrix} (t-1), \dots, \begin{bmatrix} R_c(t-1-n_b) \\ V_t(t-1-n_b) \end{bmatrix} \right],$$

$$\xi(t-1), \dots, \xi(t-ne)]^T$$

est le vecteur des mesures ou des observations.

La sortie « a posteriori » de prédiction sera donnée par :

$$\begin{bmatrix} T_{in}(t+1) \\ H_{in}(t+1) \end{bmatrix} = \theta(t+1)^T \varphi(t) \quad (5.20)$$

Et l'erreur de prédiction « a posteriori » est explicité par :

$$\epsilon(t+1) = \begin{bmatrix} T_{in}(t+1) \\ H_{in}(t+1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{T}_{in}(t+1) \\ \hat{H}_{in}(t+1) \end{bmatrix} \quad (5.21)$$

Les perturbations aléatoires agissent avec des bruits de mesure sur la serre et introduisent des erreurs dans l'identification des paramètres du modèle de la serre. Pour éviter le problème des paramètres biaisés par ces bruits. On utilise le modèle ARMAX pour tenir compte du bruit et assurer asymptotiquement une estimation non biaisée des paramètres.

En effet, quand les paramètres des polynômes A et B, sont connus le prédicteur optimal se calcule sans identification. Mais quand ils sont inconnus le prédicteur linéaire optimal est remplacé par un prédicteur ajustable dont les paramètres vont être mis à

jour à chaque pas par l'Algorithme d'Adaptation Paramétrique (AAP)[76].

L'auto-ajustement des paramètres du modèle de la serre est réalisé par l'exécution de l'algorithme d'identification récursif RLS donné par :

$$\hat{\theta}(k) = \theta(k-1) + K(k)[y(k) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(k-1)] \quad (5.22)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t) \begin{bmatrix} T_{in}(t) \\ H_{in}(t) \end{bmatrix} - \hat{\varphi}^T(t+1)\hat{\theta}(t+1) \quad (5.23)$$

$$K(t) = \frac{P(t+1)\hat{\varphi}^T(t+1)}{1 + \hat{\varphi}^T(t-d)P(t+1)\hat{\varphi}(t+1)} \quad (5.24)$$

$$P(t) = [I - K(t)\hat{\varphi}^T(t-d)]P(t+1) \quad (5.25)$$

Avec :

$$\begin{cases} \varphi = [-\Delta y(t-1), \dots, -\Delta y(t-n_a), \Delta u(t-1), \dots, \Delta u(t-1-n_b), \\ \xi(t-1), \dots, \xi(t-ne)]^T \\ \theta = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}, c_1, \dots, c_{n_c}] \\ \hat{\xi}(t) = \Delta y(t) - \Delta \hat{y}(t) = \Delta y(t) - \hat{\varphi}^T(t)\hat{\theta} \end{cases} \quad (5.26)$$

$$\begin{cases} \varphi = [-\Delta y(t-1), \dots, -\Delta y(t-n_a), \Delta u(t-1), \dots, \Delta u(t-1-n_b), \\ \hat{\xi}(t-1), \dots, \hat{\xi}(t-ne)]^T \\ \theta = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_{n_b}, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{n_c}] \end{cases} \quad (5.27)$$

Où :

θ : Vecteur contenant les paramètres estimés.

φ : Vecteur contenant les mesures des variables de la serre.

$\xi(t)$: variable modélisant les bruits blancs

Kk : Matrice de gain d'adaptation qui évolue pendant le déroulement de l'algorithme

Ci-après, nous mettons les étapes à suivre pour pouvoir exécuter efficacement l'algorithme d'identification de la serre basé sur la méthode des moindres aux carrés récursifs,

- Initialisation des vecteurs de données Tae, Hae, Sr, Vs
- Modélisation de l'évolution dynamique la température et de l'humidité selon un modèle à paramètres connus $y1(k) = Tai(k)$ et $y2(k) = Hai(k)$
- Construction de l'estimation paramétrique de la température et de l'humidité $yest1(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$ et $yest2(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$
- Calcul du vecteur des paramètres inconnus du modèle $\theta_1(k) = \theta_1(k-1) + K * (er1)$ et $\theta_2(k) = \theta_2(k-1) + K * (er2)$
- Affichage et sauvegarde des paramètres du modèle

Retard du modèle

La serre agricole est considérée parmi les systèmes à retard, pour connaître le retard intrinsèque du modèle nous utilisons les coefficients associés au polynôme de commande $B(q^{-1})$.

Soit :

$$B(q^{-1}) = \hat{B}_0 + \hat{B}_1 q^{-1} + \hat{B}_2 q^{-2} + \dots \quad (5.28)$$

L'existence d'un retard se préviendra lorsque les premiers coefficients des \hat{b}_i sont faibles par rapport aux suivants.

Par exemple si \hat{B}_0 et \hat{B}_1 sont nuls, on peut écrire :

$$B(q^{-1}) = q^{-2} \bar{B} \quad (5.29)$$

$$\bar{B} = \bar{B}_0 + \bar{B}_1 q^{-1} + \dots \quad (5.30)$$

Où : $\bar{B}_i = \hat{B}_{i+2}$

En pratique, on considère qu'un coefficient est nul par rapport au suivant s'il vérifie l'inégalité :

$$|B_i| < 0.15 |B_{i+1}| \quad (5.31)$$

et le retard est déterminé par le plus petit indice d tel que :

$$|B_i| < 0.15 |B_{d+1}|; \forall i = 0, \dots, d \quad (5.32)$$

Notons que le choix de l'ordre de $B(q^{-1})$ intervient déjà dans cette étape préalable d'identification, il doit être suffisamment grand pour mettre en évidence la valeur temps de retard d . Ainsi, Après sa détermination on relance l'identification sur les sorties retardées sans tenir compte des premiers instants d'échantillonnage qui précède le temps de retard [77].

Validation des modèles

Pour garder le modèle final de la serre étudiée, on s'intéresse à la validation du modèle identifié à l'aide de la méthode des moindres carrés récurrents RLS basée sur le blanchissement de l'erreur de prédiction. Le principe de la méthode de validation est le suivant :

- Si la synthèse du modèle de la serre adoptée est correcte,
- Et si on a utilisé une méthode d'identification appropriée pour le modèle choisi,
- Et si le degré des polynômes $A(q^{-1})$ et $B(q^{-1})$ et la valeur de d ont été soigneusement choisis, Alors l'erreur de prédiction tend systématiquement vers un bruit blanc, ce qui implique :

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E(\varepsilon(t)\varepsilon(t-1)) = 0; t = 1, 2, \dots \quad (5.33)$$

$\varepsilon(t)$ est la séquence centrées de erreurs résiduelles (centrées : valeurs mesurées-valeurs moyennes)

La méthode de validation basée sur ce principe comprend plusieurs étapes :

- Construction d'un fichier entrées/sorties pour le modèle identifié.
- Construction d'un fichier des erreurs de prédiction pour le modèle identifié.
- Test de blancheur sur la séquence des erreurs de prédiction

Annonçons :

Le test blancheur de l'erreur consiste à déterminer la séquence centrée des erreurs de prédiction résiduelles

$$R(0) = \frac{1}{N} \sum_1^N \varepsilon^2(t) \quad (5.34)$$

avec $R(N) = \frac{R(0)}{R(0)=1}$

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_1^N \varepsilon(t)\varepsilon(t-i) \quad (5.35)$$

Et : $RN(i) = \frac{R(i)}{R(0)=1}$ et $i = 1, 2, \dots, i_{max}$ Où $i_{max} = \max(n_A, n_B + d)$.

Notons que les $RN(i)$ sont les estimations des auto corrélations normalisées .

Si la séquence des erreurs de prédiction résiduelles est parfaitement blanche et le nombre d'échantillons est très grand, alors on obtient :

$$RN(0) = 1$$

$$RN(i) = 0 \text{ pour } i \geq 1.$$

Landau et Karl [78] considèrent comme critère de validation les critères suivants :

$$RN(0) = 1$$

$$|RN(i)| \leq \frac{2.17}{\sqrt{N}} \text{ pour } i \geq 1$$

$$|RN(i)| \leq \frac{1.8}{\sqrt{N}} \dots \frac{2.17}{\sqrt{N}} \text{ pour } i = 1, \dots, i_{max}.$$

Où N est le nombre des pas d'échantillonnage.

5.3 Résultats de la simulation des Algorithmes d'identification de la serre

Afin d'évaluer l'efficacité du modèle que nous avons choisi pour l'identification de la serre. On présente les résultats de simulations obtenus de l'algorithme d'identification

paramétrique basé sur la méthode des moindres carrés récurrents RLS. Pour cela, nous avons effectués les tâches suivantes :

- Chargement et lecture des données à partir des données météorologiques réelles.
- Initialisation du modèle de simulation.
- Calcul et estimation des coefficients identifiés et élaboration des équations du modèle.
- Affichage, tracé et sauvegarde des résultats représentant l'état interne de la serre.

Plusieurs essais de simulations du modèle de la serre nous ont permis d'obtenir de nombreux fichiers d'enregistrement de données en utilisant l'algorithme d'identification paramétrique décrit comme suit :

- 1ère étape : Initialisation de la matrice de pondération P
- 2ème étape : Calcul de $P(k)$ par la formule récursive $P = I - K(k) * \varphi(k)' * P(k) / \lambda$
- 3ème étape : Calcul du gain $K(k)$ par $K(k) = P(k) * \varphi(k) / (\lambda + \varphi(k)' * P(k) * \varphi(k))$
- 4ème étape : Calcul de $\hat{\theta}(k)$ par la formule récursive ,
- 5ème étape : Retour à l'étape 2.

5.3.1 Cas : identification selon la représentation d'état

Cette identification consiste à identifier les paramètres du modèle selon sa représentation d'état, nous donnons ainsi leur valeurs numériques obtenus :

$$A = \begin{pmatrix} 0.253 & -0.05 \\ -0.042 & 0.13 \end{pmatrix} \quad (5.36)$$

$$B = \begin{pmatrix} 0.02 & -0.11 \\ -0.015 & 0.104 \end{pmatrix} \quad (5.37)$$

$$D = \begin{pmatrix} 0.785 & -0.023 & 0.02 & -0.11 \\ -0.166 & 1.083 & -0.019 & 0.334 \end{pmatrix} \quad (5.38)$$

Cas : identification selon la représentation CARMA où CARIMA

De la même manière cette identification consiste à fournir un modèle linéaire basé sur le modèle d'identification paramétrique CARIMA, nous donnons ainsi leur valeurs numériques obtenus :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.121 & -1.71 \\ 1.20 & -0.754 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0.25 & 1.03 \\ -0.85 & 1.11 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} -1.5 & 0.4 \\ 0.41 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 1.03 & 0.5 \\ -0.35 & 0.125 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.42 & 0.5 \\ -0.50 & -0.65 \end{bmatrix}$$

Simulation du comportement dynamique de l'évolution de la température interne

La figure (5.5) présente l'évolution de la température interne T_{in} et de la température externe T_o après simulation du modèle en se basant sur un historique de mesures réelles. On observe clairement que les évolutions de T_{in} et T_o sont quasi identiques à quelques différences près. En effet, nous observons que la température à l'intérieur de la serre est comprise entre 12° et $33^\circ C$. Tandis que la température externe elle est comprise entre 8° et $28^\circ C$. Cette dernière est légèrement inférieure à celle de la température interne d'une valeur moyenne de $4^\circ C$.

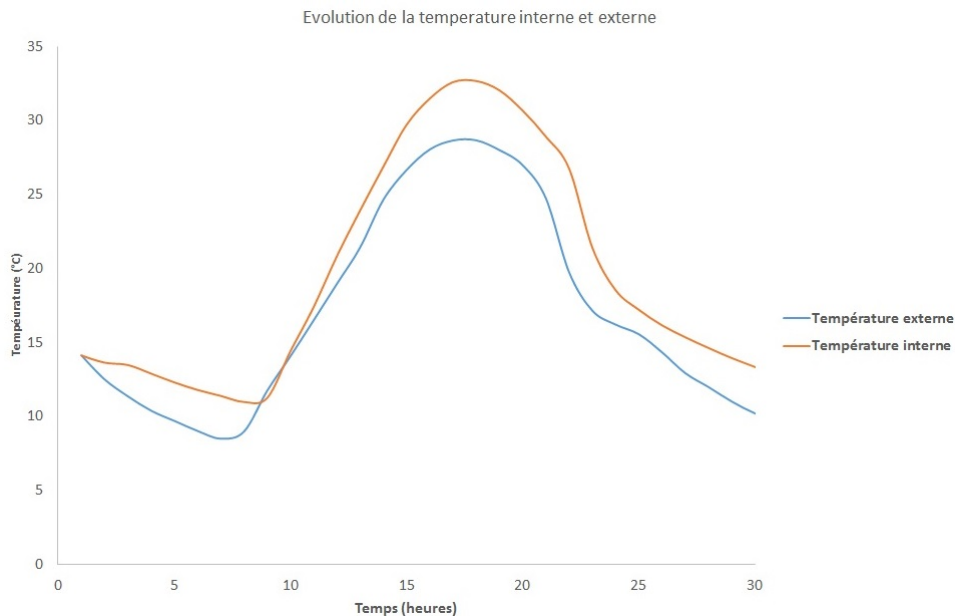


FIGURE 5.5 – Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée

Les température interne et externe varient fortement pendant la période diurne et

elles accroissent jusqu'à aboutir leurs valeurs maximales, et décroissent pendant la période nocturne jusqu'à atteindre leur seuil minimal, cette forte évolution est due au rayonnement solaire. L'écartement existant entre les températures minimales à l'intérieur et à l'extérieur de la serre s'expliquent par l'effet de serre, l'effet bioclimatique des plantes et les dimensions de la couverture.

Simulation du comportement dynamique de l'évolution de l'humidité interne

Sur la même durée prise comme échantillon de données pour la température l'évolution de l'humidité de l'air à l'intérieur et à l'extérieur de la serre a été simulée. Leur allures ont été présentées sur la figure (5.6). Cette figure montre un aspect presque similaire à celui observée dans l'évolution du changement de la température. En effet, nous voyons que l'humidité à l'intérieur de la serre est située dans l'intervalle [51 %, 73 %] tandis que l'humidité externe à varier entre 19 % et 65 %. Ainsi les variations de l'humidité interne et externe sont trop fortes et différentes. Cette différence est due à la transpiration bioclimatique des plantes et aussi à la dimension choisie de la couverture.

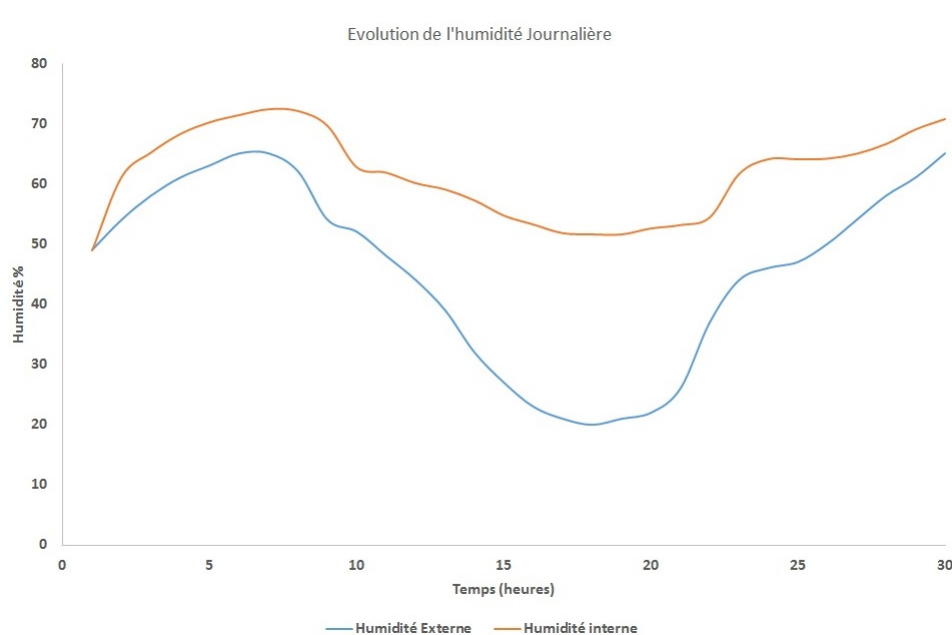


FIGURE 5.6 – Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée

5.3.2 Estimation des variables internes à contrôler par identification paramétrique

Estimation des paramètres par identification en Matrices d'état

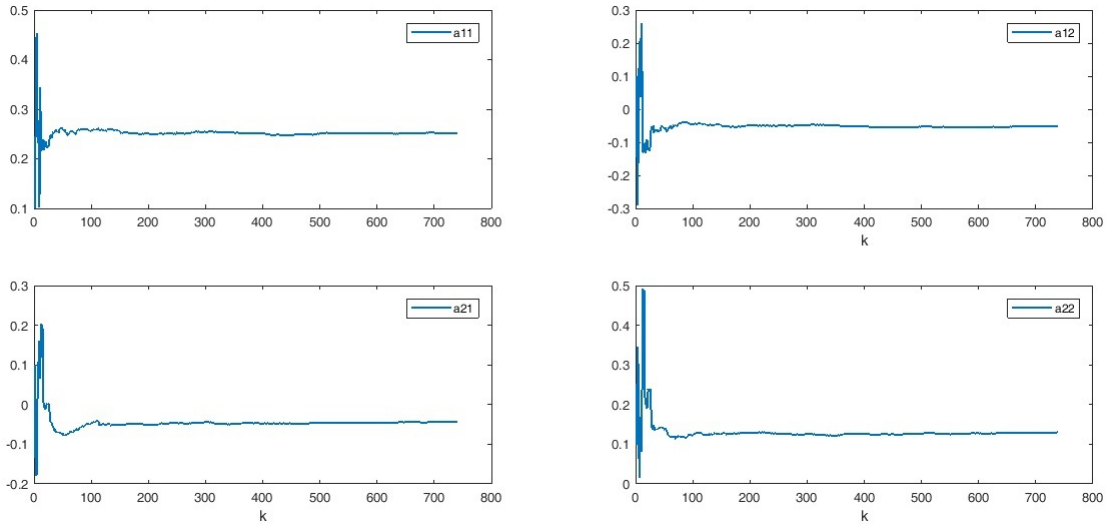


FIGURE 5.7 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice de sortie

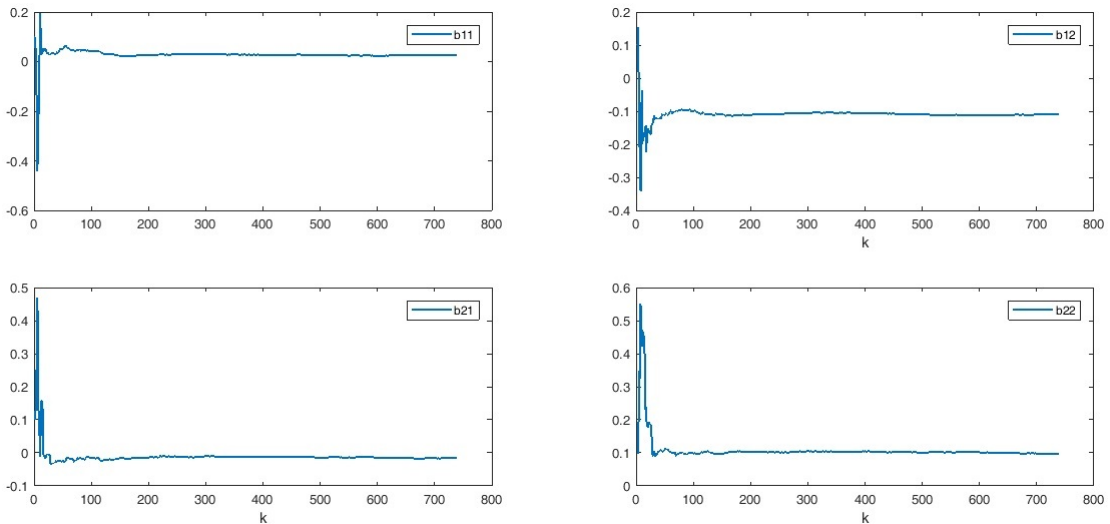


FIGURE 5.8 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice de commande

Nous avons présenté sur les figures (5.7) à (5.10) les résultats de simulation après l'identification RLS des paramètres des matrices d'entrée/de sortie et de perturbation du modèle d'état de la serre. On voit bien que l'algorithme d'identification paramétrique RLS permet en effet d'estimer tous les paramètres et les faire converger parfaitement vers leurs valeurs prédéfinies dans le modèle de la serre [79].

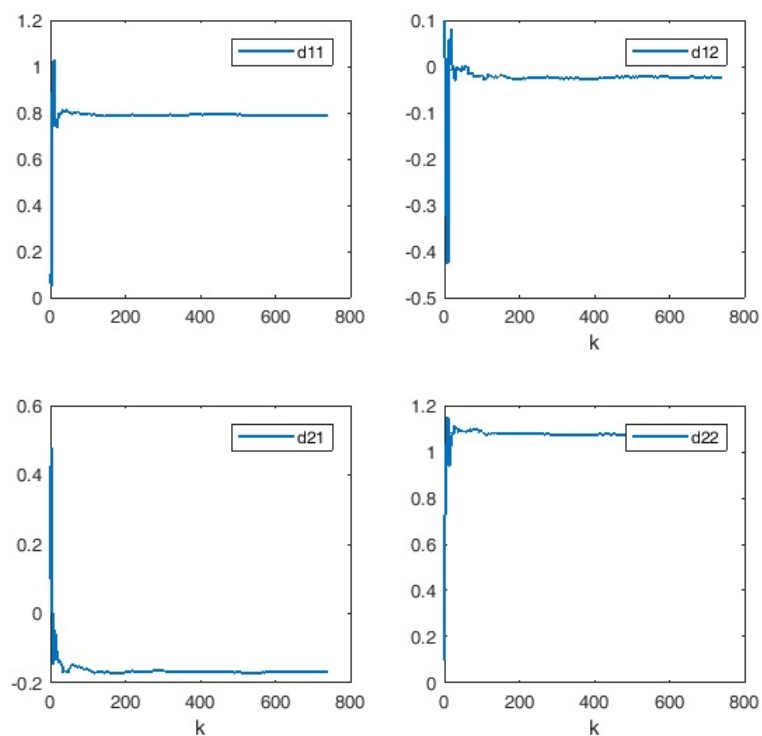


FIGURE 5.9 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations

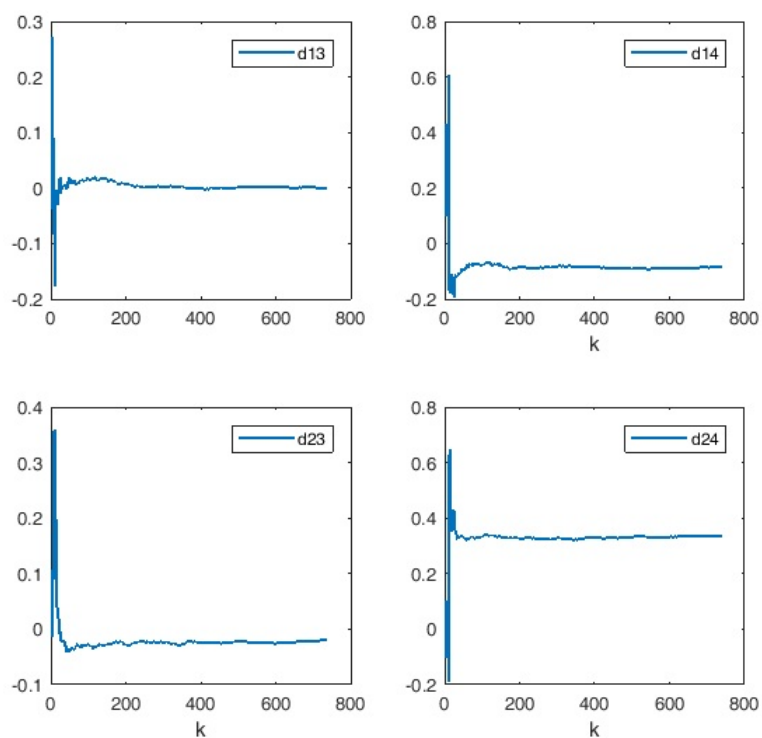


FIGURE 5.10 – Identification paramètres du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations

Estimation des paramètres par identification CARIMA

Dans cette partie, nous présentons les résultats de simulation obtenues après l'application de l'algorithme d'identification paramétrique RLS.

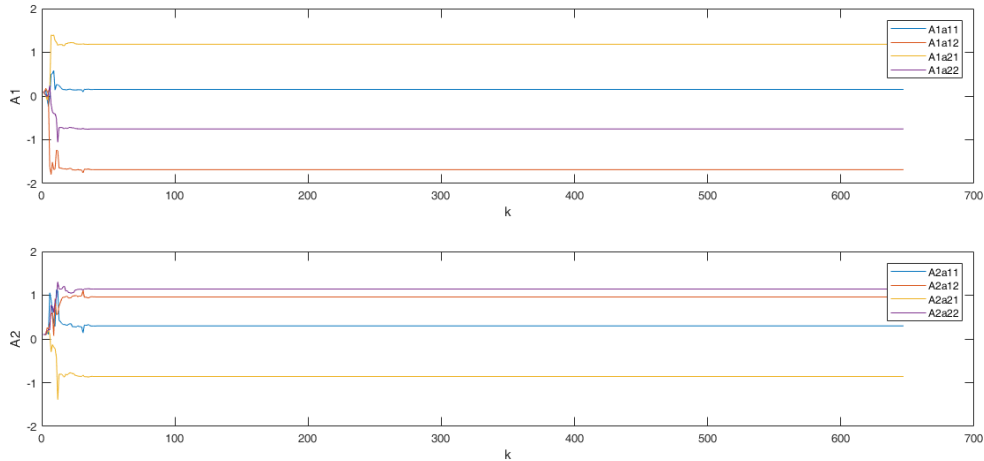


FIGURE 5.11 – Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres A1 et A2

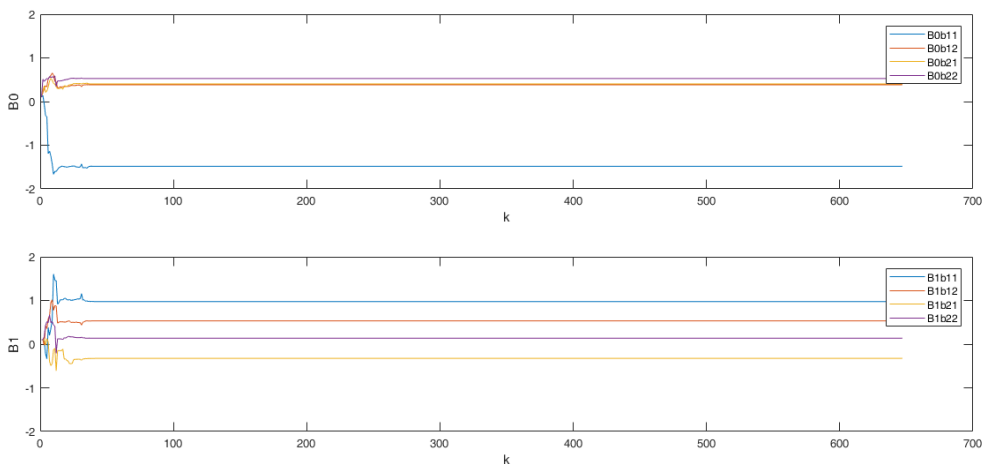


FIGURE 5.12 – Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres B0 et B1

Les figures (5.11) à (5.13) montrent bien l'efficacité de l'algorithme d'identification paramétrique RLS. En effet, nous observons qu'il permet de récupérer facilement les paramètres spécifiés dans le modèle dynamique.

Néanmoins, les tests effectués sur d'autres plages de données font apparaître des paramètres de coefficients sensiblement différents pour plusieurs raisons : la période des données prise en compte, les paramètres variants de modélisation de la serre.

Estimation des paramètres par identification en Matrices d'état

La figure (5.14) présente les résultats de simulation du modèle estimé en comparaison avec le modèle réel de la serre. L'écart observé sur la température de l'air intérieur est

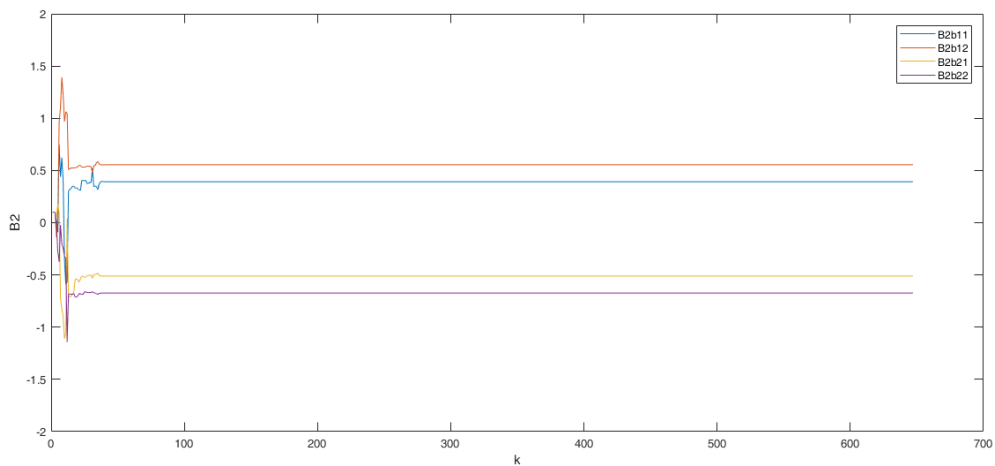


FIGURE 5.13 – Identification du modèle CARIMA de la serre - Paramètres B2

en moyenne de 2°C tandis que pour l'humidité l'écart enregistré est proche de 5%. Ces écarts sont dus aux excitations envoyées sur l'entrée de la commande du chauffage et de la commande de ventilation ainsi à la dynamique des autres perturbations très impulsives. La simulation des résultats est satisfaisante aussi bien en dynamique qu'en fluctuations. [80]

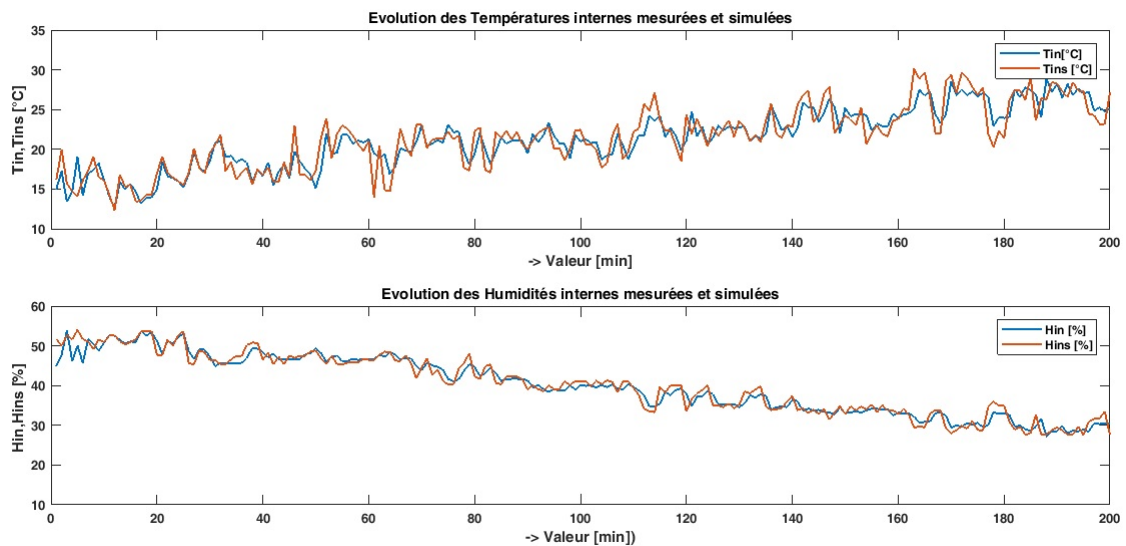


FIGURE 5.14 – Evolution des températures et des humidités de l'air à l'intérieure de la serre Réelle et simulée

Dans un souci de validation de notre modèle nous avons calculé les fonctions d'autocorrélation normalisées des erreurs résiduelles de la température et de l'humidité. Les courbes présentées sur les figures (5.15) et (5.16) nous indiquent que l'estimation réalisée est approuvable. On aperçoit en effet que les erreurs d'identification respectent bien le

critère de validation de Landau[81].

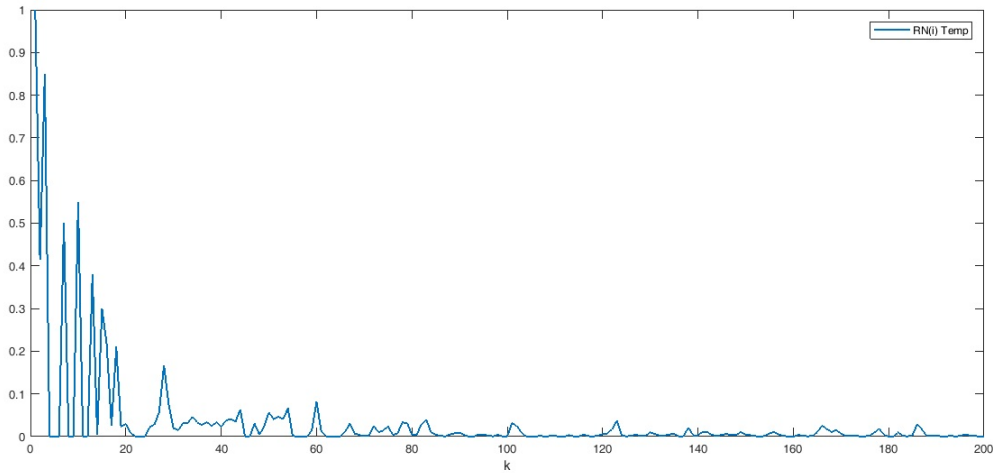


FIGURE 5.15 – Fonction d'auto-correlation normalisée de l'erreur résiduel de la température

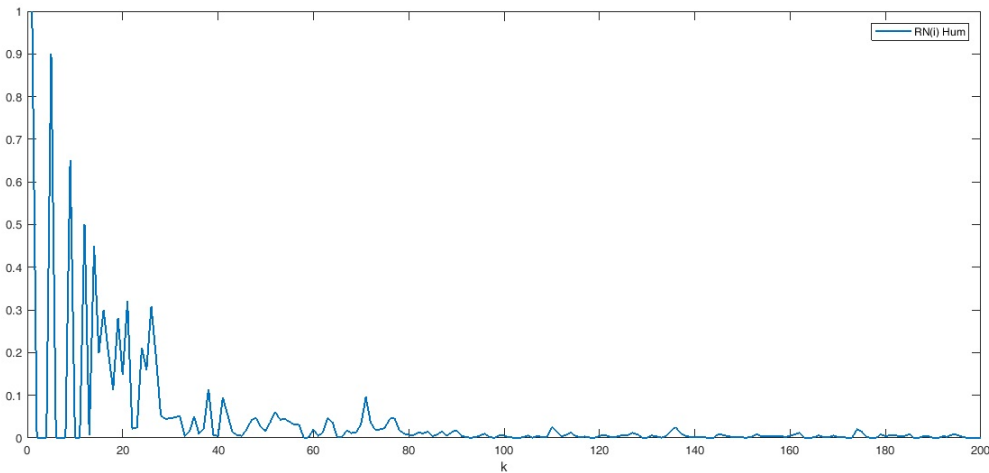


FIGURE 5.16 – Fonction d'auto-correlation normalisée de l'erreur résiduel de l'humidité

Les figures (5.17) à (5.19) montrent l'évolution des perturbations externes et les variations des commandes appliquées à l'entrée de la serre. Cette allure observée sur la commande est faite afin de bien exciter la dynamique interne de la serre et d'avoir une bonne estimation des paramètres du modèle.

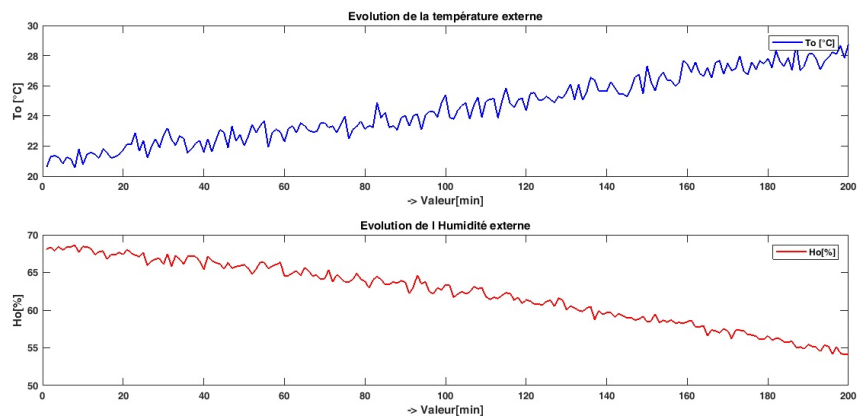


FIGURE 5.17 – Evolution de la température et de l'humidité de l'air à l'extérieure de la serre

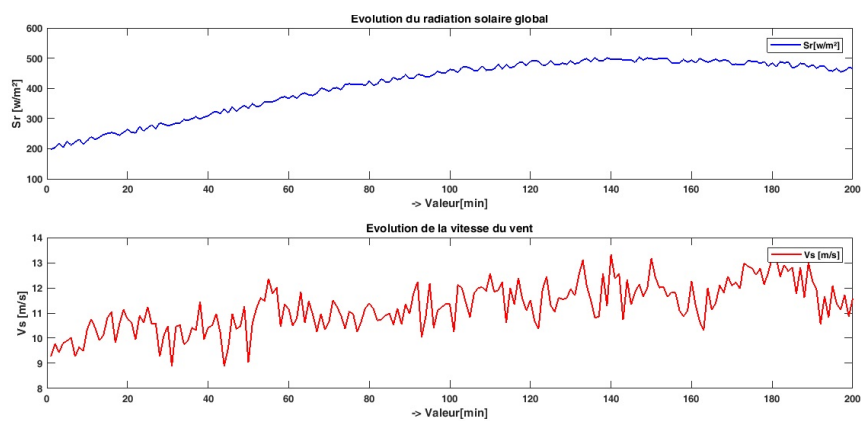


FIGURE 5.18 – Evolution du rayonnement global S_r et du vitesse du vent

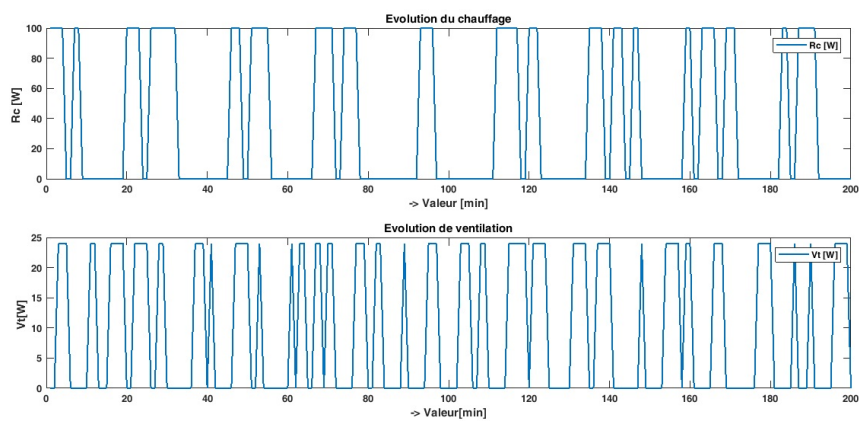


FIGURE 5.19 – Evolution du chauffage R_c et du ventilation forcée V_t Commande Toute ou Rien

5.4 Application de la commande minimum de variance Généralisée Multivariable GMV adaptative

5.4.1 Formulation de l'algorithme Adaptatif GMV

En se basant sur l'identification du modèle obtenu, nous pouvons conclure que le couplage entre la température et l'humidité de l'air est un couplage interdépendant et cela peut être aisément constaté à travers les paramètres du modèle. Pour bien conduire le microclimat interne et diminuer l'effet du couplage entre les variables à commander, notre approche consiste à appliquer à la serre une stratégie de commande multivariable qui permet de réduire les interactions existantes entre ces variables.

Commençons alors par l'application de la commande minimum de variance généralisée GMV décrite par le modèle d'identification suivant :

$$A(q^{-1})Y(q) = B(q^{-1})U(q) + C(q^{-1})\zeta(q) \quad (5.39)$$

$$(1 + A_1q^{-1} + A_2q^{-2})Y(q) = (B_0 + B_1q^{-1} + B_2q^{-2})U(q) + \zeta(q) \quad (5.40)$$

Où encore sous la forme suivante :

$$(1 + A_1q^{-1} + A_2q^{-2}) \begin{bmatrix} T_{in}(q) \\ H_{in}(q) \end{bmatrix} = (B_0 + B_1q^{-1} + B_2q^{-2}) \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_t(t) \end{bmatrix} + \zeta(q) \quad (5.41)$$

Avec :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.121 & -1.71 \\ 1.20 & -0.754 \end{bmatrix}$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0.25 & 1.03 \\ -0.85 & 1.11 \end{bmatrix}$$

$$B_0 = \begin{bmatrix} -1.5 & 0.4 \\ 0.41 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 1.03 & 0.5 \\ -0.35 & 0.125 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.42 & 0.5 \\ -0.50 & -0.65 \end{bmatrix}$$

Considérons le critère à minimiser suivant :

$$J = E\{[Pc(q^{-1})Y(t+d) - Rc(q^{-1})Y_r(t+d)]^2 + [Qc(q^{-1})U(t)]^2\} \quad (5.42)$$

La loi de commande adaptative qui permet de minimiser le critère de la fonction J est donné par :

$$U(t) = \{\Gamma(t)U(t) + \hat{C}RY_r(t+d) - \hat{G}PY(t)\} \quad (5.43)$$

Avec :

$$\Gamma(t) = \frac{1}{\frac{Q_0^2}{\hat{F}_0} + \hat{F}_0} \left\{ \left[\frac{Q_0}{\hat{F}_0} (Q_0 - \hat{C}Q) + (\hat{F}_0 - \hat{F}P) \right] \right\} \quad (5.44)$$

$$C(q^{-1}) = A(q^{-1})E(q^{-1}) + q^{-d}G(q^{-1}) \quad (5.45)$$

$$F(q^{-1}) = B(q^{-1})E(q^{-1}) \quad (5.46)$$

les polynômes Pc , Rc et Qc en q^{-1} sont déterminées par :

$$Pc = G * P \quad (5.47)$$

$$Rc = C * R \quad (5.48)$$

$$Qc = C * Q \quad (5.49)$$

Ici, nous disposons des étapes à suivre pour pouvoir exécuter efficacement l'algorithme basé sur la méthode des moindres carrés récurrents :

- Initialisation des vecteurs de données Tae, Hae, Sr, Vs
- Modélisation de l'évolution dynamique la température et de l'humidité selon un modèle à paramètres connus $y1(k) = Tai(k)$ et $y2(k) = Hai(k)$
- Construction de l'estimation paramétrique de la température et de l'humidité $yest1(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$ et $yest2(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$
- Calcul du vecteur des paramètres inconnus du modèle $\theta_1(k) = \theta_1(k-1) + K * (er1)$ et $\theta_2(k) = \theta_2(k-1) + K * (er2)$
- Affichage et sauvegarde des paramètres du modèle
- Résolution de l'équation diophantienne du modèle.
- Choix de matrices de pondération et des vecteurs de consignes
- Recalcul des matrices de pondération associé au modèle de la serre selon le critère de minimisation J

- Calcul de la loi de commande optimal de chauffage et de l'action de ventilation
- Simulation du comportement des processus serre commandé par la loi obtenue
- Affichage et sauvegarde des paramètres du modèle

L'objectif principale de cette stratégie de commande est de maintenir la température et l'humidité internes aux seuils suivants :

Température : $15^{\circ}C - 22.5^{\circ}C$.

Humidité : $50\% - 58.5\%$

5.4.2 Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GMV et Choix des polynômes de pondération P,R, et Q

Cas de $P = I, R = I, Q = 0$

En fonction du choix des pondérations P, R et Q , le contrôleur GMV peut être interprété de différentes manières.

Considérons pour le premier cas les réglages suivants :

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.50)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.51)$$

$$Q = 0 \quad (5.52)$$

L'équation de sortie sera réécrite comme suit :

$$Y(t) = W(t - k) + E\zeta(t) \quad (5.53)$$

Cette équation nous montre que contrôleur GMV obtenu donne les mêmes performances d'un contrôleur à variance minimale MV. Ainsi, nous concluons que l'algorithme MV n'est qu'un cas particulier de l'algorithme GMV.

Et puisque nous avons choisis $Q = 0$, alors l'équation de $Y(t)$ se réduit à :

$$Y(t) = \frac{RW(t - k) + E\zeta(t)}{P} \quad (5.54)$$

Nous présentons sur les figures (5.20) à (5.24) les résultats de simulation obtenus avec ajustement des matrices de pondération à $P = I, R = I, Q = 0$. Ces figures représentent les réponses des variables contrôlées de la serre après l'application de l'algorithme de commande GMV multivariable, ainsi que l'estimation des paramètres du

modèle identifiés par l'algorithme d'identification RLS.

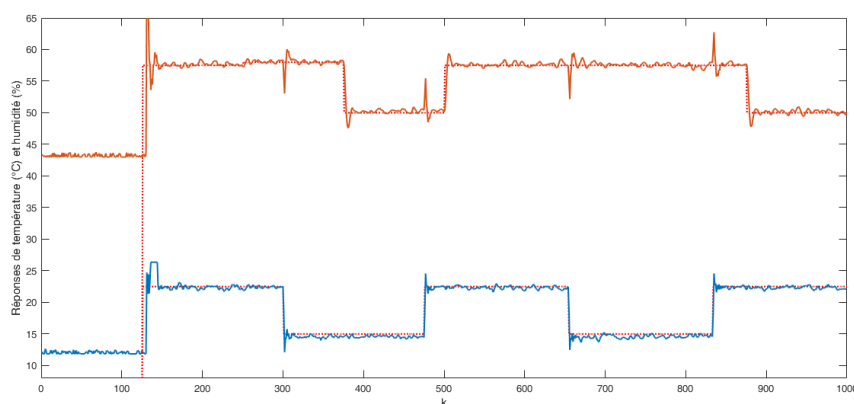


FIGURE 5.20 – Réponse de la commande GMV pour $P = I$, $R = I$, $Q = 0$

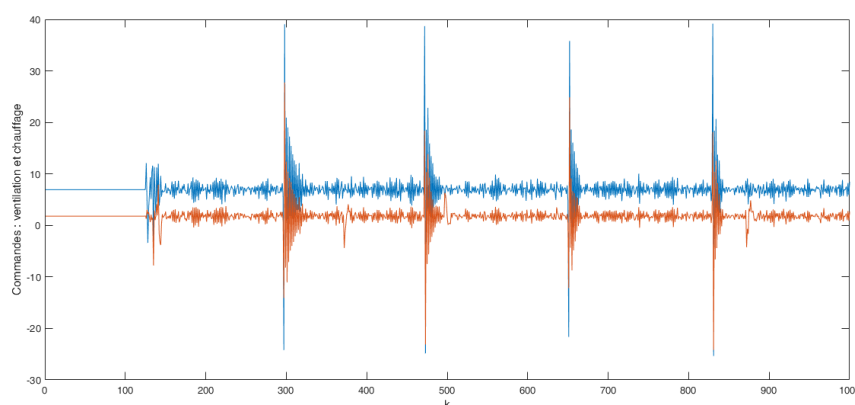


FIGURE 5.21 – Commande GMV appliquée pour $P = I$, $R = I$, $Q = 0$

Cas de $P \neq 0$, $R \neq 0$, $Q = 0$

La réponse de la commande multivariable GMV est obtenue en fonction de la quantité du rapport R/P . En fait, le terme $1/P$ peut être choisi comme un filtre de bruit présent sur les variables internes de la serre tandis que la pondération R peut être choisie de manière à ce que le rapport R/P soit un modèle de référence que nous souhaitons obtenir, permettant ainsi à la serre de conserver le même comportement et la même réponse. Cette approche nous conduit à la stratégie de commande par modèle de référence[82].

Nous considérons donc que le modèle de référence que nous souhaitons obtenir pour que la réponse de la serre ait le même comportement soit un système de premier ordre avec un gain statique $G_p = 3$ et un temps de retard de $t = 20$ s.

Sachant que le temps d'échantillonnage est de $T_s = 1$ s, la fonction de transfert discrete de P/Q du modèle de référence est donnée par :

5.4. APPLICATION DE LA COMMANDE MINIMUM DE VARIANCE GÉNÉRALISÉE MULTIVARIABLE GMV ADAPTATIVE

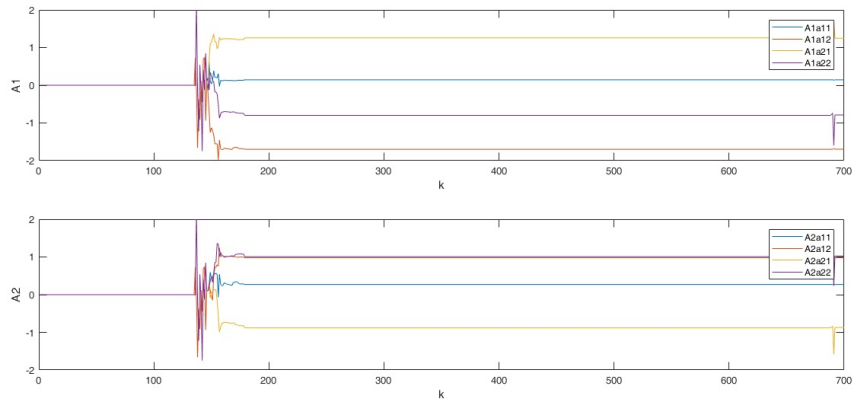


FIGURE 5.22 – Identification adaptative des paramètres A1 et A2

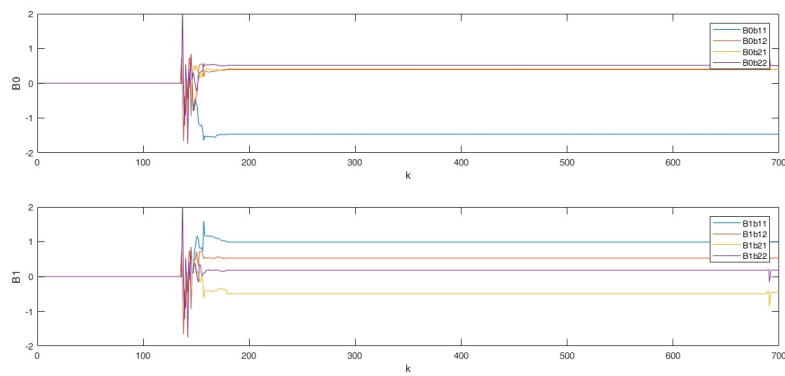


FIGURE 5.23 – Identification adaptative des paramètres B0 et B1

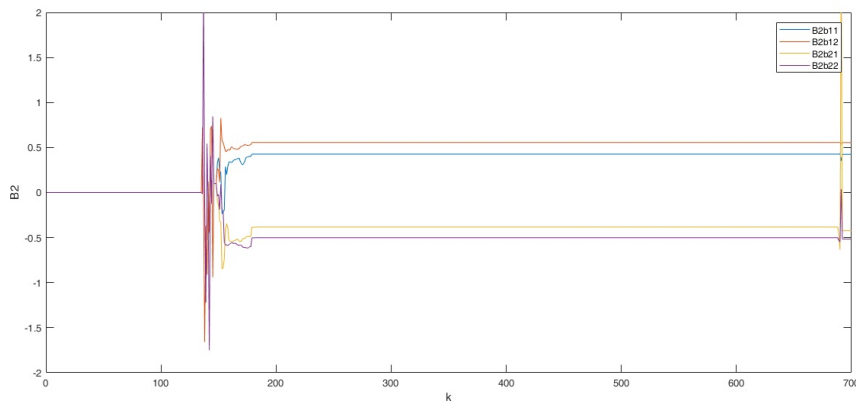


FIGURE 5.24 – Identification adaptative du paramètre B2

$$\frac{R}{P} = \frac{0.15q^{-1}}{1 - 2.0610^{-9}q^{-1}} \quad (5.55)$$

Ce qui nous permet de choisir comme modèle de référence :

$$R = \begin{bmatrix} 0.15q^{-1} & 0 \\ 0 & 0.15q^{-1} \end{bmatrix} \quad (5.56)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 - 2.0610^{-9}q^{-1} & 0 \\ 0 & 1 - 2.0610^{-9}q^{-1} \end{bmatrix} \quad (5.57)$$

$$Q = 0 \quad (5.58)$$

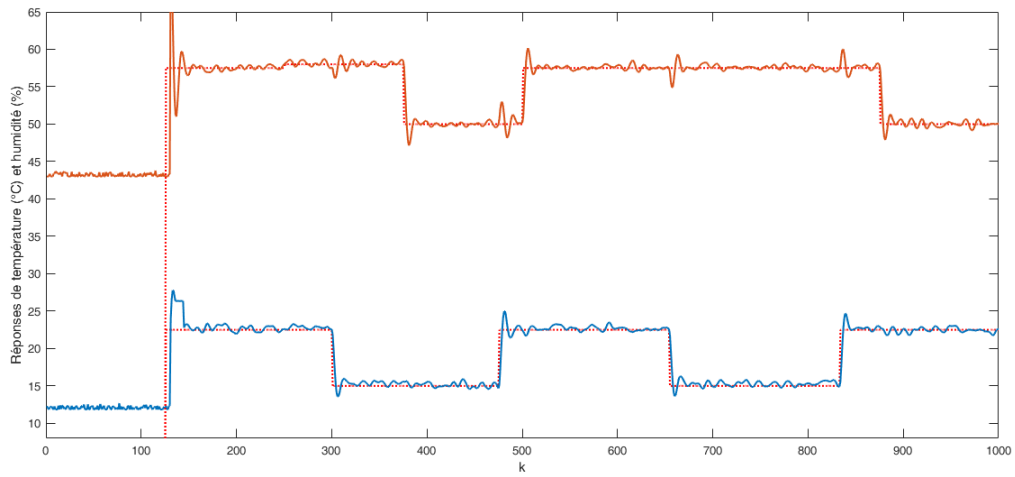


FIGURE 5.25 – Commade GMV appliquée pour $P \neq 0, R \neq 0, Q = 0$

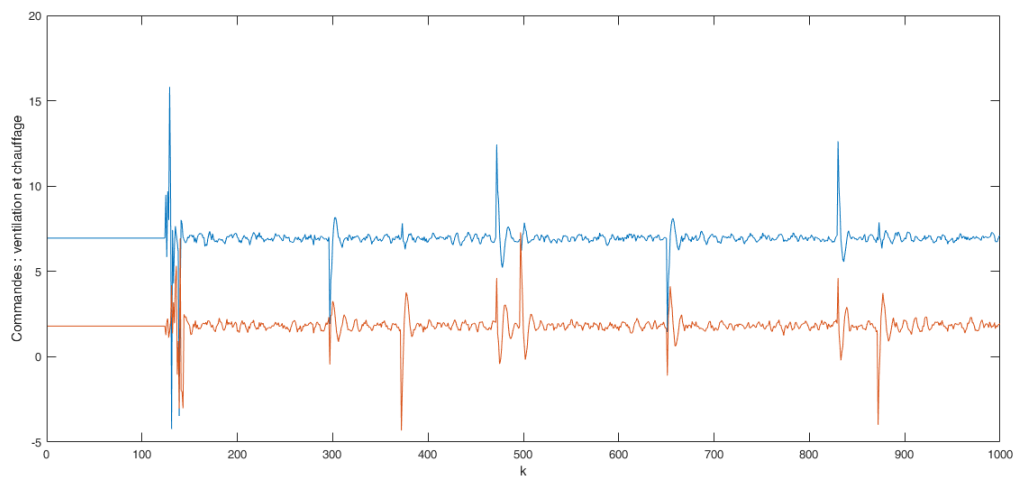


FIGURE 5.26 – Commade GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q = 0$

Commentaires

Les figures (5.20) à (5.24) montrent l'évolution des variables internes par l'action du correcteur GMV et également l'évolution de l'estimation des paramètres du modèle de la serre par application de l'algorithme d'identification RLS. Ces résultats de simulation sont obtenus avec réglage des matrices P, Q et R à $P \neq 0, R \neq 0, Q = 0$. Nous remarquons que les propriétés du correcteur GMV conçu se rapprochent fortement de celles du modèle de référence proposé.

Cas de $P = I, R = I, Q \neq 0$

Avec le choix de $P = I, R = I$ et $Q \neq 0$, nous obtenons la loi de commande décrite par l'équation suivante :

$$u(t) = \frac{W(t) - Y * (t + k)}{Q} \quad (5.59)$$

On peut remarquer que le terme $1/Q$ peut être considéré comme un correcteur opérant sur une rétroaction futur similaire au principe de prédicteur de Smith déjà vu.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.60)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.61)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (5.62)$$

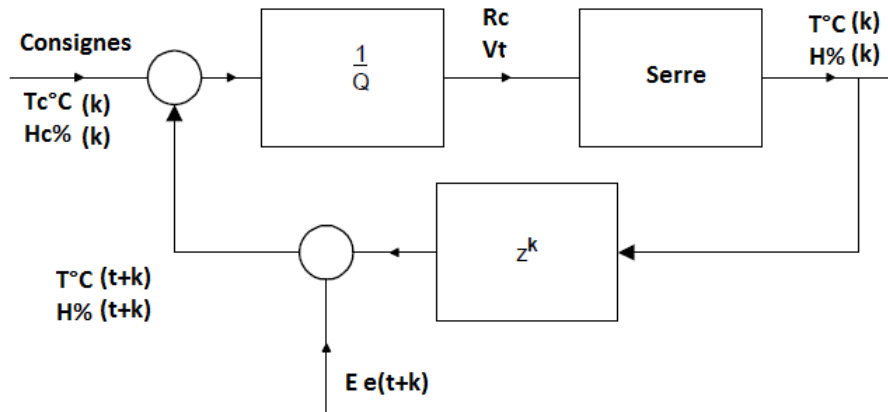


FIGURE 5.27 – Structure équivalente de prédicteur SMithde pour $P = I, R = I, Q \neq 0$

$$Y = \frac{BW(t - k) + (EB + QC)\zeta(t)}{B + QA} \quad (5.63)$$

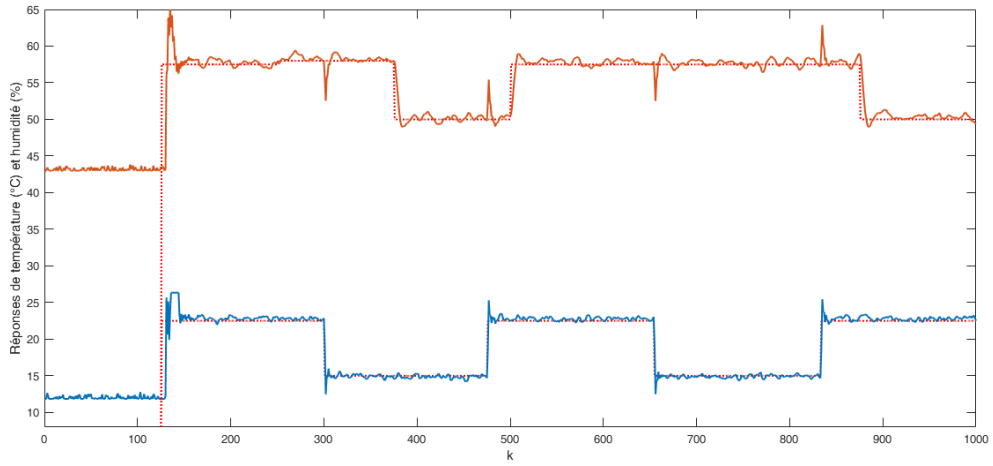


FIGURE 5.28 – Réponse de la commande GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q \neq 0$

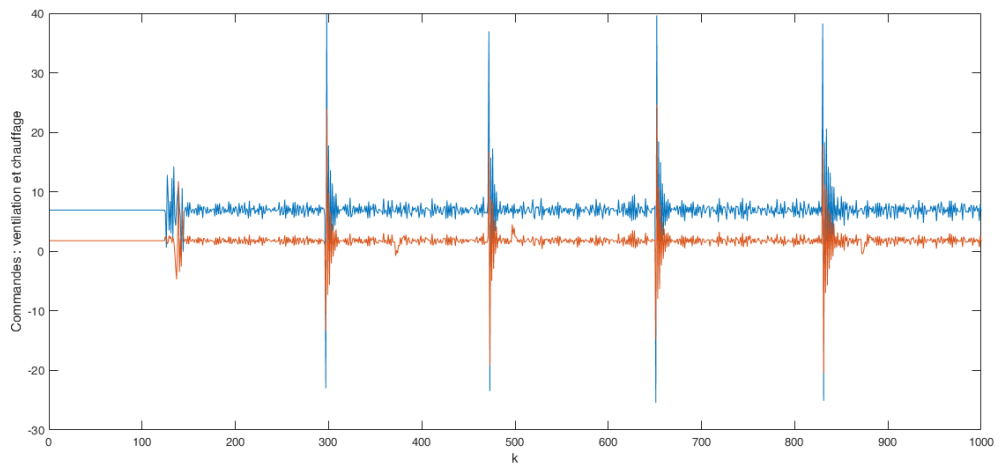


FIGURE 5.29 – Commande GMV appliquée pour $P = I, R = I, Q \neq 0$

Les performances obtenues par l'algorithme de commande multivariable GMV sont illustrées aux figures (5.28) et (5.29). Nous constatons que le comportement souhaitable des signaux d'E/S semble être relativement satisfaisant et notons bien une présence de forts bruits aux instants de changements des consignes, ce qui génère des dépassements par rapport aux consignes appliquées à la serre et aux paramètres identifiés par l'algorithme d'identification RLS [83] .

5.4.3 Conclusion

La stratégie de commande par minimum de variance généralisée tente de conduire le microclimat interne à suivre les points de consignes le plus rapidement possible. Ceci est bien entendu limité par les retards intrinsèques de la serre. En effet, Après l'écoulement du temps du retard le contrôleur GMV dépense excessivement l'effort de commande appliqué au chauffage et à la ventilation en un seul pas de temps.

Le choix des polynômes de pondérations P, R et Q reste encore non évident et constitue alors un facteur d'insatisfaction vu les résultats obtenus des réponses dynamiques de la serre, laissant le problème des retards inconnus et paramètres variant dans le temps irrésolu. Ces facteurs nous ont amenés à rechercher une autre solution de conduite du microclimat de la serre plus efficace et plus performante.

5.5 Application de la commande Linéaire Quadratique Généralisée Multivariable adaptative LQG

5.5.1 Formulation de l'algorithme multivariable adaptatif LQG

Comme nous l'avions élaboré dans la partie traitant l'estimation du modèle par représentation d'état, la présentation que nous avons proposé pour synthétiser la commande linéaire quadratique généralisée LQG sera basée sur un modèle linéaire discret à coefficients constants et inconnus. Ce modèle est décrit par la représentation d'état suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} T_{in}(t+1) \\ H_{in}(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{in}(t) \\ H_{in}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_t(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & d_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_o(t) \\ H_o(t) \\ S_r(t) \\ V_s(t) \end{bmatrix} + v \\ Y(t) = w + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{in}(t) \\ H_{in}(t) \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

Les bruits d'état v et de mesure w sont supposés des bruits blancs centrés de variance $E(vv^T) = V > 0$ et $E(ww^T) = W > 0$.

L'objectif de l'utilisation de la commande linéaire quadratique LQG est de formuler un algorithme de contrôle à rétroaction multivariable qui sera appliqué à la conduite de la serre en minimisant un critère représentant un compromis entre l'énergie dépensée par les commandes et les performances que nous souhaitons atteindre pour les sorties. En effet, nous ne disposons que d'une connaissance partielle de l'état de la serre d'où l'utilité de synthétiser une telle commande. L'application de cette commande comprend alors l'élaboration d'une méthode d'identification paramétrique et l'élaboration de l'algorithme de commande adaptatif LQG [84].

Dans notre cas, compte tenu du fait que l'horizon de synthèse ($N=900$) est très étendu en relation avec les constantes de temps de la serre, nous admettons que le critère J utile pour l'élaboration de la loi de commande $u(t)$ sera minimisé sur un horizon infini et considérons alors le critère à minimiser suivant :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^{t=\infty} E \left(\begin{bmatrix} \Delta T_{in}(t) \\ \Delta H_{in}(t) \end{bmatrix}^T (t) Q \begin{bmatrix} \Delta T_{in}(t) \\ \Delta H_{in}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_i(t) \end{bmatrix}^T (t) R(t) \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_i(t) \end{bmatrix} \right) \quad (5.64)$$

L'estimateur optimale $\hat{x}(t)$ est donnée par l'observateur d'équation d'état suivant :

$$\begin{bmatrix} \Delta \hat{T}_{in}(t) \\ \Delta \hat{H}_{in}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{T}_{in}(t) \\ \Delta \hat{H}_{in}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_i(t) \end{bmatrix} + L \left(\begin{bmatrix} \Delta T_{in}(t) \\ \Delta H_{in}(t) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{T}_{in}(t) \\ \Delta \hat{H}_{in}(t) \end{bmatrix} \right) \quad (5.65)$$

Où L est le gain de Kalman qui s'écrit sous la forme :

$$L = \Omega \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} W^{-1} \quad (5.66)$$

Avec Ω la solution de l'équation algébrique de Riccati :

$$\Omega \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \Omega - \Omega \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} W^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} W + V = 0 \quad (5.67)$$

La commande étant donnée par $u = -K \begin{bmatrix} \Delta \hat{T}_{in}(t) \\ \Delta \hat{H}_{in}(t) \end{bmatrix}$, où K est déterminé du problème LQ.

5.5.2 Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif LQG et Choix des matrices de pondération

La conduite de la température et de l'humidité internes de la serre est réalisée aux seuils suivants :

Température : $21.5^\circ C - 26.5^\circ C$.

Humidité : 48.5% – 55.5°%

La Méthode de paramétrage la plus simple repose sur un ajustement séparé des pondérations. En effet, pour un bon réglage nous devons :

1. Ajuster V et W de sorte que l'état de la serre soit bien rétabli.
2. Ajuster Q et R pour trouver un compromis entre l'énergie dépensée et les performances souhaitées.

Dans cette partie, nous proposons les étapes à suivre pour pouvoir exécuter efficacement l'algorithme de commande, ce qui nous permet d'aboutir aux résultats attendus de l'application de la commande LQG multivariable [85].

- Initialisation des vecteurs de données Tae, Hae, Sr, Vs
- Modélisation de l'évolution dynamique de la température et de l'humidité selon un modèle à paramètres connus $y1(k) = Tai(k)$ et $y2(k) = Hai(k)$
- Construction de l'estimation paramétrique de la température et de l'humidité $yest1(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$ et $yest2(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$
- Calcul du vecteur des paramètres inconnus du modèle $\theta_1(k) = \theta_1(k-1) + K * (er1)$ et $\theta_2(k) = \theta_2(k-1) + K * (er2)$
- Choix de matrices de pondération Q, R, V et W et des vecteurs de consignes
- Identification et estimation en ligne des paramètres des matrices d'état A, B, C et D
- Synthèse de la loi commande LQG adaptative avec itération de la matrice de Riccati.
- Simulation du comportement des processus serre commandé par la loi obtenue
- Affichage et sauvegarde des paramètres du modèle

Cas de $Q = I, R = \rho I$

Considérons alors la première approche qui consiste à choisir :

$Q = I$ et $R = \rho I$, la fonction L s'écrit alors :

$$L = \left| \begin{bmatrix} \Delta T_{in}(t) \\ \Delta H_{in}(t) \end{bmatrix} \right|^2 + \rho \left| \begin{bmatrix} R_c(t) \\ V_t(t) \end{bmatrix} \right|^2$$

Choisissons pour le premier cas :

une Pondération moyenne sur l'erreur de la température et de l'humidité.

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Et une Pondération forte sur l'effort du chauffage et de la ventilation.

$$R = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

Les figures (5.30) et (5.31) montrent qu'en choisissant une valeur élevée pour R signifie que nous essayons de stabiliser les variables d'état de la serre avec moins d'énergie de

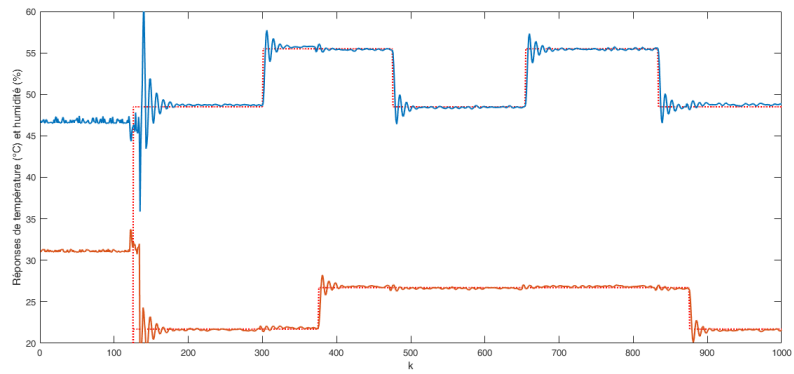


FIGURE 5.30 – Réponse de la commande LQG pour $Q = I, R = 5I$

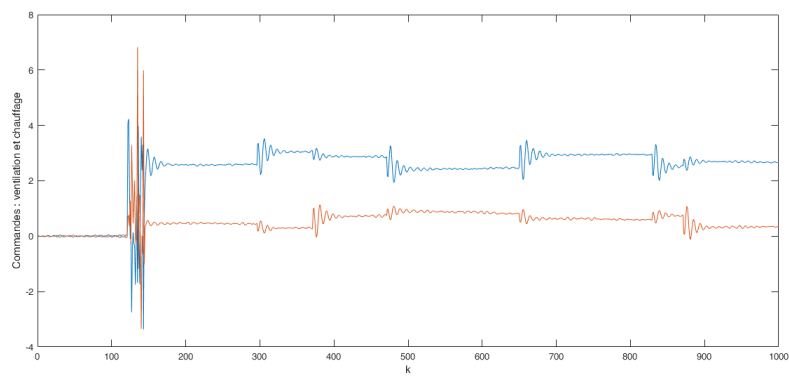


FIGURE 5.31 – Commande LQG appliquée à la serre pour $Q = I, R = 5I$

chauffage et de ventilation ce qui risque de perdre la stabilité des variables d'état de la serre

Choisissons pour le deuxième cas :

Une Pondération moyenne sur l'erreur de la température et de l'humidité.

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Et une Pondération moyenne sur l'effort du chauffage et de la ventilation.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

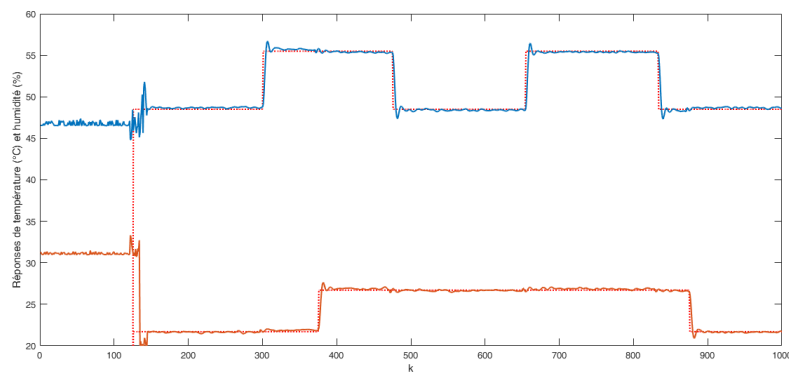


FIGURE 5.32 – Réponse de la commande LQG pour $Q = I, R = I$

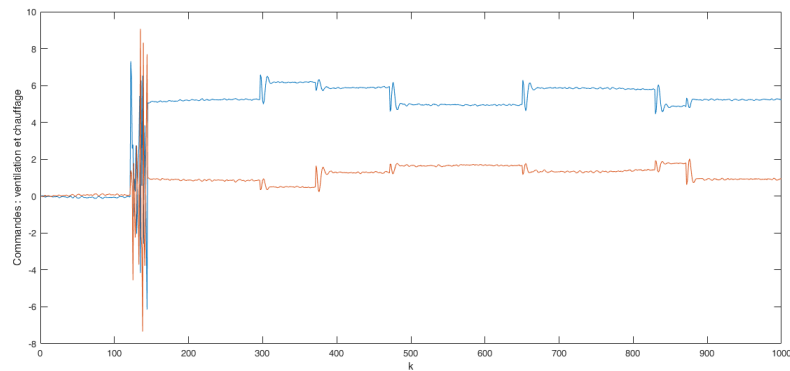


FIGURE 5.33 – Commande LQG appliquée à la serre pour $Q = I, R = I$

A travers les figures (5.32) et (5.33) nous remarquons qu'en choisissant une faible pondération sur la matrice R signifie que nous ne voulons pas pénaliser le signal de commande du chauffage et de la ventilation, ce qui nous permet de placer à la serre une stratégie de commande économique.

Cas Q et R choisies selon une pondération séparée sur les variables internes

Nous proposons ici une démarche itérative de choix de Q et R permettant d'affiner leur réglage de sorte que le comportement dynamique des variables internes de la serre

soit le plus proche possible des performances recherchées [86].

1. Initialement on choisit des matrices R et Q égales aux matrices identité.
2. Puis, on accélère ou on décélère globalement le modèle en multipliant la matrice Q par un scalaire λ (accélération avec $\lambda > 1$ et décélération avec $\lambda < 1$), jusqu'à obtenir une dynamique moyenne adaptée.
3. Dans le cas où par exemple l'état de la température aurait des dynamiques trop lentes par rapport à l'humidité, on peut choisir d'accroître la pondération de Q correspondante à la température, et ceci est vrai pour le cas de la dynamique de l'état de l'humidité.
4. Dans le cas où le chauffage est trop sollicité par rapport à la ventilation, on peut favoriser d'élever la pondération de R correspondante.

Soit : $R = \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & q_2 \end{bmatrix}$ et $Q = \begin{bmatrix} \rho_1 & 0 \\ 0 & \rho_2 \end{bmatrix}$ la forme des matrices Q et R est diagonale ce

qui permet d'avoir un correcteur simple à interpréter et moins onéreux en calcul.

On peut répéter ces étapes plusieurs fois jusqu'à l'obtention d'un correcteur optimal par rapport aux performances souhaitées. Pour l'estimateur d'état, la validation du filtre de Kalman peut alors se faire en introduisant des erreurs sur le modèle telles que des bruits blancs.

Par exemple, si on veut limiter l'erreur de température à une erreur de $0.5^\circ C$. Alors la pondération q_1 sera choisie comme :

$$q_1 = \left(\frac{1}{0.5}\right)^2 = 4$$

De la même manière si on veut limiter l'erreur de l'humidité à une erreur de 1%. Alors la pondération q_2 sera choisie comme :

$$q_2 = \left(\frac{1}{1}\right)^2 = 1$$

Ce qui nous donne une forte pondération sur l'erreur de la température et moyenne sur l'erreur de l'humidité.

$$Q = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Choisissons pour la matrice R une pondération moyenne sur l'effort du chauffage et de la ventilation cette pondération semble très convenable pour donner une meilleure réponse.

$$R = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} : \quad \text{avec } \rho = 2$$

Nous constatons sur les figures (5.34) et (5.35) que la commande du chauffage est trop sollicitée par rapport à la commande de ventilation. La précision de la réponse de la température est améliorée car Q est choisie pour avoir un écart faible. Nous notons

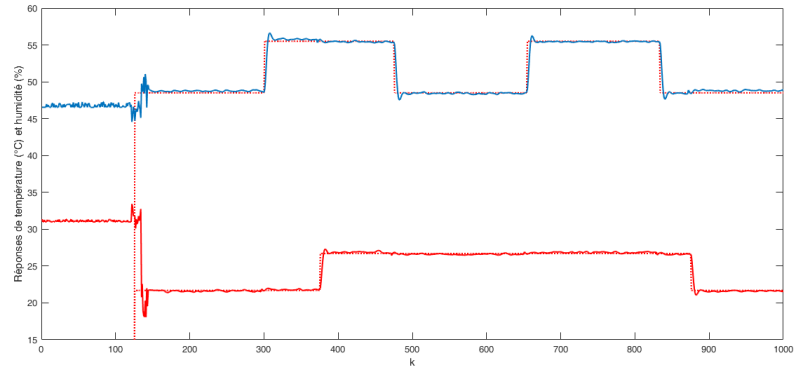


FIGURE 5.34 – Réponse LQG avec réglage d'une forte pondération sur l'erreur de température et moyenne sur l'erreur de l'humidité.

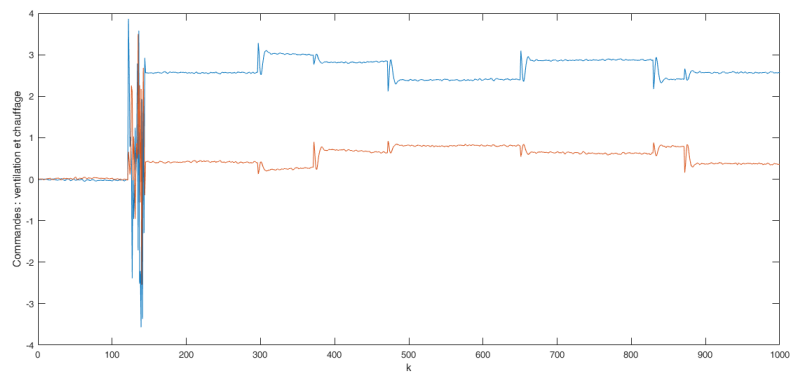


FIGURE 5.35 – Commandes LQG avec réglage d'une forte pondération sur l'erreur de la température et moyenne sur l'erreur de l'humidité.

également qu'il n'y a pas d'oscillations et de dépassements dans la réponse qui est dû d'une forte pondération choisie sur q_1 .

Tandis que, si on veut limiter l'erreur de température à une erreur de $2^\circ C$.

Alors la pondération q_1 sera choisie comme :

$$q_1 = \left(\frac{1}{2}\right)^2 = 0.25$$

De même si on veut limiter l'erreur de l'humidité à une erreur est de 5%.

Alors la pondération q_2 sera choisie comme :

$$q_2 = \left(\frac{1}{5}\right)^2 = 0.04$$

Soit alors :

$$Q = \begin{bmatrix} 0.25 & 0 \\ 0 & 0.04 \end{bmatrix}$$

Ce qui nous donne une pondération faible sur l'erreur de la température et sur l'erreur de l'humidité avec une pondération maintenue constante pour la matrice R telle que.

$$R = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} : \quad \text{avec } \rho = 2$$

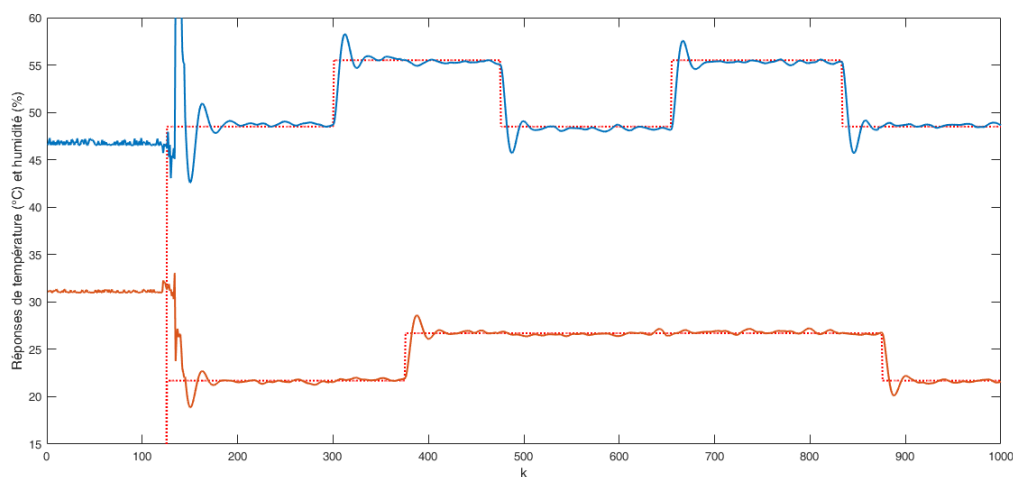


FIGURE 5.36 – Réponse LQG avec réglage d'une Pondération faible sur l'erreur de la température et sur l'erreur de l'humidité

Les figures (5.36) et (5.37) illustrent les résultats de simulation obtenus après le réglage des matrices Q et R. On remarque que les précisions des réponses de la température et l'humidité sont entièrement similaires. Par rapport aux tests précédents, nous observons sur la courbe d'évolution de la température l'apparition de dépassements dû au faible poids de la pondération choisie pour q_1 sur l'erreur de température. De la même manière, on constate que l'humidité présente une précision moins améliorée qui s'explique notamment par la présence d'oscillations.

5.5. APPLICATION DE LA COMMANDE LINÉAIRE QUADRATIQUE GÉNÉRALISÉE MULTIVARIABLE ADAPTATIVE LQG

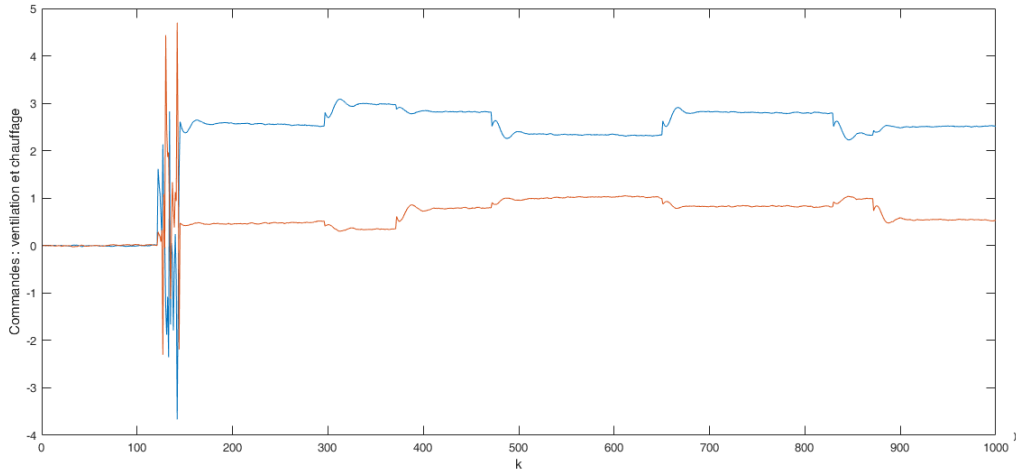


FIGURE 5.37 – Commandes LQG avec réglage d'une Pondération faible sur l'erreur de la température et sur l'erreur de l'humidité

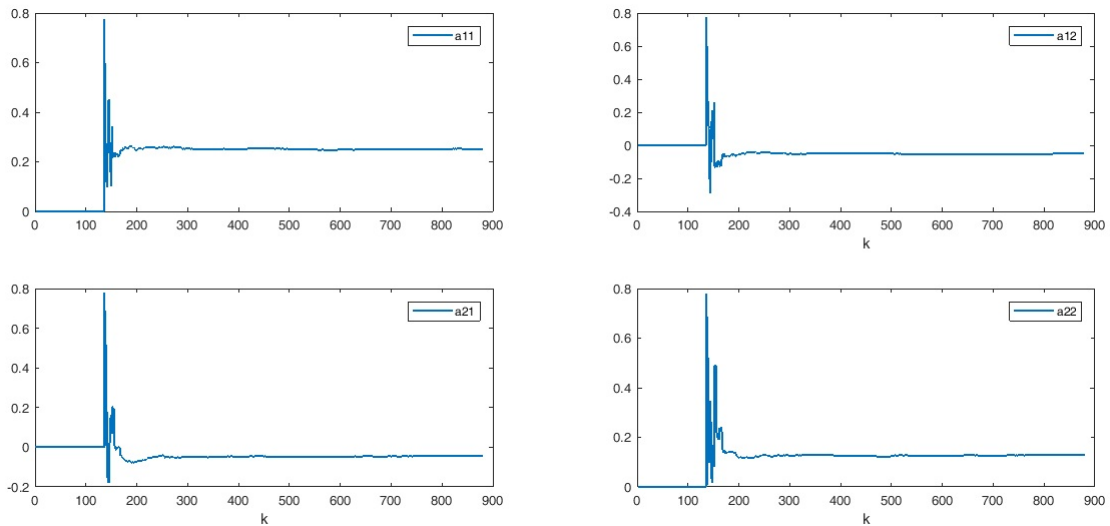


FIGURE 5.38 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice de sortie

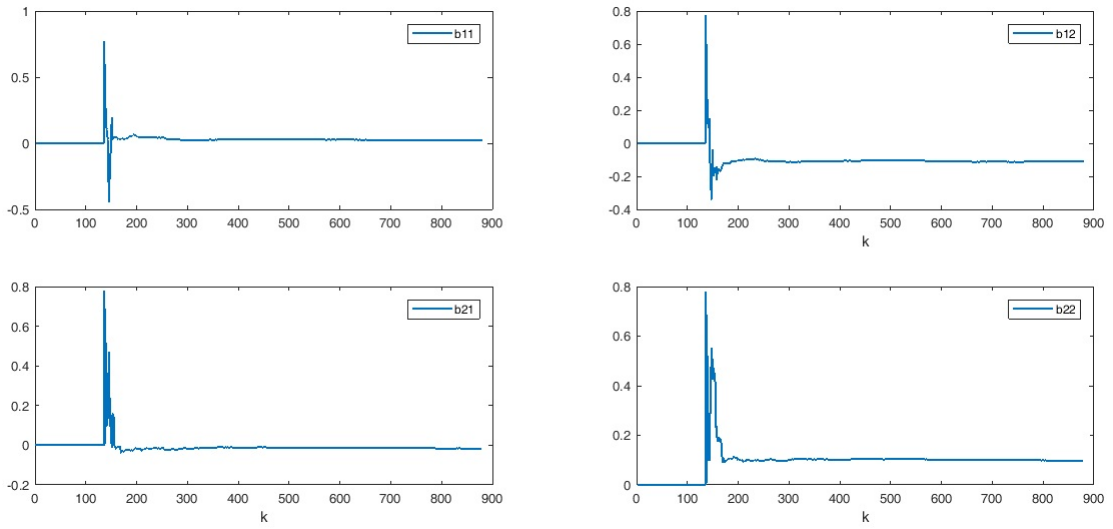


FIGURE 5.39 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice de commande

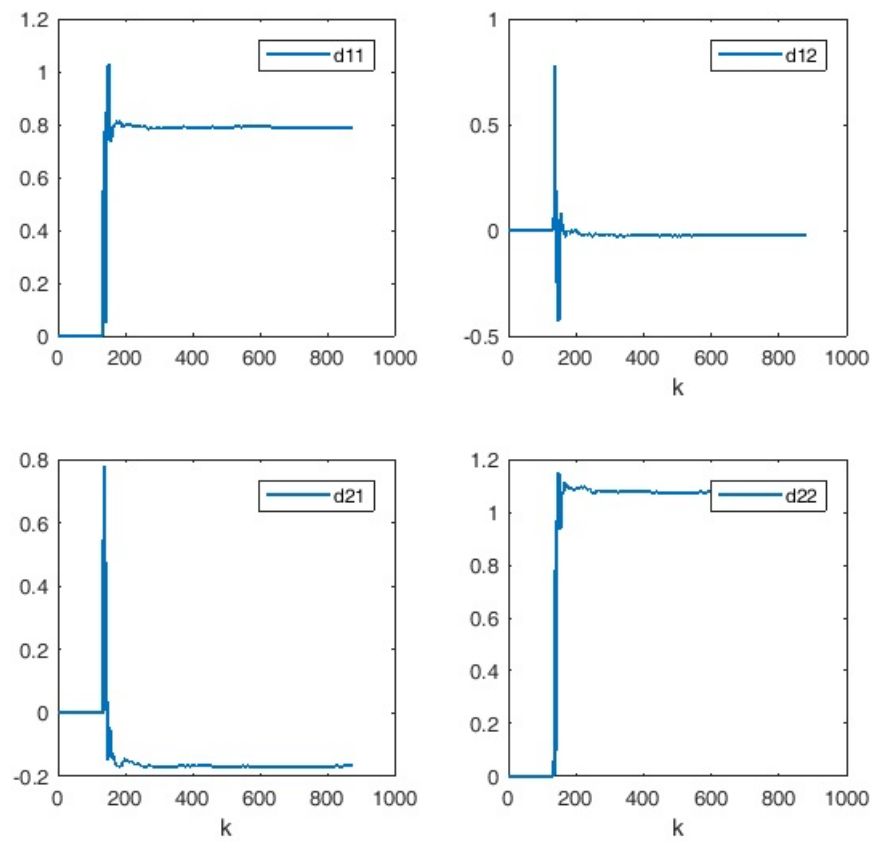


FIGURE 5.40 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations

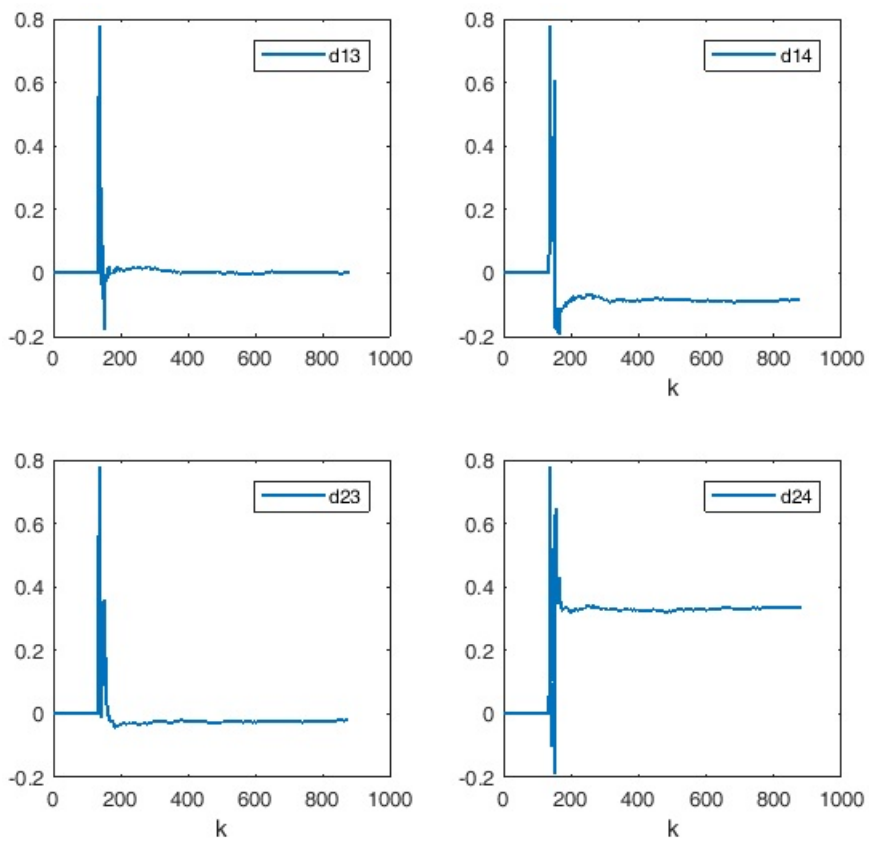


FIGURE 5.41 – Identification du modèle interne de la serre - Matrice des perturbations

À partir des figures (5.38) à (5.41), nous remarquons que dès l'application de la commande adaptative LQG (k=140) les paramètres estimés par l'algorithme d'identification paramétrique convergent à leurs valeurs prédéfinis ce qui nous permet d'élaborer le correcteur LQG adaptatif. Initialement, la commande augmente d'une manière progressive afin d'accélérer le processus pour qu'il suit les consignes appliquées puis elle diminue aussitôt afin de garder le système autour de la zone de fonctionnement souhaité.

5.5.3 Conclusion

Dance cette partie, nous avons pu élaborer une stratégie de commande basée sur la méthode linéaire quadratique gaussienne multivariable adaptative, et qui a permet de tenir compte les interactions présentes entre la température et l'humidité.

À travers les résultats de simulations obtenues, nous avons distingué de bonnes performances par rapport à la commande minimum de variance généralisée GMV en terme de stabilité, rapidité et précision. Tous en garantissant des commandes minimisant l'énergie de poursuite.

Cependant, malgré ces performances, nous tenons à souligner qu'elle présente certaines limites, notamment en ce qui concerne le choix des matrices de pondération en raison de la complexité de leur réglage. Néanmoins , nous avons pu développer des méthodes simplifiées pour leur choix. Nous pouvons ainsi choisir une pondération adéquate des matrices Q et R qui garantissent effectivement une bonne stabilité,

5.6 Application de la commande prédctive généralisée Multivariable GPC adaptative

5.6.1 Formulation de l'algorithme Adaptatif GPC

La première étape indispensable dans l'élaboration de la commande GPC est d'avoir un modèle mathématique de la serre sous forme discrète puis de chercher la méthode de réglage des paramètres du régulateur GPC. La deuxième étape consiste alors à chercher les commandes R_c et V_t qui minimise le critère quadratique J à horizon fuyant du type GPC :

$$J = \sum_1^m \sum_{N1i}^{N2i} \begin{bmatrix} Tr(t+j) \\ Hr(t+j) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{T}_{in}(t+j) \\ \hat{H}_{in}(t+j) \end{bmatrix}^2 + \Lambda_{\Sigma_1^{Nui}} \Delta \begin{bmatrix} R_c(t+j-1) \\ V_t(t+j-1) \end{bmatrix}^2 \quad (5.68)$$

Avec :

$\begin{bmatrix} Tr(t+j) \\ Hr(t+j) \end{bmatrix}$: consignes de température et d'humidité appliquée à la serre à l'instant $t+j$

$\begin{bmatrix} T(t+j) \\ H(t+j) \end{bmatrix}$: Sorties de température et d'humidité prédites à l'instant $t+j$.

$\Delta \begin{bmatrix} R_c(t+j-1) \\ V_t(t+j-1) \end{bmatrix}$: Incréments de commande du chauffage et de la ventilation appliqués aux entrées de la serre à l'instant $t+j-1$.

Les termes $N1i$ et $N2i$ sont les horizons de prédiction minimal et maximal.

Nui : Horizon de prédiction de signal de commande.

Λ : matrice de facteurs de pondération sur l'incrément de commande.

On peut constater d'après la figure ci-dessus que $\begin{bmatrix} R_c(t+j-1) \\ V_t(t+j-1) \end{bmatrix}$ est d'autant plus faible lorsque le pas j est grand ; il est donc préférable de négliger les termes ayant des pas supérieurs à l'horizon de commande Nu .

On aura la simplification suivante :

$$\Delta \begin{bmatrix} R_c(t+j-1) \\ V_t(t+j-1) \end{bmatrix} = 0 \text{ Pour } j > Nui.$$

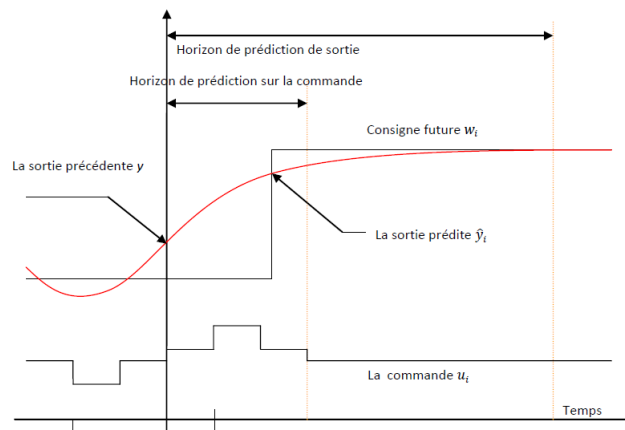


FIGURE 5.42 – Principe des horizons de la commande GPC

Pour mettre en évidence les caractéristiques de la commande GPC nous proposons de maintenir la température et l'humidité internes de la serre aux seuils suivants :

Température : $20^{\circ}C - 27^{\circ}C$.

Humidité : $47.0\% - 56.5\%$

5.6.2 Résultats de simulation de l'algorithme Adaptatif GPC et Choix des Paramètres de réglage N_1, N_2 et N_u

Par la même démarche que nous avons utilisé pour l'application des algorithmes de commande GMV et LQG sur le modèle de serre, la commande prédictive peut être combinée avec un algorithme d'adaptation paramétrique pour obtenir un système de commande adaptative.

Pour une **cette première simulation**

Considérons les paramètres de synthèse suivants :

Horizon minimal de prédiction : $N_1 = [10 \ 10]$

Horizon maximal de prédiction : $N_2 = [16 \ 16]$

Horizon appliqué à la commande : $N_u = [2 \ 2]$

Pondération appliquée à la commande : $\Lambda = [1 \ 1]$

Matrice de pondération de l'algorithme l'identification : $P = 10^6 I$.

Vecteur des paramètres initial est fixé à : $\theta(0) = 0.01$

Nous proposons dans ce qui suit les étapes que nous avons suivi pour exécuter l'algorithme de commande GPC [87].

- Initialisation des vecteurs de données Tae, Hae, Sr, Vs
- Modélisation de l'évolution dynamique la température et de l'humidité selon un modèle à paramètres connus $y_1(k) = Tai(k)$ et $y_2(k) = Hai(k)$
- Construction de l'estimation paramétrique de la température et de l'humidité $yest_1(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$ et $yest_2(k) = \varphi^T * \hat{\theta}$
- Identification et estimation en ligne des paramètres du modèle CARIMA
- Choix des horizons de prédiction et de commande N_1, N_2, N_u et les points de consignes
- résolution de l'équation diophantienne
- Synthèse de la loi commande GPC adaptative
- Simulation du comportement des processus serre commandé par la loi obtenue de la première commande de la matrice G
- Affichage et sauvegarde des paramètres du modèle

L'évolution du niveau de la température (T_{in}) et celui de l'humidité (H_{in}) quand la commande GPC est appliquée est montrée sur les figure (5.43) et (5.44).

Nous notons qu'il existe de grandes variations dans les signaux de commande et de sortie en raison d'une mauvaise connaissance des valeurs appropriées des paramètres du modèle. Mais, une fois les estimations convergent vers les bons paramètres, un contrôleur prédictif avec peu d'interactions est obtenu malgré la présence des perturbations externes.[87]

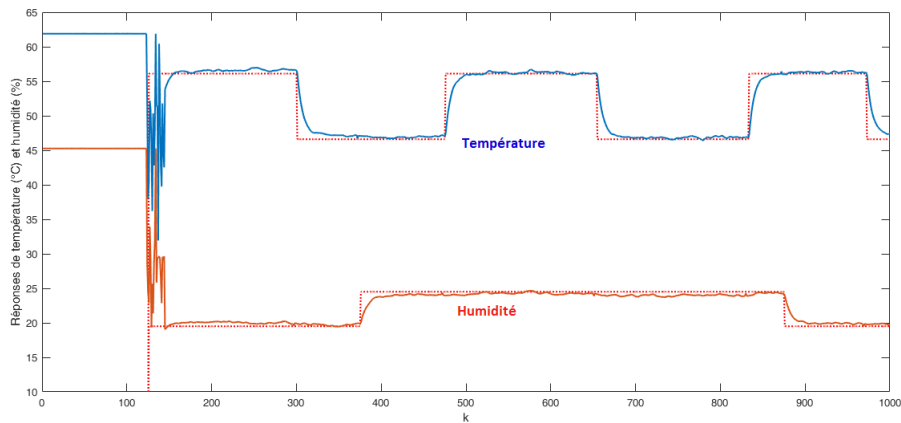


FIGURE 5.43 – Réponse GPC avec réglage des horizons : $N1 = [10\ 10]$, $N2 = [16\ 16]$, $Nu = [2\ 2]$, $\Lambda = [1\ 1]$

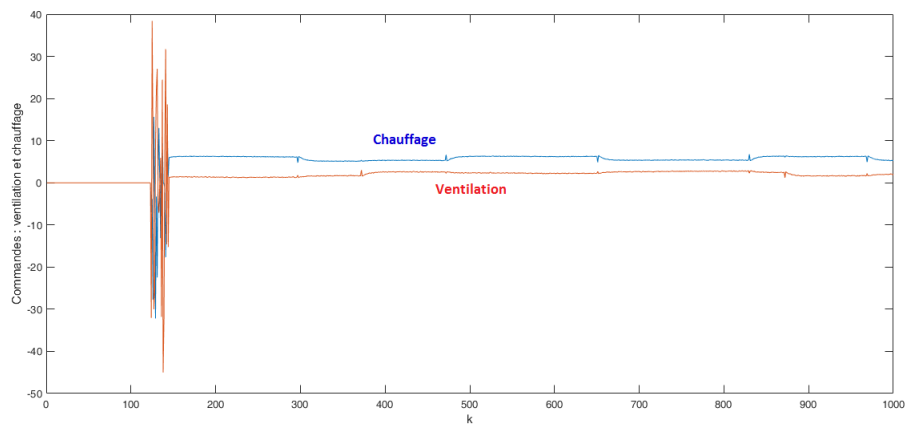


FIGURE 5.44 – Commandes GPC avec réglage des horizons : $N1 = [10\ 10]$, $N2 = [16\ 16]$, $Nu = [2\ 2]$, $\Lambda = [1\ 1]$

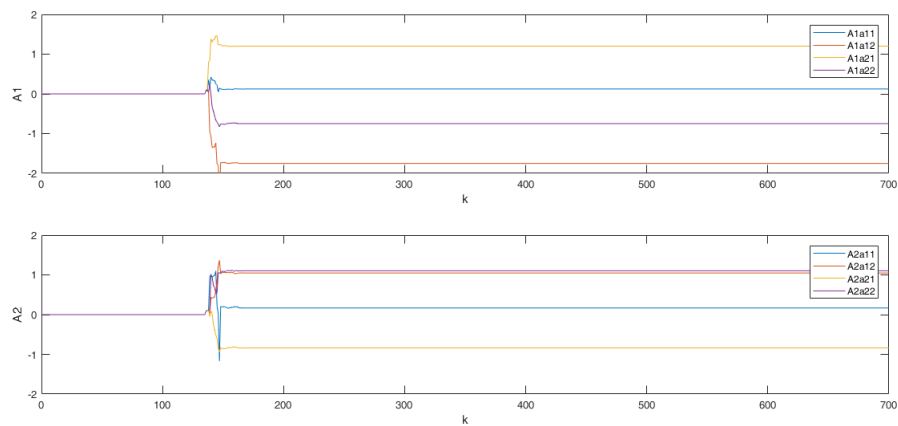


FIGURE 5.45 – Identification adaptative des paramètres A1 et A2

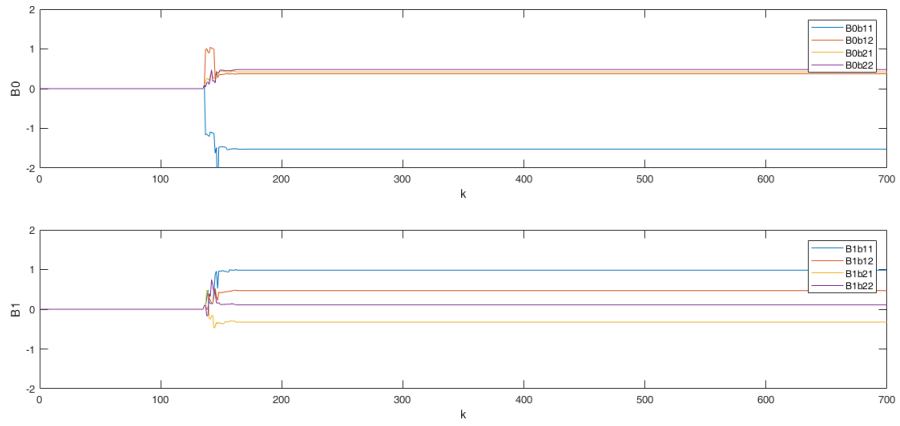


FIGURE 5.46 – Identification adaptative des paramètres B_1 et B_2

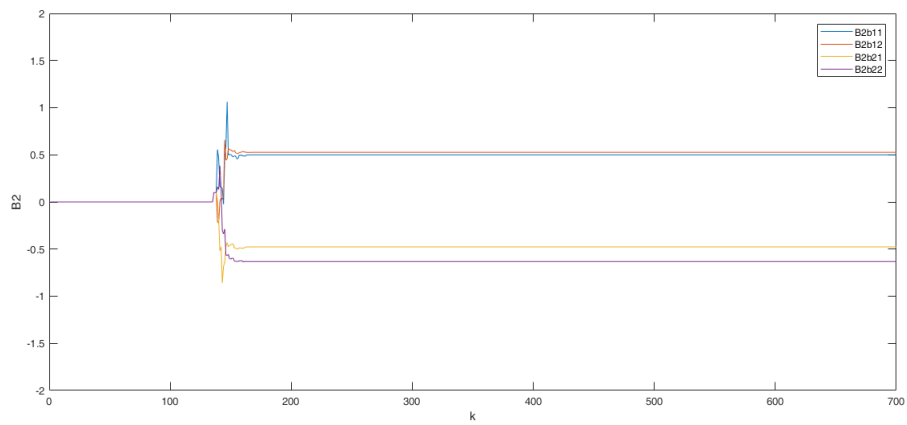


FIGURE 5.47 – Identification adaptative des paramètres B_2

À l'examen de ces figures, on voit que les variations des consignes appliquées avaient très peu d'influence sur le comportement de la température et de l'humidité de l'air malgré les dynamiques transitoires apparaissant au moment de l'application des consignes. Nous remarquons aussi une bonne poursuite des différentes séquences de la consigne appliquées à la serre.

Notons que l'influence du couplage sur les variables internes de la serre est significativement ressenti sur la commande du chauffage au moment de changement de la consigne appliquée à la ventilation. L'algorithme de commande GPC réagit de telle sorte que la température d'air garde son comportement désirable malgré le changement de la consigne de l'humidité de l'air.

La seconde simulation vise à illustrer la rapidité de l'algorithme adaptatif GPC en relation avec le réglage des paramètres du contrôleur. L'exemple suivant a été simulé à cet effet avec les réglages de conception suivants :

- le retard de la serre est considéré $d = 10$
- l'horizon de prédiction est choisi à $N_2 = [6 \ 6]$
- l'horizon de commande est choisi à $N_u = [8 \ 8]$ et un coefficient de pondération de la commande à $\Lambda = [1 \ 1]$

Les résultats de simulation sont illustrés sur les figures (5.48) et (5.49). Là encore, après la phase d'identification paramétrique, les performances de commande sont très satisfaisantes et le découplage entre les variables internes est amélioré.

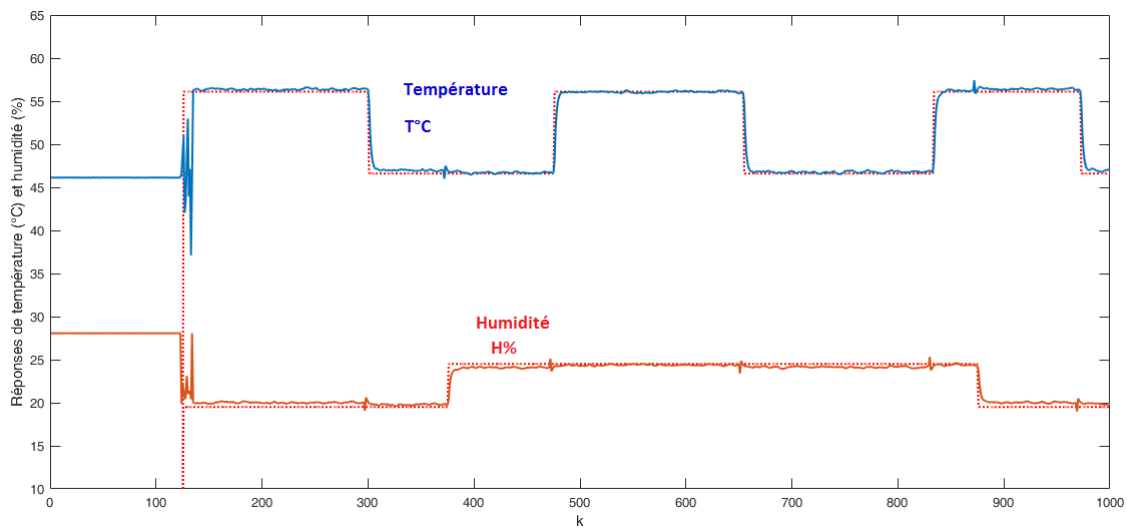


FIGURE 5.48 – Réponse GPC avec réglage des horizons : $N_1 = [10 \ 10]$, $N_2 = [6 \ 6]$, $N_u = [8 \ 8]$, $\Lambda = [1 \ 1]$

La figure (5.48) montre les performances de réponse de la température et de l'humidité de l'air. Nous apercevons que les changements brutaux des consignes ne troublent pas la poursuite aux consignes désirées et nous pouvons dire que l'application de la commande GPC sur le modèle de la serre a réduit considérablement les interactions entre les

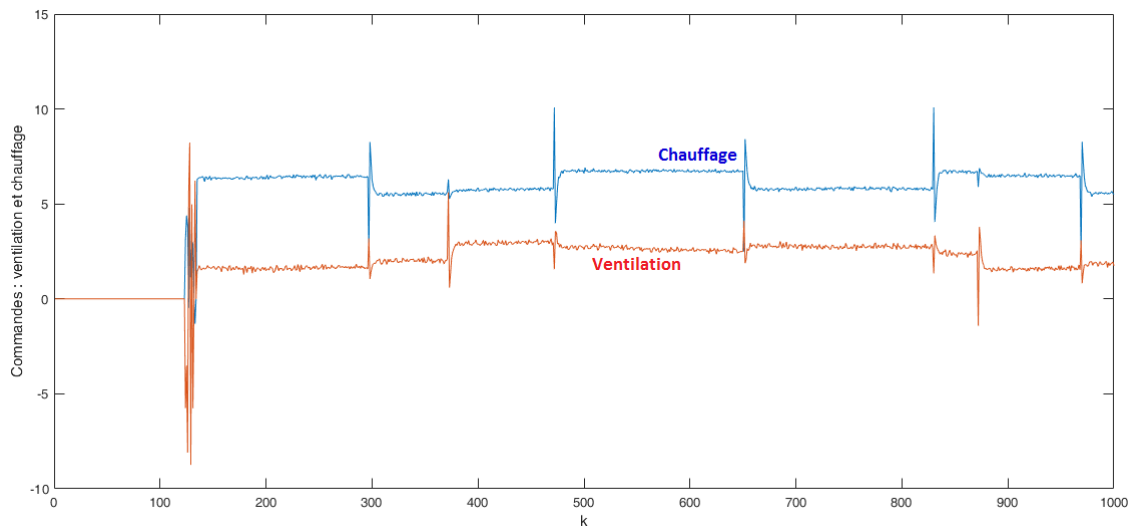


FIGURE 5.49 – Commandes GPC avec réglage des horizons : $N1 = [10 \ 10]$, $N2 = [16 \ 16]$, $Nu = [2 \ 2]$, $\Lambda = [1 \ 1]$

différentes variables.

Les actions de commande appliquées à la serre sont présentées sur la figure (5.49). Nous remarquons une présence d'une faible corrélation de couplage entre les deux actions au moment du changement des consignes. Cependant, l'influence du couplage se fait distinctement ressenti sur la commande du chauffage au moment du changement de la consigne appliquée à l'humidité. La commande du chauffage réagit ainsi de telle sorte que la température de l'air ne soit pas perturbée par le changement de comportement qu'affecte l'humidité d'air.

Avec ces résultats, nous remarquons que l'algorithme GPC adaptatif est plus rapide et donne des dépassements plus faibles par rapport aux autres commandes citées auparavant, et l'énergie de commande qu'il gère est considérablement optimisée [88].

Pour mettre en évidence l'effet des paramètres de réglage sur l'algorithme de commande GPC à caractère multivariable, nous montrons dans ce qui suit les résultats de simulation obtenus après plusieurs essais de simulation.

Effet de l'horizon de prédiction $N_2 = [N_2T \ N_2H]$ sur la conduite de la serre

Comme mentionné précédemment, l'horizon de prédiction maximal au cas multivariable a les mêmes effets que celui du cas monovarié (Demircioglu et Gawthrop)[89], [90]. Autrement dit, plus cet horizon est grand plus les sorties à contrôler en boucle fermée sont lentes. Tandis qu'au fur et à mesure l'horizon de prédiction diminue le gain de commande GPC devient plus important et l'interaction est réduite.

Dans le cas extrême lorsque l'horizon de prédiction N_2 tend vers 0, le gain de commande tend vers l'infini et donc la réponse des sorties tend vers une réponse pile.

Il convient de souligner que chacun des horizons de prédiction N_2T et N_2H a un effet mutuel sur la température et l'humidité de la serre. Cependant, nous avons remarqué que l'effet de l'horizon de prédiction N_2T sur l'évolution de température est beaucoup plus important que sur l'évolution de l'humidité interne de la serre[91].

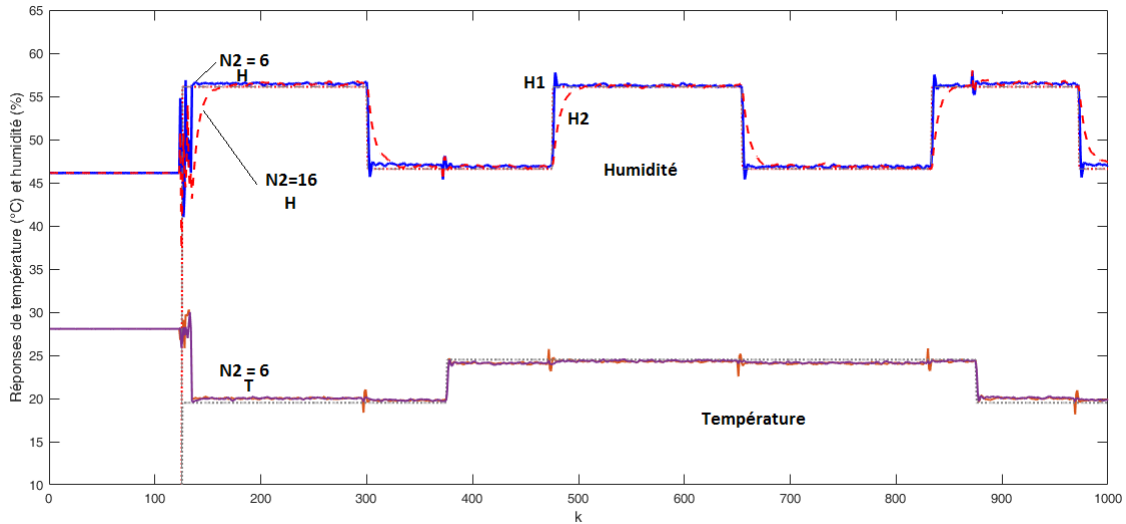


FIGURE 5.50 – Réponse GPC avec changement de l'horizon de prédiction de $N_2 = [6 \ 6]$ à $N_2 = [6 \ 16]$

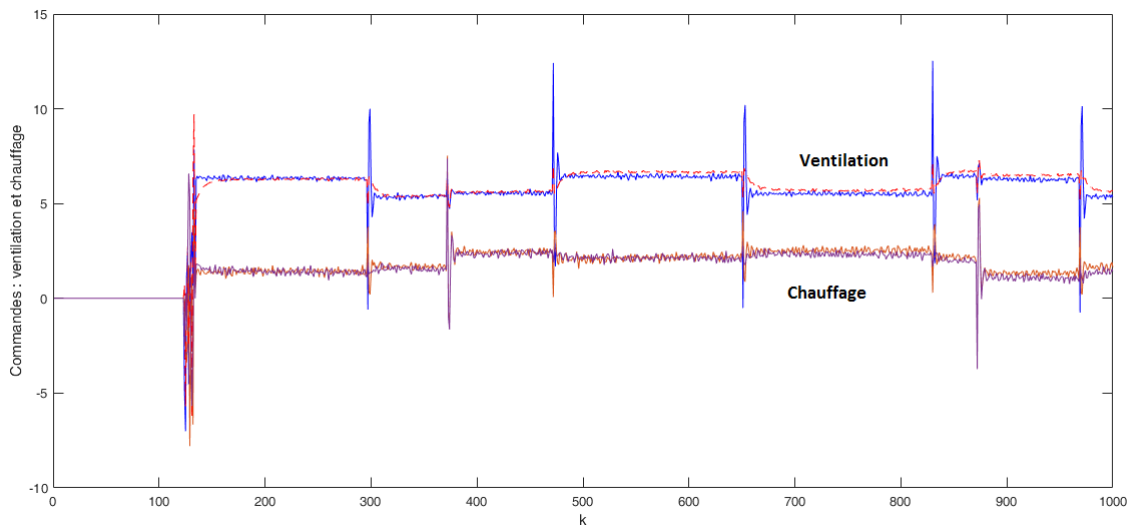


FIGURE 5.51 – Commande appliquée GPC avec changement de l'horizon de prédiction de $N_2 = [6 \ 6]$ à $N_2 = [6 \ 16]$

Les figures (5.50) et (5.51) montrent l'évolution des variables internes T_{in} et H_{in} et les commandes appliquées à la serre Rc et Vt où $\Lambda = [1 \ 1]$, $N_u = [2 \ 2]$.

Sur la figure (5.50), la ligne continue correspond à $N_2H1 = [6 \ 6]$ et la ligne pointillée à $N_2H2 = [6 \ 16]$. Pour le réglage de $N_2H1 = [6 \ 6]$, la vitesse des réponses de la

température et de l'humidité est presque identique, alors que pour $N_2H2 = [6 \ 16]$, l'évolution de la température est beaucoup plus rapide que l'évolution de l'humidité.

Pour $N_2H1 = [6 \ 6]$, les interactions ont également presque disparues, car l'un des horizons de prédiction est très petit. Notons que la permutation des horizons de prédiction aura un effet opposé. C'est-à-dire que la vitesse de réponse de l'humidité va réagir plus rapidement que la vitesse de réponse de la température [92].

Effet de l'horizon de commande $N_u = [N_uT \ N_uH]$ sur la conduite de la serre

Après différents tests de simulation, nous avons constaté que plus les commandes du chauffage et de la ventilation s'intensifiaient, plus la dynamique de la serre était précipitée et plus les grandeurs calorifiques internes sont actives, donc plus les réactions de la température et l'humidité internes sont rapides.

Les actions de commandes qui ont des valeurs d'horizon de commande (N_{ui}) plus faible seront moins sollicitées. Tandis que les actions de commande ayant des valeurs d'horizon de commande plus important seront plus sollicitées.

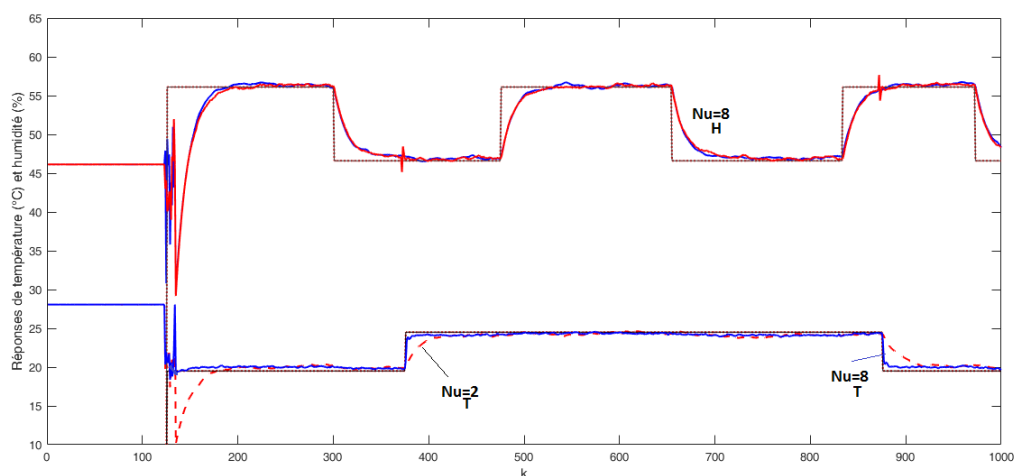


FIGURE 5.52 – Réponse GPC avec changement de l'horizon de commande de $N_u = [2 \ 8]$ à $N_2 = [8 \ 8]$

Les figures (5.52) et (5.53) illustrent l'effet de l'horizon de commande N_{ui} , $i = 1, 2$ sur la réponse de la serre. Dans la simulation, les paramètres Λ et N_2 étaient respectivement à $[1 \ 1]$ et $[6 \ 6]$. La ligne continue elle correspond à $NuT1 = [8 \ 8]$ tandis que la ligne en pointillé correspond à $NuT2 = [8 \ 2]$.

Notons que pour la ligne continue elle correspond à $NuT1 = [8 \ 8]$ et que la ligne en pointillé correspond à $NuT2 = [8 \ 2]$. Comme il est présenté sur les figures, l'action de commande du chauffage a un effet direct sur l'évolution de la température et a moins d'influence sur l'évolution de l'humidité, de sorte que la variation de la température est beaucoup plus rapide que la variation de l'humidité.

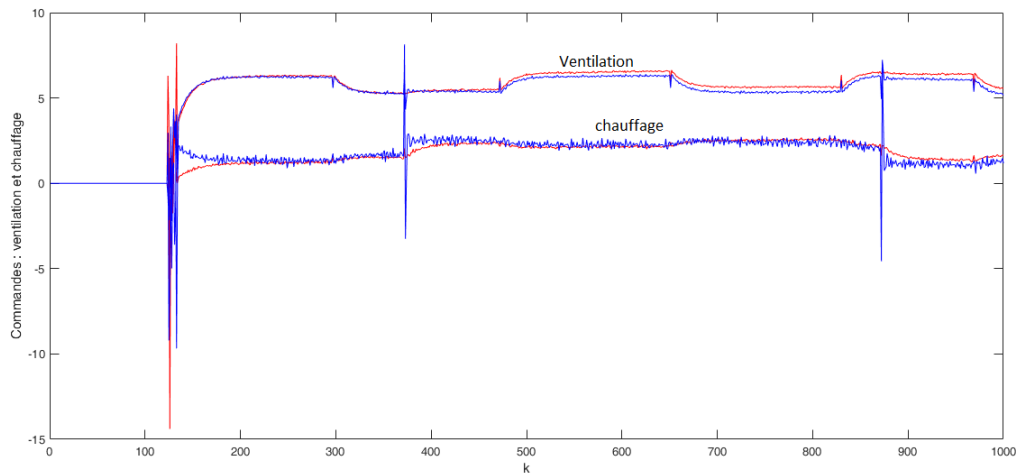


FIGURE 5.53 – Commande appliquée GPC avec changement de l’horizon de commande de $N_u = [2 \ 8]$ à $N_2 = [8 \ 8]$

5.7 Conclusion

En analysant tous les résultats de simulation obtenus, nous pouvons établir les repères suivants démontrant l’importance de l’application de la commande adaptative GPC à la conduite du microclimat interne de la serre agricole. En effet, les performances obtenues sont reliées au choix de l’horizon de prédiction, l’horizon de commande et moins sensiblement au coefficient de pondération appliquée à la commande.

En effet, pour l’horizon de prédiction, nous avons relevé les remarques suivantes :

- En augmentant l’horizon de prédiction, la dynamique devient lente et plus stable tendant vers celle de la serre en boucle ouverte (puisque l’action de commande tend vers un échelon),
- Lorsque l’horizon de prédiction est pris court la dynamique est plus rapide (voire même instable dans quelques cas) exigeant des valeurs sollicitées de la commande,
- Un mauvais choix de l’horizon de prédiction peut conduire à l’instabilité de la boucle fermée,
- Pour notre cas la serre présente un retard intrinsèque ($d=10$), l’horizon de prédiction doit être alors choisi au moins égal à $d+1$, sinon il en résulte des termes non inversibles qui ne permettent pas le calcul de la loi de commande.

Pour l’horizon de commande, nous pouvons constater que :

- L’augmentation de cet horizon fait que le système devient plus exigeant et par conséquent les actions de commandes fournies sont plus agitées.
- Lorsque l’horizon de commande est choisi égal à l’horizon de prédiction, alors la réponse obtenue est la réponse pile.

CHAPITRE 6

RÉALISATION D'UN PROTOTYPE DE SERRE POUR LE CONDUITE DE LA TEMPÉRATURE INTERNE

Sommaire

6.1	Introduction	186
6.2	Structure Générale	186
6.3	Résultats de Simulation	188
6.3.1	Application de la commande PID adaptative	188
6.3.2	Application de la commande GMV adaptative	190
6.3.3	Application de la commande LQG adaptative	193
6.3.4	Application de la commande GPC adaptative	195
6.4	Conclusion	197
6.5	Annexes	197
6.5.1	Carte ARduino ATMEGA 2560	197
6.5.2	Bibliothèque ArduinoIO - MATLAB	198
6.5.3	Hacheur	200
6.5.4	Gradateur à Commande par train d'onde	201
6.5.5	Acquisition de la température et de l'humidité	203
6.5.6	Acquisition de l'intensité du rayonnement	204
6.5.7	Alimentation de l'ensemble des circuits électroniques	204

6.1 Introduction

L'objectif de l'étude expérimentale était d'acquérir une expérience sur l'identification des paramètres réels du modèle d'une serre et la simulation de l'application des algorithmes de commande adaptative à la conduite de l'évolution de la température intérieure.

Dans cette partie nous allons présenter les résultats de simulation des algorithmes d'identification des paramètres du modèle de la serre, ainsi la simulation de la réponse de la température interne suite à l'application des différentes commandes adaptatives décrites dans le chapitre précédent au microclimat interne de la serre

6.2 Structure Générale

La figure (6.1) montre Le prototype de la serre réalisée pour l'étude expérimentale cette serre possède un volume de 40 cm x 40 cm x 40 cm.

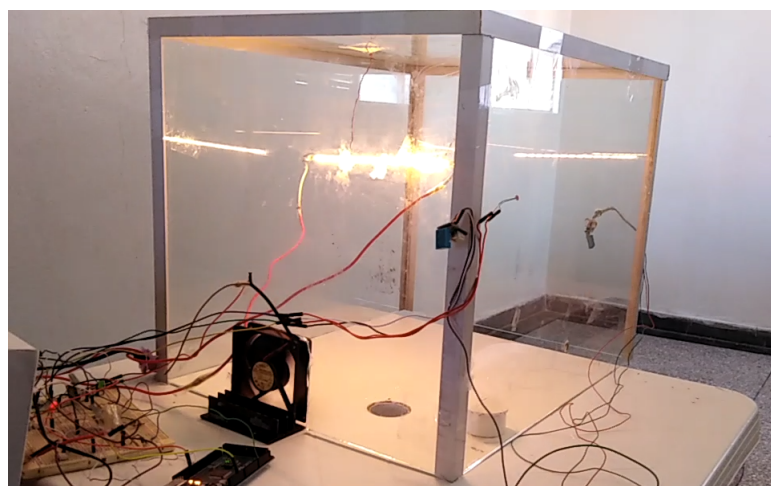


FIGURE 6.1 – Prototype de la serre réalisé

La structure générale du système de conduite utilisée pour l'implantation des algorithmes de d'identification et de commande de la température à l'intérieure de la serre est présentée sur la figure suivante :

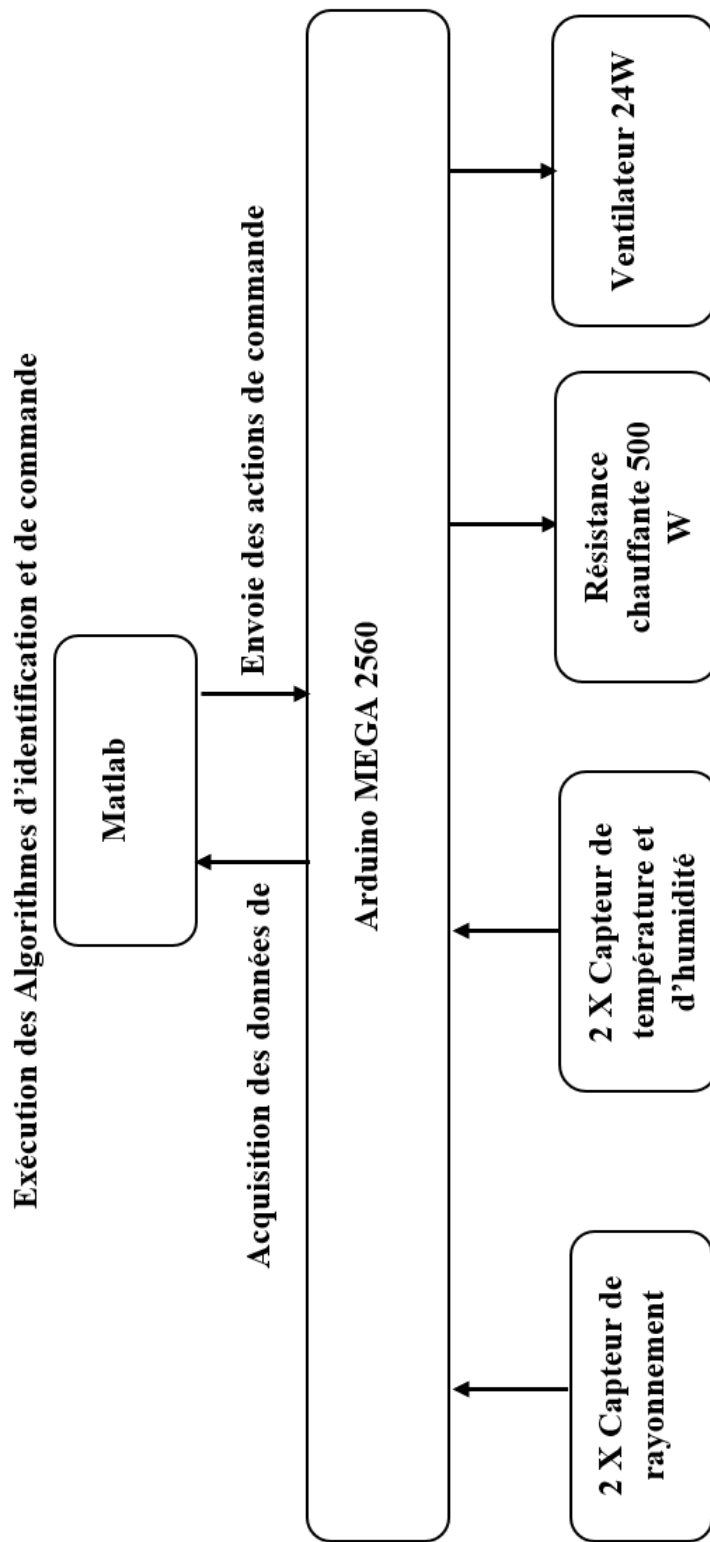


FIGURE 6.2 – Structure de la partie Expérimentale

6.3 Résultats de Simulation

6.3.1 Application de la commande PID adaptative

Le modèle de la température interne de la serre s'appuie sur le modèle ARX suivant :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-1}B(q^{-1})u(t) \quad (6.1)$$

Avec :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (6.2)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (6.3)$$

La formulation de l'algorithme PID est le suivant :

$$\frac{U(q)}{\varepsilon(q)} = \frac{\alpha_0 + \alpha_1q^{-1} + \alpha_2q^{-2}}{1 - q^{-1}} \quad (6.4)$$

les coefficients $\alpha_i ; i = 1, 2, 3$ sont déterminés par l'algorithme d'identification RLS.

Les Figures (6.3) et (6.4) montrent l'évolution des paramètres identifiés de la serre. et les figures (6.5) et (6.6) montrent les résultats de simulation de la température de la serre à une consigne carrée après l'application de l'algorithme PID numérique. Le temps de réponse et le dépassement obtenus avec ce régulateur confirment bien l'instabilité de ce correcteur. En effet, l'idée du régulateur PID étant d'accroître la portée de l'erreur sur le système afin que celui-ci réagisse plus rapidement aux variations de consignes.

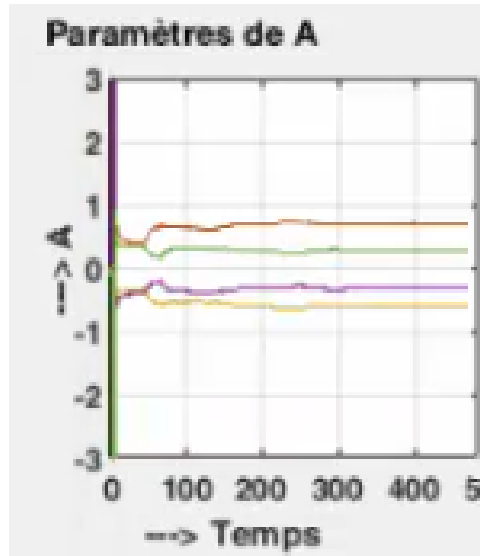


FIGURE 6.3 – Evolution des paramètres du polynôme A

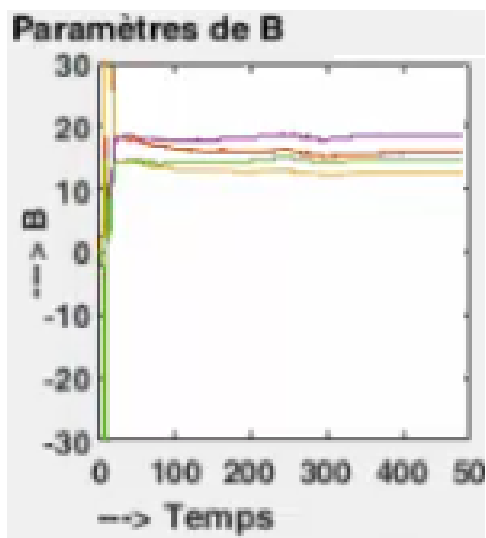


FIGURE 6.4 – Evolution des paramètres du polynôme B

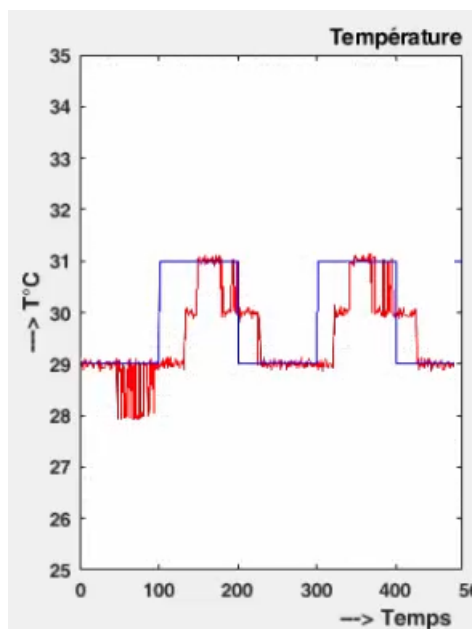


FIGURE 6.5 – Réponse PID de la température

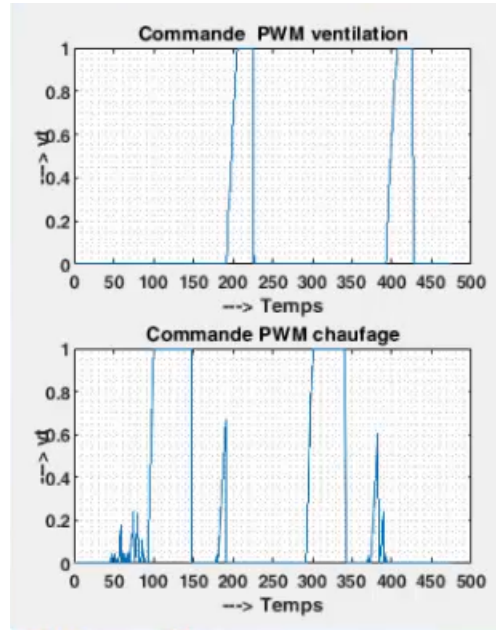


FIGURE 6.6 – Evolution de commande PID (chauffage et ventilation)

6.3.2 Application de la commande GMV adaptative

La stratégie de commande à variance minimale utilise le modèle ARMAX suivant :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-1}B(q^{-1})u(t) + \xi(t)C(q^{-1}) \quad (6.5)$$

Avec :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (6.6)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (6.7)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (6.8)$$

Si les paramètres de la serre sont identifiés, alors la loi de commande est calculée en utilisant l'équation suivante :

$$u(t) = \frac{R(q^{-1})y_r(t+d) - P(q^{-1})y^*(t+d|t)}{\frac{q_0}{b_0}Q(q^{-1})} \quad (6.9)$$

Les Figures (6.7) et (6.8) montrent l'évolution des paramètres identifiés de la serre et les Figures (6.9) et (6.10) illustrent la réponse de la température de la serre après l'application de la loi de commande par minimum de variance généralisée GMV, nous voyons que la sortie suit la consigne avec une erreur statique nulle et sans aucun dépassement.

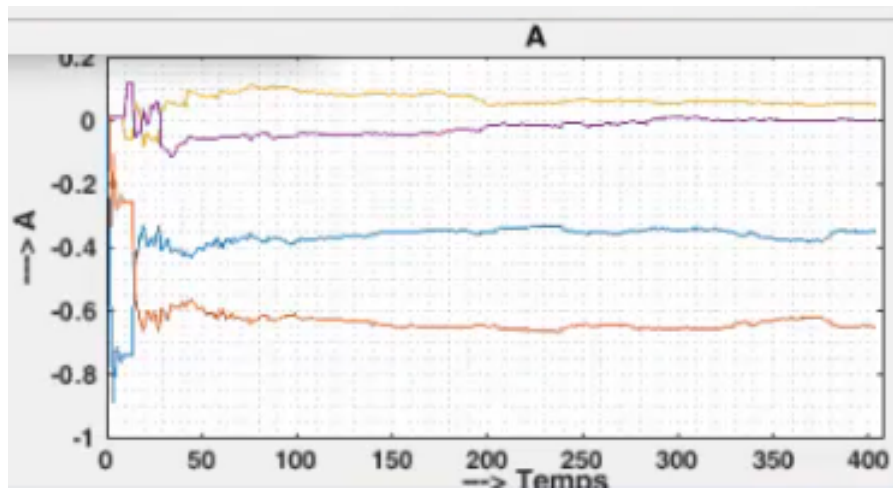


FIGURE 6.7 – Evolution des paramètres du polynôme A selon le modèle ARMAX

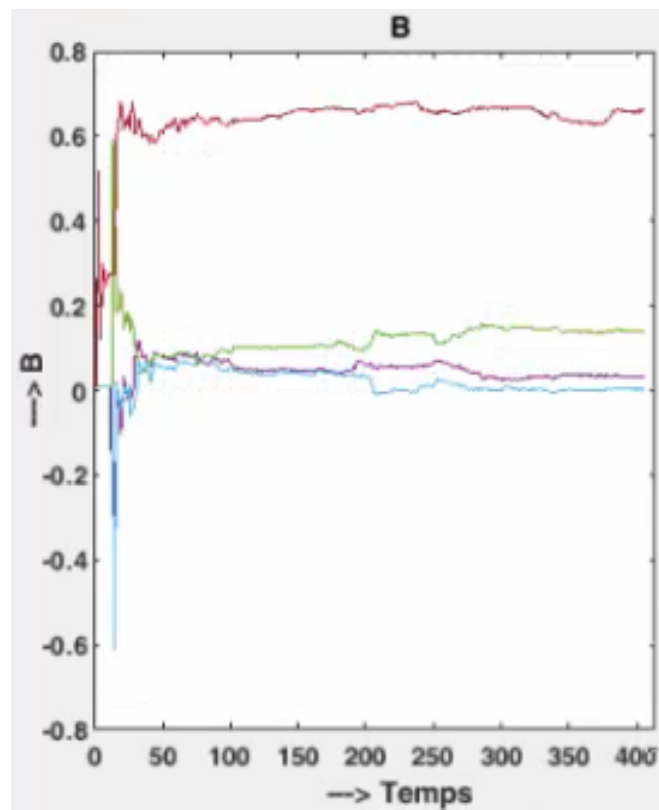


FIGURE 6.8 – Evolution des paramètres du polynôme B selon le modèle ARMAX

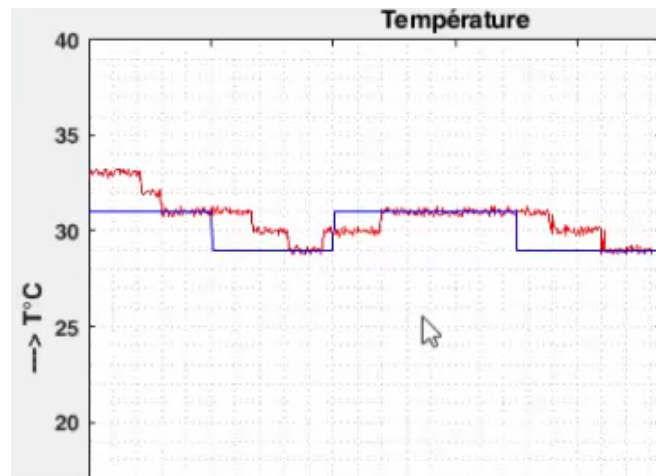


FIGURE 6.9 – Réponse GMV de la température

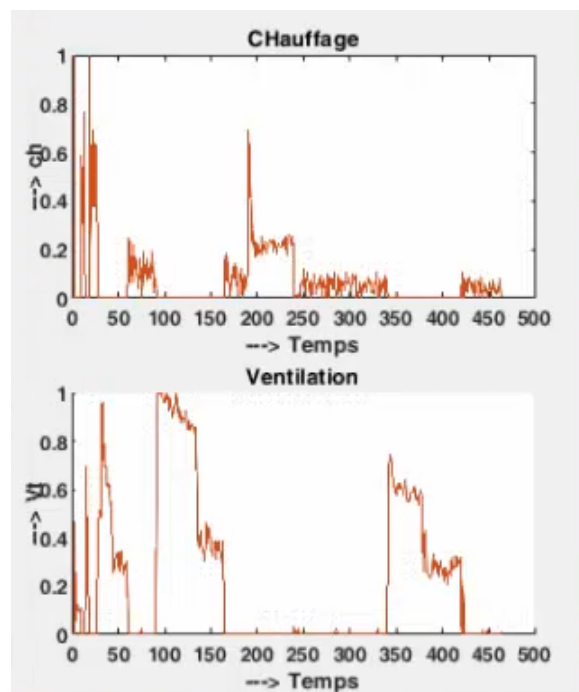


FIGURE 6.10 – loi de commande GMV (chauffage et ventilation)

6.3.3 Application de la commande LQG adaptative

La synthèse du régulateur LQG comporte deux étapes indépendantes :

- la synthèse d'un retour d'état par optimisation d'un critère quadratique.
- la synthèse d'un filtre de Kalman permettant d'implanter la commande à partir des seules mesures disponibles et minimisant les bruits blancs présents au processus.

$$\begin{cases} x(k) = A(k)\hat{x}(k) + B(k)u(k) + K_F(y(k) - C(k)\hat{x}(k)) \\ u(k) = -K_{LQR}\hat{x}(k) \end{cases} \quad (6.10)$$

Les Figures (6.11) et (6.12) montrent l'évolution des paramètres identifiés de la serre et les courbes tracés sur les figures (6.13) et (6.14) montrent les performances du correcteur LQG adaptatif appliqué à la conduite de la température d'une serre. En effet, on s'aperçoit qu'il y a une forte instabilité sur l'application de la commande du chauffage et de la ventilation. Malgré les bonnes performances du correcteur LQG.

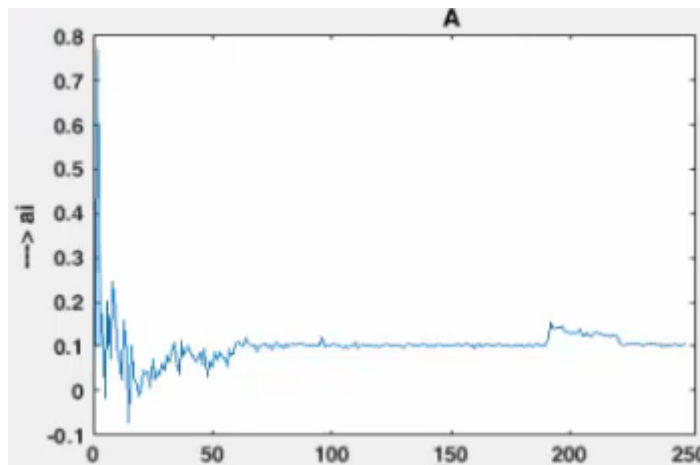


FIGURE 6.11 – Evolution du scalaire A selon la représentation d'état

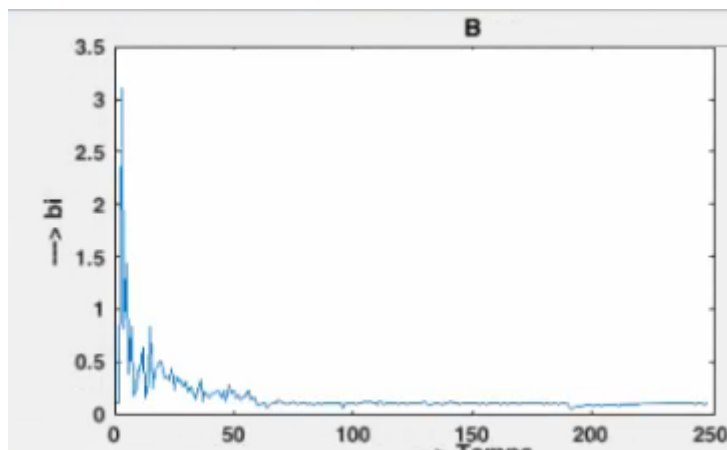


FIGURE 6.12 – Evolution du scalaire B selon la représentation d'état

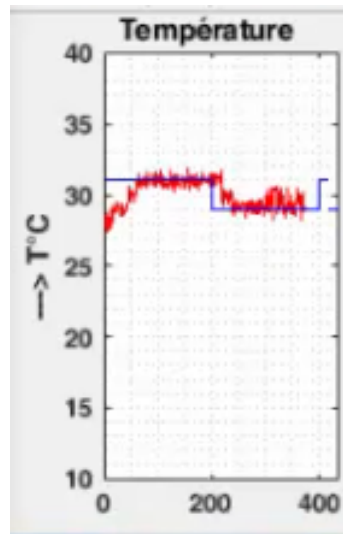


FIGURE 6.13 – Réponse LQG de la température

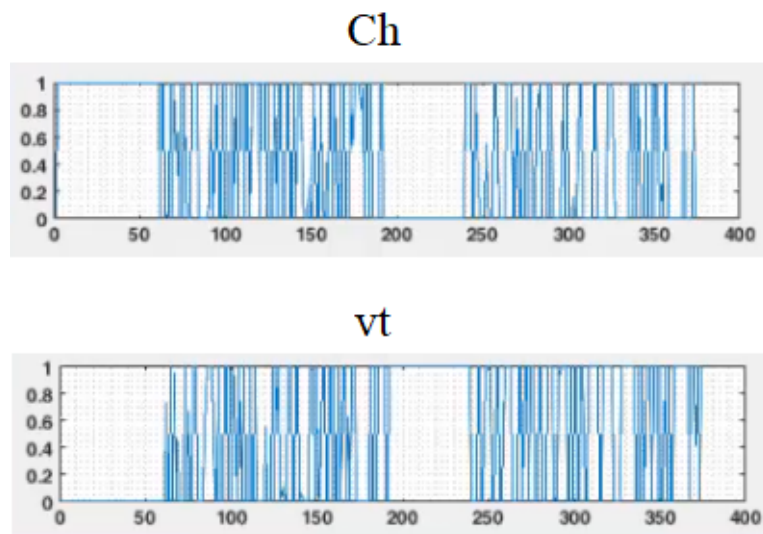


FIGURE 6.14 – loi de commande LQG (chauffage et ventilation)

6.3.4 Application de la commande GPC adaptative

La stratégie de commande prédictive généralisée utilise le modèle CARIMA suivant :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-1}B(q^{-1})u(t) + \frac{\xi(t)}{\Delta}C(q^{-1}) \quad (6.11)$$

Avec :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (6.12)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \quad (6.13)$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (6.14)$$

Les Figures (6.15) et (6.16) montrent l'évolution des paramètres identifiés de la serre. Les simulations portées sur les figures (6.17) à (6.18) montrent la réponse de la température de la serre et les commandes appliquées à une variation carrée de consigne. L'aspect anticipatif de la température de la serre et l'énergie optimisée de la commande appliquée sont clairement mis en évidence. Les simulations montrent de bonnes performances vues que les sorties suivent parfaitement leurs références, Ainsi on observe qu'aucun dépassement par rapport à la consigne n'est enregistré sur l'évolution de la température intérieure.

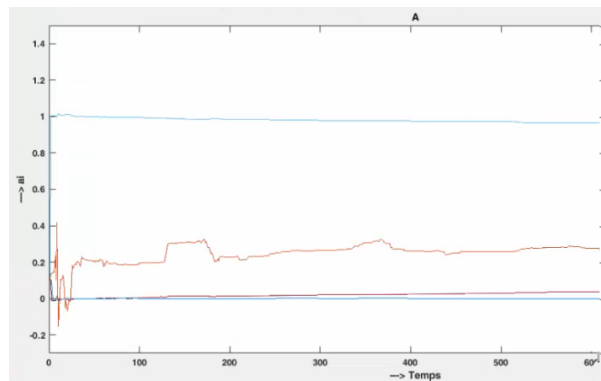


FIGURE 6.15 – Evolution des paramètres du polynôme A selon le modèle ARIMAX

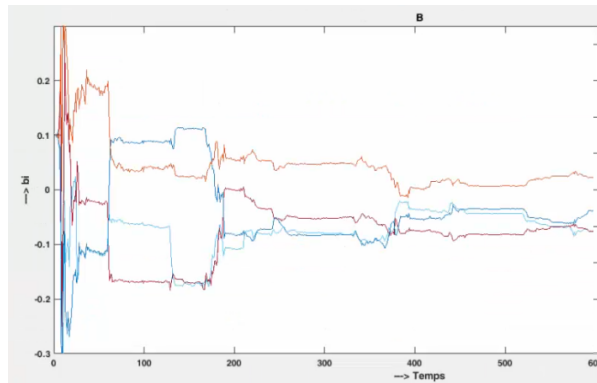


FIGURE 6.16 – Evolution des paramètres du polynôme B selon le modèle ARIMAX

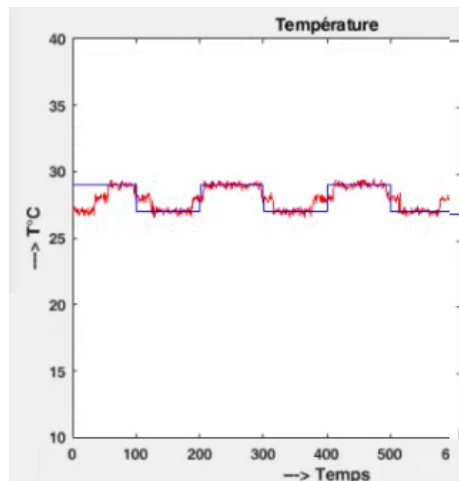


FIGURE 6.17 – Réponse GPC de la température

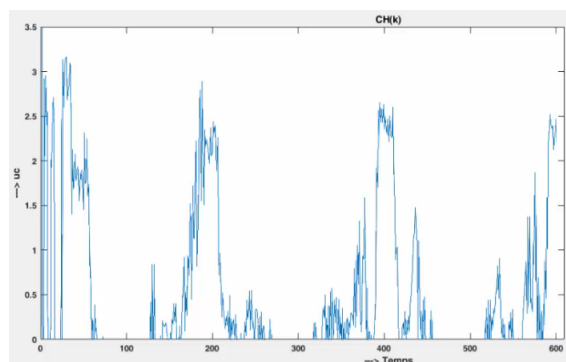


FIGURE 6.18 – loi de commande GPC du chauffage

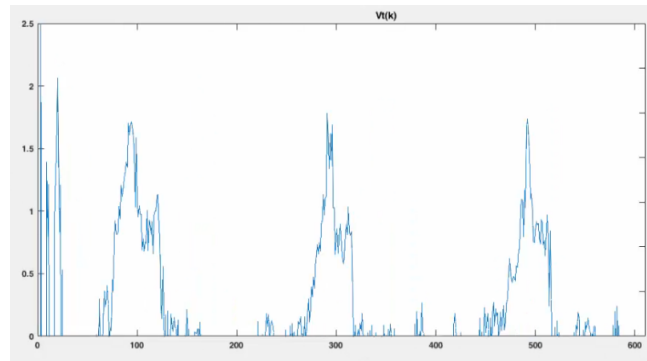


FIGURE 6.19 – loi de commande GPC de ventilation

6.4 Conclusion

Une électronique dédiée de mesure, simulation et tests hautement en ligne a été développée. Cette électronique a permis, en plus de réaliser divers tests, de mesurer les conditions climatiques avec un niveau de bruit semblable au meilleur modèle de la serre. L'étude expérimentale a permis d'obtenir une première expérience concrète sur l'application des algorithmes d'identification paramétrique et des algorithmes de commande adaptative dont on maîtrise leur synthèse.

6.5 Annexes

6.5.1 Carte ARduino ATMEGA 2560

C'est une carte électronique contenant tous les éléments indispensables pour faire fonctionner un microcontrôleur (Atmega 2560) associé à une interface de communication USB lui permettant de communiquer avec un ordinateur. Parmi ces caractéristiques on cite :

- Convivialité du microcontrôleur Arduino programmable par USB
- Conception en "Open Source" basée sur le très puissant ATMEGA2560
- 54 broches E/S numériques et 16 broches E/S analogiques
- 256 Ko de mémoire flash, 8 Ko de SRAM, et 4 ko d'EEPROM
- Vitesse de l'horloge : 16 MHz



FIGURE 6.20 – Carte Arduino 2560

6.5.2 Bibliothèque ArduinoIO - MATLAB

Cette bibliothèque permet d'utiliser la carte arduino 2560 comme une interface de communication. Cette solution consiste à communiquer entre Matlab et la carte Arduino via une transmission USB. Elle permet à précharger un programme dans la carte Arduino afin que celle-ci soit programmée. Les entrées/sortie sont vues dans Matlab comme des entrées logiques ou analogiques (utilisation du CAN) ou des sorties analogiques (mode PWM). Le montage de la carte avec l'interface USB ainsi les entrées analogiques des capteurs est illustré sur la figure (6.21).

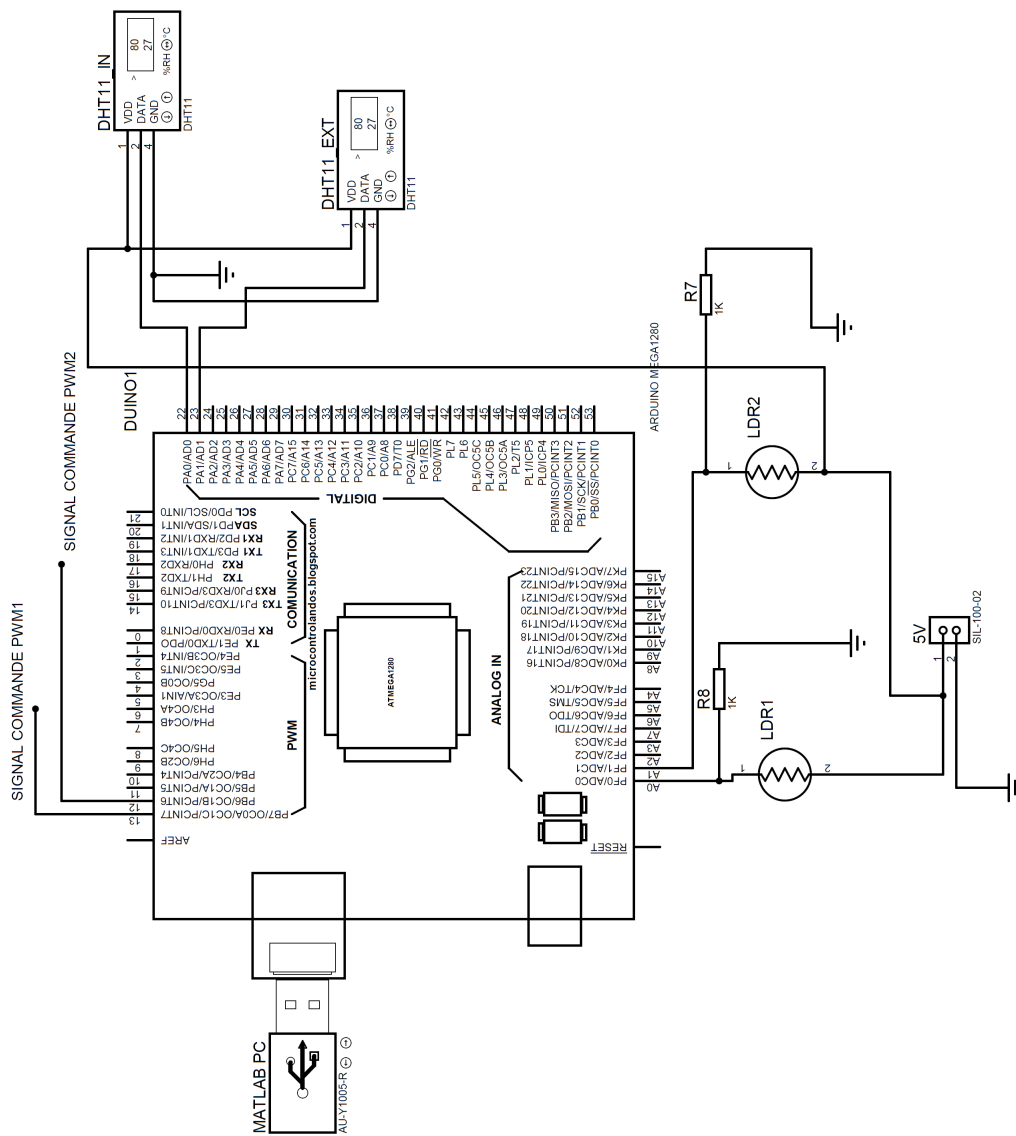


FIGURE 6.21 – Circuit de communication et acquisition des signaux numériques par carte ARDUINO ATMEGA

Hardware Support Packages (298)

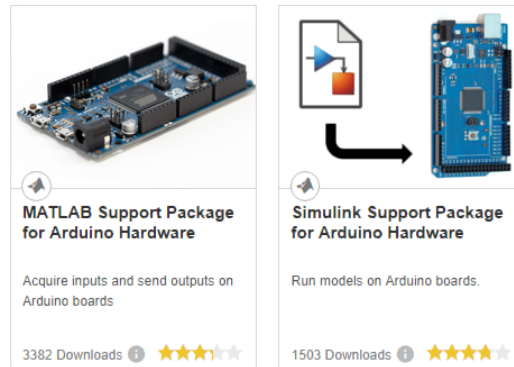


FIGURE 6.22 – support packages Matlab

6.5.3 Hacheur

Le principe d'une commande MLI consiste à modifier le rapport cyclique d'un signal rectangulaire afin de créer une tension moyenne variable, la commande MLI est appelé la Modulation de Largeur d'Impulsion, où (Pulse Width Modulation en anglais, soit P.W.M. en abrégé).

Cette méthode est largement utilisée pour élaborer des signaux pseudo analogiques à l'aide de circuits à fonctionnement numériques, ou plus généralement à états discrets.

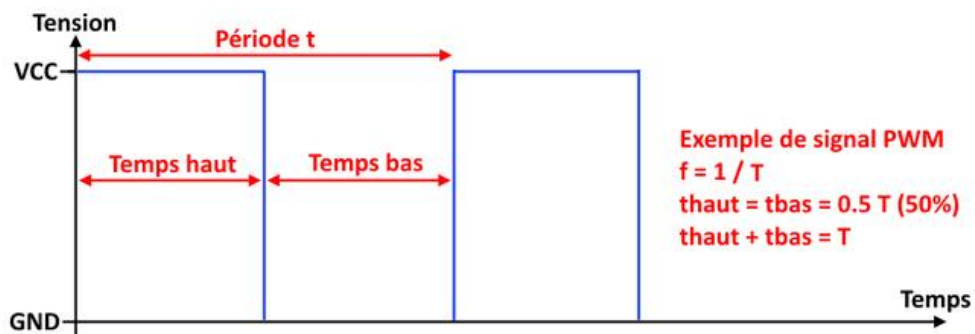


FIGURE 6.23 – Commande PWM de rapport cyclique de 50% appliqué à la ventilation

Le hacheur de la figure (6.24) est utilisé pour commander l'action de ventilation de la serre. Ce type de hacheur est considéré parmi les convertisseur qui sont simple à commander par des signaux numériques électroniques PWM, c'est un dispositif de l'électronique de puissance mettant en œuvre un transistor de puissance commandé, ce qui permet de modifier la valeur de la tension (moyenne) de la tension continue avec un rendement élevé.

Le convertisseur hacheur consiste à alimenter le ventilateur avec une tension en créneaux réglable. et le débit de ventilation généré dépend alors du rapport cyclique du signal PWM.

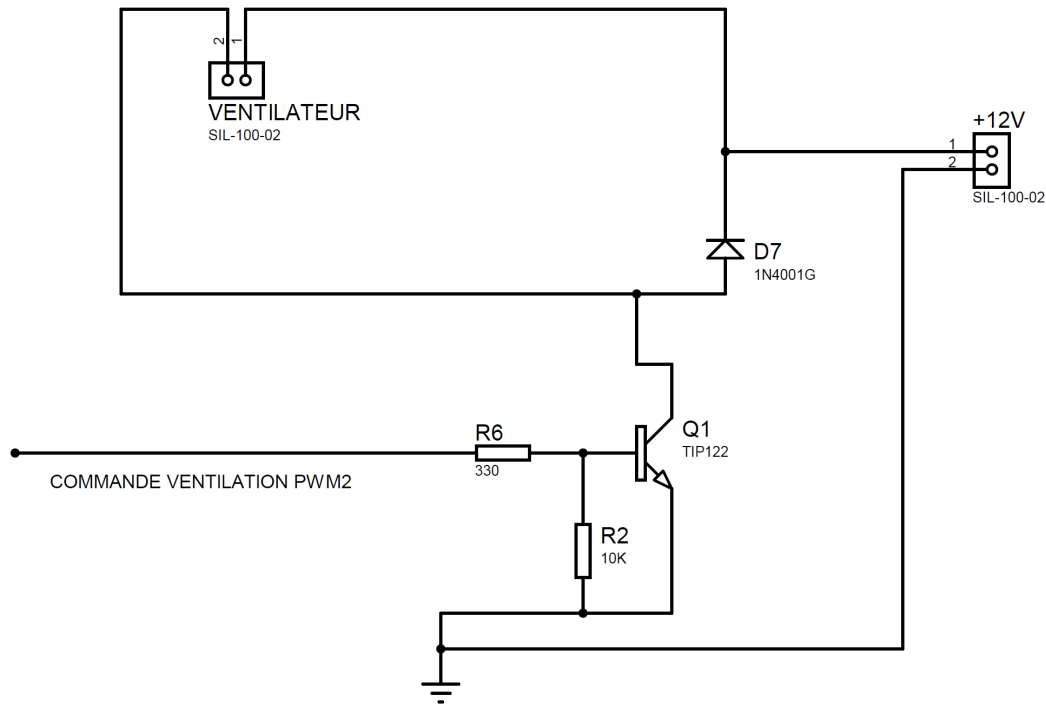


FIGURE 6.24 – Circuit électronique de Hacheur de puissance pour la commande de ventilation

6.5.4 Gradateur à Commande par train d'onde

Le principe de ce type de convertisseur permet le passage du courant pendant une durée T_1 correspondant à un cycle de périodes de l'alimentation monophasée alternative. Puis Il se bloque pendant le reste de la période T_2 de fonctionnement.

On règle le transfert de puissance en faisant varier le rapport cyclique de la commande PWM envoyée à travers l'optocoupleur à la gâchette du triac.

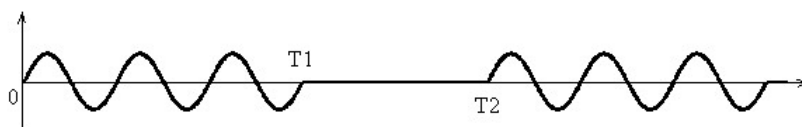


FIGURE 6.25 – Prototype de la serre réalisé

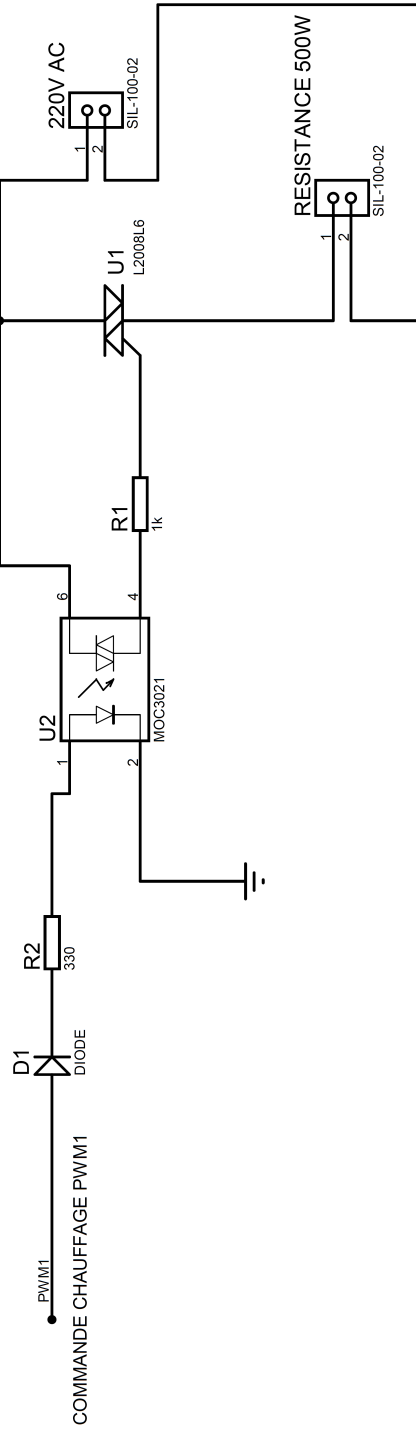


FIGURE 6.26 – Circuit électronique de gradateur de puissance pour la commande du chauffage

La figure (6.26) illustre le circuit électronique du montage gradateur à train d'onde utilisée pour contrôler la puissance de la résistance chauffante, et nous montrons sur les figures (6.27) et (6.28) l'allure du signal de la tension aux bornes de cette résistance pour un rapport cyclique de 10% et 70%.

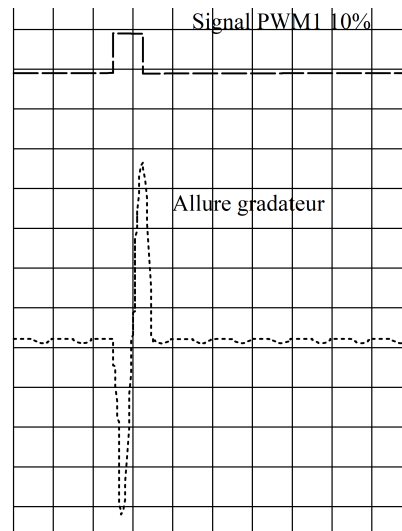


FIGURE 6.27 – Commande PWM de rapport cyclique de 10% appliqué à la résistance de chauffage

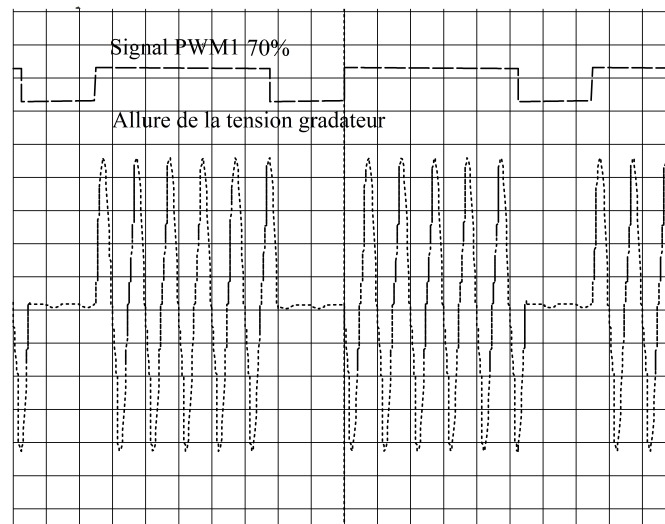


FIGURE 6.28 – Commande PWM de rapport cyclique de 70% appliqué à la résistance de chauffage

6.5.5 Acquisition de la température et de l'humidité

Pour avoir les mesures de la température et de l'humidité interne et externe, nous avons utilisé le capteur numérique DTH11. Ce type de capteur est qualifié "deux en un". Il est capable de mesurer des températures de 0 à +50°C avec une précision de +/- 1°C

et des taux d'humidité relative de 20 à 80% avec une précision de +/- 5%. Une mesure peut être réalisée toutes les secondes. Le DHT11 est compatible avec 3.3 volts et 5 volts (le fabricant recommande cependant de toujours alimenter le capteur en 5 volts pour avoir des mesures précises). Son montage de mise en fonctionnement est illustré sur la figure (6.29) :

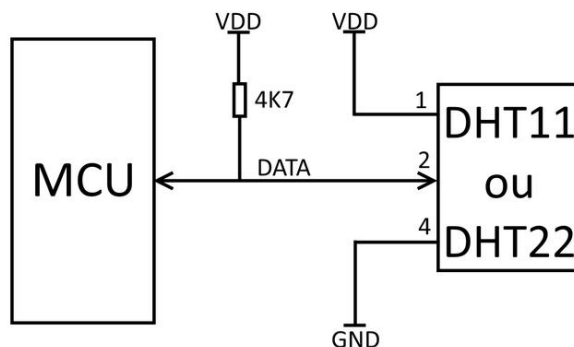


FIGURE 6.29 – Montage d'utilisation du capteur intégré DHT11

6.5.6 Acquisition de l'intensité du rayonnement

Une photorésistance est un composant dont la résistivité dépend de la luminosité ambiante. Pour faire simple, c'est une résistance dont la valeur change en fonction du rayonnement qu'elle reçoit.

Pour ce faire nous avons utilisé le montage suivant permettant la mesure de l'intensité de rayonnement présent au voisinage de la serre.

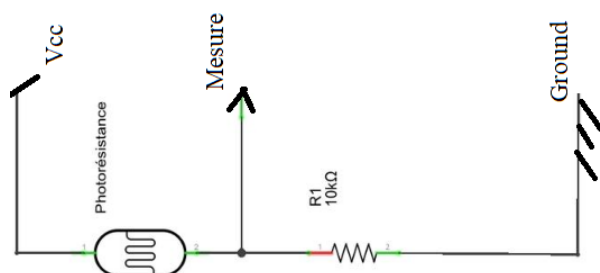


FIGURE 6.30 – montage d'Acquisition du rayonnement par photorésistance

6.5.7 Alimentation de l'ensemble des circuits électroniques

Afin que l'ensemble des circuits électroniques fonctionnent correctement, nous avons réalisée l'alimentation stabilisée de +12V et +5V

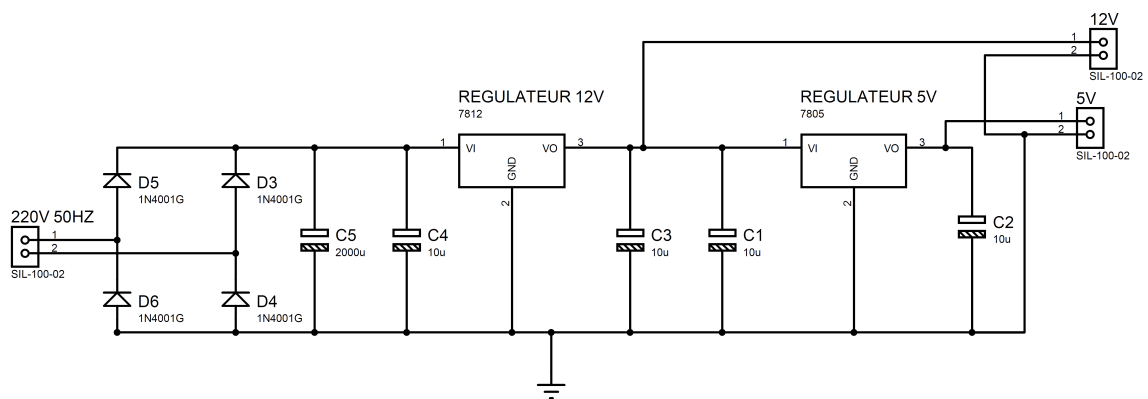


FIGURE 6.31 – Circuit électronique des alimentations stabilisées +5V et +12V

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les travaux présentés dans cette thèse s'inscrivent dans le cadre des systèmes conduits par des Commandes adaptatives multivariables, L'objectif principal était de développer les algorithmes d'identification et de commande les plus avancées en vue de leur application pour la conduite d'une serre agricole en améliorant la productivité agricole et en optimisant l'utilisation des équipements de contrôle existantes. Ceci permet d'assurer des rendements élevés tout en diminuant les effets néfastes des précipitations irrégulières et des conditions météorologiques incertaines ainsi que les coûts socio-économiques induites par une saison de production agricole.

Ce travail est divisé en deux grandes parties. La première, contenant trois chapitres, était l'occasion de fournir un état de l'art exhaustif sur les aspects importants appartenant au domaine de la sericulture et de la commande adaptative.

- La modélisation du comportement dynamique de la serre,
- Les techniques d'identification paramétrique et la synthèse de leurs algorithmes,
- Les techniques de commande ainsi la synthèse de leurs algorithmes, à savoir : La commande PID, le prédicteur de Smith, la méthode de commande à minimum de variance, la commande linéaire quadratique gaussienne LQG, et enfin la stratégie de commande prédictive généralisée.

La seconde partie, composée de deux chapitres nous a permis de détailler nos différentes contributions tant dans le domaine des techniques utilisées en commande adaptative des systèmes que dans celui des stratégies de conduite du comportement dynamique du microclimat interne de la serre.

Nous avons pu élaborer les algorithmes de l'identification paramétrique du modèle de la serre et les tracés obtenus ont permis de valider nos formulations. Nous avons aussi vu que l'on peut conduire le microclimat à l'aide des algorithmes de commande multivariable adaptative, ils prennent en compte les interactions qui existent entre les variables à contrôler. En effet, les résultats obtenus montrent que les commandes choisies réalisent le meilleur compromis entre les performances et le coût de l'énergie dépensée par les actionneurs de commande.

Nous avons été confrontés à la difficulté de synthèse des algorithmes et le choix des paramètres de réglage et de pondération du critère quadratique. Cet encombrement qui

ne peut être sûrement maîtrisé qu'à prix de multiples essais en simulation. En effet, nous avons proposé des méthodes simples qui permettent un choix optimal de ces paramètres.

Nous avons aussi constitué une base algorithmique qui peut être implantée facilement sur des calculateurs numériques intelligents en vue d'une réalisation pratique.

Il est important de souligner que la plupart des travaux de contrôle du microclimat d'une serre sont généralement limités aux commandes monovariabiles mais à travers ce travail nous avons pu mettre une stratégie de conduite multivariable de deux variables internes (Température et Humidité) avec la gestion de deux actions de commande (Chauffage et Ventilation).

Pour clôturer ce travail, nous pouvons dire que les nombreuses recherches bibliographiques que nous avons pu effectuer, les études que nous avons pu mener à bien dans le domaine de la commande adaptative multivariable, nous ont ouvert d'autres voies qui nous semblent indispensables à exploiter. Ainsi, comme perspective plusieurs points sont à approfondir et ouvrent la voie à de nouveaux axes de recherche :

Contrôle des autres paramètres climatiques (Niveau CO_2 , Rayonnement,...)

Pilotage de plusieurs actions de commande (Burmisation,Éclairage,...)

Réalisation d'une serre prototype avec intégration de tous les équipements intelligents nécessaires.

- [1] M. Déqué, “Modélisation numérique de l’impact climatique d’une augmentation de l’effet de serre,” pp. 2–7, 2000.
- [2] M. Jomaa, F. Tadeo, and A. Mami, “Modelling and control of greenhouses powered by a renewable energy system,” in *2017 18th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering, STA 2017 - Proceedings*, vol. 2018-Janua. IEEE, dec 2018, pp. 482–487. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/8314903/>
- [3] R. O. Grigoriu, A. Voda, N. Arghira, V. Calofir, and S. S. Iliescu, “Temperature control of a greenhouse heated by renewable energy sources,” in *Joint International Conference - ACEMP 2015 : Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics, OPTIM 2015 : Optimization of Electrical and Electronic Equipment and ELECTROMOTION 2015 : International Symposium on Advanced Electromechanical Moti.* IEEE, sep 2016, pp. 494–499. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7427009/>
- [4] P.-d. Morosan and P.-d. M. Commande, “Commande prédictive distribuée . Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments,” *HAL Id, Submitted on 14 Dec 2012*, 2012.
- [5] U. K. Merbah, “Mémoire de fin d’étude :Commande prédictive adaptative indirecte appliquée sur un système du chauffage bâtiment pour la régulation de température,” *Université A. MIRA, Bejaïa Faculté de technologie Département du Génie électrique*, no. 212, 2017.
- [6] I. D. Landau and L. Dugard, “Commande adaptative,” 1986.
- [7] D. L. E. Jury, “Modelisation Et Commande Predictive D ’ Une Station De Production D ’ Eau Glacee,” 2008.
- [8] A. G. Aissaoui, M. Abid, H. Abid, and A. Tahour, “La Commande Adaptative Par Modèle,” pp. 295–307, 2008.
- [9] D. E. N. Sciences, “Youssef EL AFOU Contribution au contrôle des paramètres climatiques sous serre,” 2014.

-
- [10] D. Haillot, D. Rouse, and X. Py, “Modélisation thermique d’une serre en milieu circumpolaire,” *Laboratoire de Thermique, Energétique et Procédés-Revue Département EST CANADA*, 2004.
- [11] Q. Li, Yifei, M. Wu, S. Du, Q. Dong, H. Yin, and D. Wang, “Research on coordination control system in greenhouse with multi-agent technology,” in *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. IEEE, may 2016, pp. 1918–1921. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7531296/>
- [12] W. Qiu, L. Dong, F. Wang, and H. Yan, “Design of intelligent greenhouse environment monitoring system based on ZigBee and embedded technology,” in *Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Consumer Electronics - China, ICCE-C 2014*. IEEE, apr 2015, pp. 1–3. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7029857>
- [13] Z. T. Xu, Z. Y. Yao, L. J. Chen, and S. F. Du, “Greenhouse air temperature predictive control using the dynamic matrix control,” in *Proceedings of the 2013 International Conference on Intelligent Control and Information Processing, ICICIP 2013*. IEEE, jun 2013, pp. 349–353. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6568096/>
- [14] T. Yin, W. Feng, and Z. Li, “Temperature and humidity wireless sensing and monitoring systems applied in greenhouse,” in *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology, ICCSNT 2011*, vol. 2. IEEE, dec 2011, pp. 857–861. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6182097/>
- [15] L. Praly, “Commande linéaire adaptative : solutions bornées et leurs propriétés To cite this version : HAL Id : pastel-00834015,” 2013.
- [16] “Théorie du contrôle : contrôle optimal et stabilisation,” *Le journal du CNRS en délégation Centre Poitou-Charentes*, vol. Microscoop, 2008.
- [17] I. D. Landau and M. M ’saad, “Recursive modelling techniques for adaptive parametric spectral analysis,” *Traitement du Signal*, vol. 3, no. 4-5, pp. 183–204, 1986.
- [18] Safia GRAIDIA, “Mémoire 2012 commande adaptative floue type 2 par mode glissant des systÃ©mes,” Tech. Rep., 2012. [Online]. Available : <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/Safia-GRAIDIA.pdf?idmemoire=157>
- [19] P. Entrees and S. Sorties, “Identification des systèmes en boucle fermée,” *Oral probatoire Janvier 2002*, pp. 1–25, 2002.
- [20] Z. Li and C. Li, “LMS and RLS algorithms comparative study in system identification,” in *2011 International Conference on Multimedia Technology, ICMT 2011*. IEEE, jul 2011, pp. 5428–5430. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6002287/>
- [21] S. A. Ghauri and M. F. Sohail, “System identification using LMS, NLMS and RLS,” in *Proceeding - 2013 IEEE Student Conference on Research and Development, SCOReD 2013*. IEEE, dec 2015, pp. 65–69. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7002542/>

- [22] H. J. Tan, S. C. Chan, and L. Zhang, “A variable forgetting factor QRD-based RLS algorithm with bias compensation for system identification with input noise,” in *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, vol. 2016-July. IEEE, may 2016, pp. 2643–2646. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7539136>
- [23] A. Jianqi, Y. Junyiu, W. Min, and W. Xiongbo, “A modeling and closed-loop identification method based on RLS for top pressure in blast furnace,” in *2016 35th Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, jul 2016, pp. 2223–2228. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7553698/>
- [24] Ieee, *2012 International Conference on Advances in Engineering, Science and Management*. IEEE, 2012. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/6216102/figures{#}figures>
- [25] S. Ep and A. Giua, “Sujet EP 341 - Actionneurs et régulateurs industriels,” pp. 1–8, 2015.
- [26] P. R. Method, “Asservissement PID,” pp. 1–11.
- [27] D. Ross and E. Deguine, “Asservissement par PID,” 2010.
- [28] I. Control, *Discrete-time MPC with constraints*, 2009, no. 9781848823303.
- [29] R. Richalet and D. O’Donovan, *Predictive Functional Control : Principles and Industrial Applications*, 2009, vol. 53.
- [30] M. J. Grimble, “Design of Generalized Minimum Variance Controllers for Nonlinear Systems,” *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 4, no. 3, pp. 281–292, 2006.
- [31] M. Oluwakayode, “Self tuning and adaptive control (m07mse),” pp. 1–26, 2015.
- [32] Fan and Ortmeyer, “Optimal design of GMV self-tuning controllers,” in *IEEE International Conference on Systems Engineering*. IEEE, 1989, pp. 331–335. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/48684/>
- [33] —, “Optimal design of GMV self-tuning controllers,” in *IEEE International Conference on Systems Engineering*. IEEE, 1989, pp. 331–335. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/48684/>
- [34] K. W. Corscadden and S. R. Duncan, “Application of multivariable GMV cross directional control to a paper machine,” in *1997 European Control Conference (ECC)*. IEEE, jul 1997, pp. 1744–1749. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/7082355/>
- [35] Y. Du, Z. Wang, and X. Wang, “Control performance assessment of multivariable system based on multi-time-variant-disturbances mixing GMV method,” *Proceedings of the 29th Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2017*, no. 61533012, pp. 953–959, may 2017. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7978656/>
- [36] Fan and Ortmeyer, “Optimal design of GMV self-tuning controllers,” no. 3, pp. 331–335, 1989.

-
- [37] M. Tham, “Minimum variance and generalized minimum variance control algorithms,” *University of Newcastle upon Tyne : Set of notes*, vol. 18, no. 1, pp. 1–18, 1999. [Online]. Available : <http://lorien.ncl.ac.uk/MING/digicont/mbpc/gmv.pdf>
- [38] Springer, *Model predictive Control System Design and Implementation- A catalogue record for this book is available from the British Library*, 2009.
- [39] J. Doe, “Algorithms For Sorting,” 1994.
- [40] J. M. Biedinger, “Commande optimale,” vol. 2, no. 1, pp. 57–78, 1992.
- [41] L. Quadratic, T. Lqr, L. Q. Gaussian, L. T. Recovery, and T. Lqr, “Chapter 6 Algebraic Approach for Selecting,” vol. 1, no. x, 2010.
- [42] R. Garrido-Moctezuma, D. Suarez, and R. Lozano, “Adaptive LQG control of positive real systems,” in *1997 European Control Conference (ECC)*. IEEE, jul 1997, pp. 144–149. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/7082083/>
- [43] D. Horla, “Discrete time adaptive LQG/ LTR control,” vol. 53, no. 4, pp. 53–57.
- [44] H. Lin, H. Su, P. Shi, R. Lu, and Z.-G. Wu, “Estimation and LQG Control Over Unreliable Network With Acknowledgment Randomly Lost,” *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 47, no. 12, pp. 4074–4085, dec 2017. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7565586/>
- [45] T. Shubin, Y. Xia, W. Honghai, Z. Ling, and L. Jianchang, “Performance assessment of cascade control systems based on LQG benchmark,” in *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. IEEE, may 2016, pp. 49–52. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7530953/>
- [46] J. L. Garriga and M. Soroush, “Model {{Predictive Control Tuning Methods}} : {{A Review}},” vol. 49, no. 8, pp. 3505–3515, 2010.
- [47] D. W. Clarke, C. Mohtadi, and P. S. Tuffs, “Generalized Predictive Control — Part II. Extensions and Interpretations,” *Automatica*, vol. 23, no. 6, pp. 149–160, 1987.
- [48] D. W. Clarke, “Application of Generalized Predictive Control to Industrial Processes,” *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 8, no. 2, pp. 49–55, 1988.
- [49] H. Bouhenchir, M. Cabassud, and M. V. Le Lann, “Predictive functional control for the temperature control of a chemical batch reactor,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 30, no. 6-7, pp. 1141–1154, 2006.
- [50] P. J. Gawthrop and I. I. Siller-alcala, “Multivariable Continuous-time Generalised Predictive Control : A State-space Approach CSC Report 95031 1 Introduction,” *System*, no. July 1996, pp. 1–27, 1996.
- [51] Z. Zidane, M. A. Lafkih, and M. Ramzi, “Design of Multivariable Adaptive Generalized Predictive Control for the Part Turbine / Generator of Micro-Hydro Power Plant,” vol. 88, pp. 63–78, 2016.
- [52] E. F. Coccaro, M. A. Posternak, and M. Zimmerman, “Prevalence and features of intermittent explosive disorder in a clinical setting,” *Journal of Clinical Psychiatry*, vol. 66, no. 10, pp. 1221–1227, 2005.

- [53] M. Annaba, “Commande prédictive généralisée robuste Etude et application,” 2006.
- [54] B. Paper, “On Generalized Predictive Control - Two Alternative Formulations.pdf,” vol. 25, no. 5, pp. 753–755, 1989.
- [55] Shou, Linhua Zhang, and Youen Zhao, “Research of GPC implicit adaptive algorithm-based direct identification,” in *2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*. IEEE, nov 2009, pp. 231–235. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5357952/>
- [56] E. Granado, “Commande predictive a base de programmation semi definie,” 2005.
- [57] M. Ezzaraa, M. A. Lafkih, and M. Ramzi, “Application of adaptive controllers to a DC-motor,” *International Journal of Systems, Control and Communications*, vol. 5, no. 3/4, p. 179, 2013. [Online]. Available : <http://www.inderscience.com/link.php?id=58174>
- [58] A.-L. Elshafei, A. Elnaggar, and G. Dumont, “Stability and convergence analysis of an adaptive GPC based on state space modeling,” in *Proceedings of 35th IEEE Conference on Decision and Control*, vol. 3. IEEE, pp. 3498–3503. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/573711/>
- [59] G. A. Muñoz-Hernández and D. Jones, “MIMO generalized predictive control for a hydroelectric power station,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 21, no. 4, pp. 921–929, 2006.
- [60] Demirciolu H. and P. J. Gawthrop, “Multivariable continuous-time generalized predictive control (MCGPC),” *Automatica*, vol. 28, no. 4, pp. 697–713, 1992.
- [61] M. Kinnaert and U. L. D. Bruxelles, “,m form. This last approach is used to analyse the Notice that the,” no. December, pp. 6–7, 1987.
- [62] M. Cannon, *Advanced Textbooks in Control and Signal Processing*, 2005.
- [63] M. A. Zermani, E. Feki, and A. Mami, “Multivariable control applied to temperature and humidity case study : Neonate incubator,” *2012 20th Mediterranean Conference on Control and Automation, MED 2012 - Conference Proceedings*, no. May 2015, pp. 1440–1445, 2012.
- [64] You Li and Xiaolin Zhang, “A modified RLS algorithm for identification of power amplifier nonlinear model,” in *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology*. IEEE, dec 2011, pp. 2307–2310. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6182435/>
- [65] H. Comma, “Adaptive PID control design based on generalized predictive control (GPC),” in *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Control Applications, 2004.*, vol. 2. IEEE, 2004, pp. 1685–1690. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/1387619/>
- [66] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, “Evaluation Performance of PID , LQR , Pole Placement Controllers for Heat Exchanger,” *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical and Computer Engineering Vol :8, No :6, 2014*, pp. 946–950.

-
- [67] Zhang Lei, Hao Yuchun, Han Hongfei, and Tan Wen, "PID control of non-square systems and its application in the fuel cell voltage," in *2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. IEEE, may 2012, pp. 4091–4094. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6244654/>
- [68] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, "Adaptive Generalized Predictive Control Applied to Motor Drive Axis," *International Journal of Innovative Research in Computer Science and Technology (IJIRCST) ISSN 2347.5552 Volume 3 Issue 5 September 2015*, pp. 3–6.
- [69] I. Introduction, "Commande prédictive," *Commande prédictive ENSPS 3A ISAV Master ISTI AR*, 2016.
- [70] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, "Adaptive Generalized Minimum Variance (AGMV) Applied to a Heating Central," *International Journal of Innovation and Applied Studies ISSN 2028-9324 Vol. 12 No. 3 Aug. 2015 pp. 698-704 Innovative Space of Scientific Research Journals Adaptive*, pp. 698–704. [Online]. Available : <http://www.ijias.issr-journals.org/>
- [71] S. Zhu, J. Deltour, and S. Wang, "Modeling the thermal characteristics of greenhouse pond systems," *Aquacultural Engineering 18 ELSEVIER*, vol. 18, pp. 201–217, 1998.
- [72] S. Wang and T. Boulard, "Predicting the Microclimate in a Naturally Ventilated Plastic House in a Mediterranean Climate," *agric Engng*, pp. 1–24, 1972.
- [73] P.-d. Morosan and P.-d. M. Commande, "Commande prédictive distribuée . Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments To cite this version : HAL Id : tel-00641311," *HAL archives ouvertes*, 2012.
- [74] B. Bergeon, "Commande linéaire des systèmes multivariables," *University de toulouse*, 2015.
- [75] B. Pradin and G. G. Ann, "INSA de Toulouse Département GEI AUTOMATIQUE LINEAIRE Systèmes multivariables," *insa de Toulouse*, 2010.
- [76] F. Leurent, "Analyse et mesure de l ' incertitude dans un modèle de simulation," *HAL archives ouvertes*, 2010.
- [77] J. Bobrow and W. Murray, "An algorithm for RLS identification parameters that vary quickly with time," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 38, no. 2, pp. 351–354, 1993. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/250491/>
- [78] K. Johan, "Adaptive Control Theory Document Version : Publisher ' s PDF , also known as Version of record," *Lund university*, 1988.
- [79] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, "Multivariable Parametric Modeling of a Greenhouse by Minimizing the Quadratic Error," *TELKOMNIKA ISSN : 1693-6930 Decree No : 58/DIKTI/Kep/2013 Vol.16 No.2 DOI :10.12928/TELKOMNIKA.v16i2.8486 April 2018*, pp. 641–647.
- [80] J. Bernussou, "Commande robuste," *Collection automatique*, p. 382, 1996.
- [81] K. J. Åström, "Simple Control Systems," *Control System Design*, pp. 144–176, 2002. [Online]. Available : <https://www.cds.caltech.edu/~murray/courses/cds101/fa02/caltech/astrom-ch4.pdf>
-

- [82] B. Tlili, "Identification et commande des systèmes non linéaires : Utilisation des modèles de type NARMA To cite this version : Tlili Brahim," *Hall*, 2011.
- [83] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, "Comparison Between Two Adaptive Controllers Applied to Greenhouse Climate Monitoring," (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications Vol. 9 No. 1 2018 Comparison*, pp. 475–484.
- [84] S. De, "Etude , conception et réalisation d ' une plateforme pour l ' automatisation et le contrôle à distance des serres agricoles ." *Mémoire de Master universitÃ© mhamed bougara boumerdes*, 2017.
- [85] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, "Microclimate Control of a Greenhouse by Adaptive Generalized Linear Quadratic Strategy," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science Vol. 11, No. 1 July 2018 pp. 377 385 ISSN : 2502-4752 DOI : 10.11591/ijeecs.v11.i1*, pp. 377–385.
- [86] P. Réglage, "Stabilité, Rapidité, Précision et Réglage," *Exposé Technique Dr.M.Rabi Régulation analogique industrielle ESTF G.Thermique*, pp. 1–95, 2015.
- [87] Wenjie He, Bo Chu, Rui Gu, Haitao Zhang, Bin Shan, and Rong Chen, "The application of generalized predictive control in the radiant heating atomic layer deposition reactor," in *2013 IEEE International Symposium on Assembly and Manufacturing (ISAM)*. IEEE, jul 2013, pp. 37–40. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6643483/>
- [88] U. Maeder, F. Borrelli, and M. Morari, "Linear offset-free Model Predictive Control," *Automatica*, vol. 45, no. 10, pp. 2214–2222, 2009.
- [89] Gawthrop, "Continuous-time self-tuning control volume 1 Design : P. J. Gawthrop," *Automatica*, vol. 25, no. 3, pp. 478–479, may 1989. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0005109889900216>
- [90] GAWTHROP, "Continuous-time self-tuning control volume II Implementation : P. J. Gawthrop," *Automatica*, vol. 28, no. 2, pp. 444–445, mar 1992. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0005109892901364>
- [91] . Mohamed Essahafi, Mustapha Ait Lafkih, *4th International Conference on Automation, Control Engineering and Computer Science (ACECS - 2017) Proceedings of Engineering and Technology - PET Vol.19*, pp. 100–103.
- [92] Q. He, Z. Wang, and J. He, "Temperature and humidity profiles retrieving over land using clear sky measurements of microwave humidity-temperature sounder on Chinese FY-3C satellite," in *2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, jul 2016, pp. 4161–4164. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7730084/>