

Chapitre IV

Commande directe du couple sans capteur mécanique du moteur asynchrone

Introduction

La robustesse, le faible coût, les performances et la facilité d'entretien font l'intérêt du moteur asynchrone dans les nombreuses applications industrielles grand public. Pour avoir un fonctionnement et un contrôle précis, les régulations de flux et de la vitesse sont indispensables [37], [38].

En effet, les commandes performantes, comme la commande vectorielle et la DTC, reposent sur la connaissance du modèle mathématique de la machine. Ceci suppose qu'il faut connaître non seulement certaines variables électriques non mesurables directement, comme le flux dans la machine, mais connaître aussi les paramètres du modèle utilisé. Si l'on recherche des performances optimales, il convient donc d'estimer avec précision les états, voire les paramètres de la machine. Ces commandes ont donc été un point de départ important des travaux de recherches sur l'estimation de l'état et des paramètres de la machine asynchrone[39], [41].

Les objectifs de la commande sans capteur sont :

- Réduction de complexité et de coût de matériel,
- Robustesse mécanique accrue,
- Opération dans les environnements hostiles,
- Une fiabilité plus élevée,
- Inertie inchangée de machine.

La contribution de ce chapitre est le développement d'un système de régulation de vitesse basé par EKF DTC pour une exécution améliorée, particulièrement contre des variations du couple de charge. L'algorithme développé d'EKF comporte l'évaluation de la vitesse et du flux statorique. L'exécution du système de commande avec l'algorithme proposé d'EKF a été démontrée avec des simulations en utilisant *MATLAB / SIMULINK*.

IV.1 Principe général d'un observateur

L'objectif d'un observateur est de reconstruire des grandeurs dont on ne peut ou ne désire pas mesurer l'état par une méthode directe (figure 4.1) [29], [35].

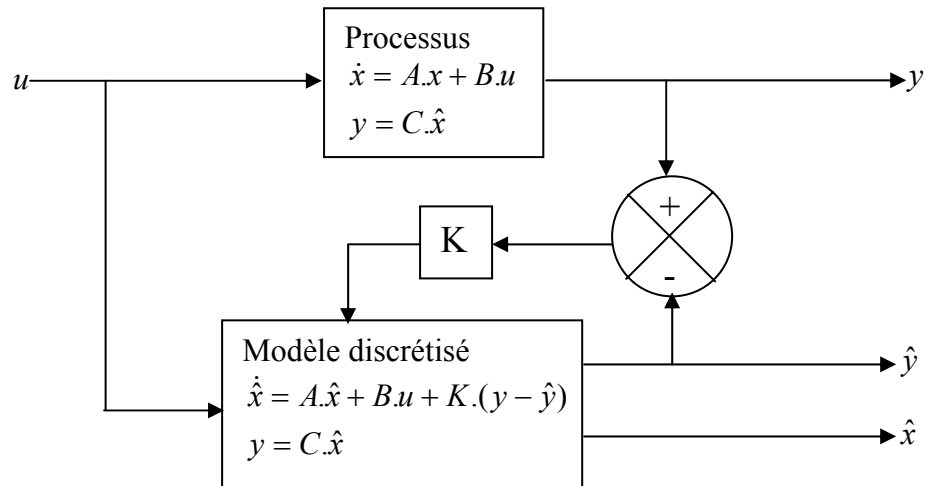


Figure 4.1 Principe d'un observateur d'état

L'observation se fait en deux phases. La première est une étape d'estimation et la seconde une étape de correction. L'estimation se fait par le calcul des grandeurs d'état à l'aide de modèles proches du système (estimateur) et la correction se fait par l'addition ou la soustraction de la différence entre les états estimés et ceux mesurés (erreur d'estimation) que l'on multiplie par un facteur K (gain de l'observateur). Ce gain régit la dynamique et la robustesse de l'observateur. Son choix est donc important et doit être adapté aux propriétés du système dont on veut effectuer l'observation des états.

Il existe de nombreuses techniques d'observation. Elles diffèrent les unes des autres en fonction de la nature du système considéré (linéaire ou non linéaire), de l'environnement considéré (déterministe ou stochastique) et, en fin, de la dimension du vecteur d'état à estimer (complet ou réduit).

Dans cette étude, le filtre stochastique d'ordre complet de *Kalman* a été retenu. Comme le fonctionnement du filtre est en présence du bruit, la quantification de ces bruits (état et mesure) est essentielle pour le bon fonctionnement du filtre. Il est intéressant de rappeler les différentes sources de ces bruits.

IV.2 Bruit

IV.2.1 Bruit de mesure

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne. C'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques - numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruit analogique, dû au capteur, et un bruit de quantification, dû au convertisseur analogique - numérique (CAN). Le bruit résultant dépend de chacun de ces bruits [36].

IV.2.2 Bruit d'état

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la machine asynchrone (paragraphe (I.1.2) du chapitre I). En général, une machine n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer n'est pas rigoureusement sinusoïdale. Ces défauts, dûs principalement à la fabrication de la machine, engendrent des harmoniques dans les tensions et les courants de la machine. La machine présente en général, des pertes fer qui sont difficiles à identifier et compliquent l'expression mathématique du modèle d'état si on veut les prendre en compte dans la modélisation. Cependant, pour des machines dont la fabrication est soignée, les défauts précédents ne sont pas en général prépondérants dans les termes de bruit [36].

Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la machine, les termes prépondérants de bruit d'état sont dûs aux variations des paramètres de la machine.

Il existe d'autres sources de bruits d'état qui affectent le système comme le bruit d'état introduit par l'onduleur. L'influence d'une incertitude sur la mesure de la vitesse mécanique (pour réactualiser la matrice d'état "A" dans chaque période d'échantillonnage) peut introduire un bruit d'état surtout lorsqu'on suppose que la période d'échantillonnage n'est pas négligeable devant les constantes de temps mécaniques.

Cependant, il faut noter que la majorité des ces bruits (état et mesure) sont prépondérants dans le cas des bancs expérimentaux et non dans des essais de simulation sur un ordinateur numérique.

IV.3 Filtre de Kalman

IV.3.1 Principe

Dans la famille des observateurs, le filtre de *Kalman* présuppose la présence de bruits sur l'état et sur la sortie. La présence naturelle de bruits, lorsqu'une machine asynchrone est pilotée par un onduleur, représente un argument pour ce choix [27].

Le filtre de *Kalman* est un observateur linéaire qui peut être, dans le cas d'un système non linéaire, appliqué au modèle linéarisé. On parle alors de filtre de Kalman étendu. Ce dernier peut être utilisé pour l'estimation d'état, voire des paramètres de la machine asynchrone.

Le filtre de *Kalman* permet de résoudre, dans le domaine temporel, le problème de l'estimation statistique pour des systèmes linéaires. Il fait appel à la représentation d'état des systèmes linéaires stochastiques. Il fournit alors une estimation optimale au sens de la variance minimale ainsi que la variance de l'erreur d'estimation [40].

Dans le cas d'un système discret, la formulation du filtre est particulièrement adaptée au traitement numérique, donc à l'implantation sur un ordinateur en vue de son fonctionnement en temps réel.

IV.3.2 Elaboration du filtre de Kalman

IV.3.2.1 Modèle stochastique

Le modèle de la machine asynchrone dans le référentiel statorique peut être écrit sous la forme d'état suivante:

$$\begin{cases} \dot{x} = A x + B u \\ y = C x \end{cases} \quad (4.1)$$

Où : x , u et y sont respectivement l'état, l'entrée et la sortie du système tels que:

$$x = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta} \ \phi_{s\alpha} \ \phi_{s\beta}]^t$$

$$y = [i_{s\alpha} \ i_{s\beta}]^t$$

$$u = [u_{s\alpha} \ u_{s\beta}]^t$$

Les matrices A, B et C sont respectivement la matrice d'état, la matrice d'entrée et la matrice de sortie du système, tel que :

$$A = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R_r}{\sigma L_r} + \frac{R_s}{\sigma L_s}\right) & -w_r & \frac{R_r}{\sigma L_r L_s} & \frac{w_r}{\sigma L_s} \\ -w_r & -\left(\frac{R_r}{\sigma L_r} + \frac{R_s}{\sigma L_s}\right) & -\frac{w_r}{\sigma L_s} & \frac{R_r}{\sigma L_r L_s} \\ -R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -R_s & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Le couple électromagnétique est donné par :

$$C_e = p(\phi_{s\alpha} \cdot i_{s\beta} - \phi_{s\beta} \cdot i_{s\alpha}) \quad (4.3)$$

Afin d'être implémenté directement sur un ordinateur, le modèle d'état continu doit être discrétisé.

Les différents signaux intervenant dans le modèle continu (4.1) sont donc échantillonnés à une période T_e . On pose alors :

$$\begin{cases} x_k = x(kT_e) \\ u_k = u(kT_e) \\ y_k = y(kT_e) \end{cases} \quad (4.4)$$

avec:

$$x_k = [i_{s\alpha k} \quad i_{s\beta k} \quad \phi_{s\alpha k} \quad \phi_{s\beta k}]^t \quad \text{et} \quad u_k = [u_{s\alpha k} \quad u_{s\beta k}]^t$$

La matrice d'état discrète est obtenue par un développement en série de *Taylor* à l'ordre un de l'exponentielle de matrice d'état continue "A", puisque la vitesse mécanique intervient dans

certaines coefficients de la matrice d'état continue, la matrice de transition doit être réactualisée à chaque itération avec une mesure de la vitesse mécanique.

En posant :

$$A(w_r(kT_e)) = A(w_{rK}) \quad (4.5)$$

Il vient :

$$\begin{cases} A_K = \exp(A(w_r)T_e) \approx I_4 + A(w_{rK})T_e \\ B_K = (A(w_{rK}))^{-1}(A_k - I_4)B \approx B.T_e \end{cases} \quad (4.6)$$

avec : I_4 la matrice identité d'ordre 4.

La discrétisation du modèle, donné par l'équation (4.1), s'écrit alors:

$$\begin{cases} x_{K+1} = A_K x_K + B_K u_K \\ y_K = C x_K \end{cases} \quad (4.7)$$

Avec :

$$A_K = \begin{bmatrix} 1 - T_e \cdot \gamma & -T_e \cdot w_r & T_e \cdot K_1 & T_e \cdot w_r \cdot \mu \\ -T_e \cdot w_r & 1 - T_e \cdot \gamma & -T_e \cdot w_r \cdot \mu & T_e \cdot K_1 \\ -T_e \cdot R_s & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -T_e \cdot R_s & 0 & 1 \end{bmatrix} ; \quad B_K = \begin{bmatrix} \frac{T_e}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{T_e}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$\text{avec: } \gamma = -\left(\frac{1}{\sigma T_r} - \frac{1}{\sigma T_s}\right) ; \quad K_1 = \frac{1}{\sigma T_r L_s} ; \quad \mu = \frac{1}{\sigma L_s}$$

Le système étudié est supposé décrit par un modèle d'état linéaire et discret donné par l'équation (4.7). Cependant, ce modèle est idéal et ne peut véritablement rendre compte de tous les phénomènes qui régissent le système réel. Afin de modéliser cet écart entre le système réel et le modèle élaboré, on introduit donc dans l'équation d'état du modèle (4.7) un vecteur de perturbation w_k , encore appelé bruit d'état. Les mesures sont toujours entachées d'erreurs. On introduit donc dans l'équation de mesure un vecteur de bruit de mesure v_k . Le modèle d'état discret tenant compte des erreurs considérées s'écrit :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + W_k \\ y_k = C x_k + V_k \end{cases} \quad (4.9)$$

Afin d'obtenir une estimation optimale par le filtre de *Kalman*, le bruit d'état W_k et de mesure V_k doivent être centrés, blancs, gaussiens, décorrélés et matrices de covariance Q et R connues.

L'état initial x_0 est une variable aléatoire d'espérance $x_{0/0} = E(x_0)$, de matrice de covariance $\hat{P}_{0/0}$ connue, indépendante des bruits d'état et de mesure.

En résumé nous avons:

$$\begin{cases} E(W_k) = 0 \\ E(V_k) = 0 \\ E(W_k \cdot V_i^t) = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} E(W_k \cdot W_i^t) = Q \delta_{ki} \\ E(V_k \cdot V_i^t) = R \delta_{ki} \end{cases} \quad \text{avec } k, i \in \mathbb{N} \quad (4.10)$$

où Q , R et P_0 sont des matrices systématiques définies positives et δ_{ki} est le symbole de *Kronecker*, qui vaut 1 si $k=i$ et 0 si $k \neq i$.

IV.3.2.2 Filtre de Kalman standard

La prédiction de l'état $\hat{x}_{K+1/K}$ et de la matrice de covariance $\hat{p}_{K+1/K}$ s'écrit:

$$\begin{cases} \hat{x}_{K+1/K} = A_K \cdot \hat{x}_{K/K} + B_K \cdot u_K \\ \hat{p}_{K+1/K} = A_K \hat{p}_{K/K} \cdot A_K^t + Q \end{cases} \quad (4.11)$$

L'étape de correction réajuste la prédiction à partir des mesures y_{k+1} pondérées par le gain de *Kalman* K_{k+1} :

$$\hat{x}_{K+1/K+1} = \hat{x}_{K+1/K} + K_{K+1} (y_{K+1} - C \cdot \hat{x}_{K+1/K}) \quad (4.12)$$

Le gain de *Kalman* K_{k+1} est déterminé à partir de la matrice de covariance $\hat{p}_{k+1/k}$ et de la matrice de covariance des bruits de mesure R :

$$K_{k+1} = \hat{P}_{k+1/k} \cdot C^t \cdot (C \cdot \hat{P}_{k+1/k} \cdot C^t + R)^{-1} \quad (4.13)$$

et

$$\hat{P}_{K+1/K+1} = (I - K_{K+1} \cdot C) \cdot \hat{P}_{K+1/K} \quad (4.14)$$

Le filtre de *Kalman* standard discret peut se mettre sous la forme du schéma suivant:

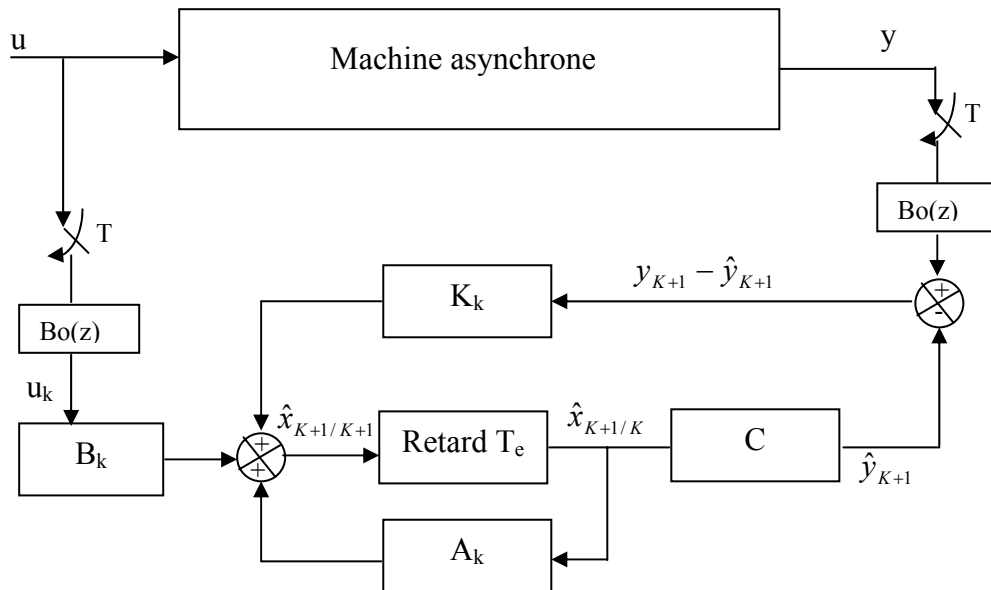


Figure 4.2 Principe du filtre de *Kalman*

IV.3.2.3 Filtre de Kalman étendu

Le filtre de *Kalman* standard, décrit précédemment, permet l'estimation de l'état d'un système linéaire. Si on veut estimer des paramètres de la machine asynchrone, une solution consiste à étendre le vecteur d'état estimé aux paramètres recherchés. Le modèle devient alors non linéaire. On peut, sous certaines hypothèses, appliquer le filtre de *Kalman* standard à un modèle linéarisé du système.

Il faut alors effectuer une linéarisation du système à chaque pas autour du point de fonctionnement défini au pas précédent. Dans ce cas, le comportement dynamique du moteur asynchrone peut être modélisé par le modèle non linéaire suivant [29],[35], [36] .

$$\begin{cases} x_{K+1}^e = f(x_K^e, u_K) + W_K^e \\ y_K = h(x_K^e) + V_K \end{cases} \quad (4.15)$$

avec :

$$x_K^e = [x_K \quad \theta_K]$$

où : x_K représente le vecteur des états à estimer et

θ_K représente le vecteur des paramètres à estimer.

Etant donné que :

$$Q_x = E(W_{xK} . W_{xi}^t) \quad \text{et} \quad Q_\theta = E(W_{\theta K} . W_{\theta i}^t)$$

avec :

Q_x : Matrice de covariance des états.

Q_θ : Matrice de covariance des paramètres.

En supposant que les variations des paramètres et des états sont indépendantes, il résulte que la matrice Q_θ est diagonale et on définit:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_x & 0 \\ 0 & Q_\theta \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

IV.3.2.3.1 Application de filtre de Kalman étendu au machine asynchrone

L'algorithme d'estimation de vitesse par filtre de *Kalman étendu* est simulé par MATLAB/SIMULINK qui se compose d'un bloc "S-Function" montré dans la figure (4.3)

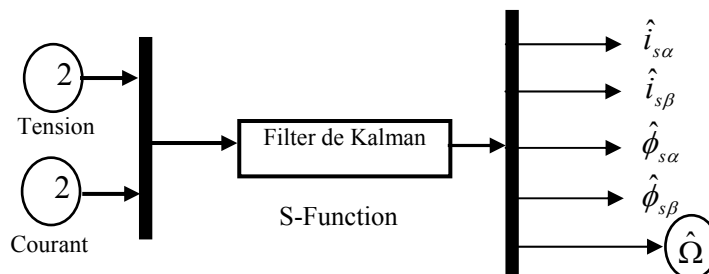


Figure 4.3 Le modèle simulinik de filtre de Kalman étendu

Le processus d'observation de filtre de Kalman étendu est donné dans les étapes suivantes :

1. Prédiction du vecteur d'état étendu

$$\hat{x}_{K+1/K}^e = f(x_{K/K}^e, u_K) \quad (4.17)$$

Où:

$$F = \begin{bmatrix} (1-T_e\gamma)i_{s\alpha} - T_e w_r i_{s\beta} + T_e K_1 \phi_{s\alpha} + T_e w_r \mu \phi_{s\beta} + \frac{T_e}{\sigma L_s} u_{s\alpha} \\ -T_e w_r i_{s\alpha} + (1-T_e\gamma)i_{s\beta} - T_e w_r \mu \phi_{s\alpha} + T_e K_1 \phi_{s\beta} + \frac{T_e}{\sigma L_s} u_{s\beta} \\ -R_s i_{s\alpha} + \phi_{s\alpha} \\ -R_s i_{s\beta} + \phi_{s\beta} \\ w_r \end{bmatrix}$$

$$\text{avec: } \gamma = -\left(\frac{1}{\sigma T_r} - \frac{1}{\sigma T_s}\right); \quad K_1 = \frac{1}{\sigma T_r L_s} \quad ; \quad \mu = \frac{1}{\sigma L_s}$$

2. prédiction de la matrice de covariance

La prédiction de covariance est présenté par :

$$\hat{P}_{K+1/K} = F_K \hat{P}_{K/K} F_K^t + Q \quad (4.18)$$

où : Q est un matrice de covariance de bruit.

Avec :

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x_k^e, u_k)}{\partial x_k^e} \right|_{x_k^e = \hat{x}_{k/k}^e} \quad (4.19)$$

où:

$$F_k = \begin{bmatrix} 1-T_e\gamma & -T_e w_r & T_e K_1 & T_e \mu w_r & -T_e i_{s\beta} + T_e \mu \phi_{s\beta} \\ T_e w_r & 1-T_e\gamma & -T_e \mu w_r & T_e K_1 & T_e i_{s\alpha} - T_e \mu \phi_{s\alpha} \\ -T_e R_s & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -T_e R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

3. Calcul du gain de Kalman

Le gain de filtre de Kalman (matrice de correction) est calculé par :

$$K_{K+1} = \hat{P}_{K+1/K} H_K' (H_K \hat{P}_{K+1/K} H_K' + R)^{-1} \quad (4.20)$$

avec :

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x_k^e)}{\partial x_k^e} \right|_{x_k^e = \hat{x}_{k/k}^e} \quad (4.21)$$

Où:

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

4. Estimation du vecteur d'état étendu

$$\hat{x}_{K+1/K+1}^e = \hat{x}_{K+1/K}^e + K_{K+1} (y_{K+1} - H_K \hat{x}_{K+1/K}^e) \quad (4.22)$$

5. Estimation de la matrice de covariance

$$\hat{P}_{K+1/K+1} = \hat{P}_{K+1/K+1} - K_{K+1} \cdot H_K \cdot \hat{P}_{K+1/K} \quad (4.23)$$

IV.3.3 Choix des matrices Q et R

C'est via ces matrices que passeront les différents états mesurés, prédits et estimés. Leur but est de minimiser les erreurs liées à une modélisation approchée et à la présence de bruits sur les mesures. Ce réglage requiert une attention particulière et seul un réglage en ligne permet de valider le fonctionnement du filtre. Cependant, quelques grandes lignes permettent de comprendre l'influence du réglage de ces valeurs par rapport à la dynamique et la stabilité du filtrage.

La matrice Q liée aux bruits entachant l'état, permet de régler la qualité estimée de notre modélisation et de sa discrétisation. Une forte valeur de Q donne une forte valeur du gain K réduisant l'importance de la modélisation et de la dynamique du filtre. La mesure possède alors un poids relatif plus important. Une trop forte valeur de Q peut cependant créer une instabilité de l'observation.

La matrice R règle, quant à elle, le poids des mesures. Une forte valeur indique une grande incertitude de la mesure. Par contre, une faible valeur permet de donner un poids important à la mesure. Cependant, il faut faire attention au risque d'instabilité aux faibles valeurs de R .

IV.4 Commande directe de couple (DTC) sans capteur de vitesse d'un MAS utilisant le Filtre de Kalman étendu

La figure (4.4) représente schéma bloc du système d'entraînement du moteur asynchrone commandé par la commande directe de couple (DTC) sans capteur de vitesse utilisant le filtre de *Kalman étendu*.

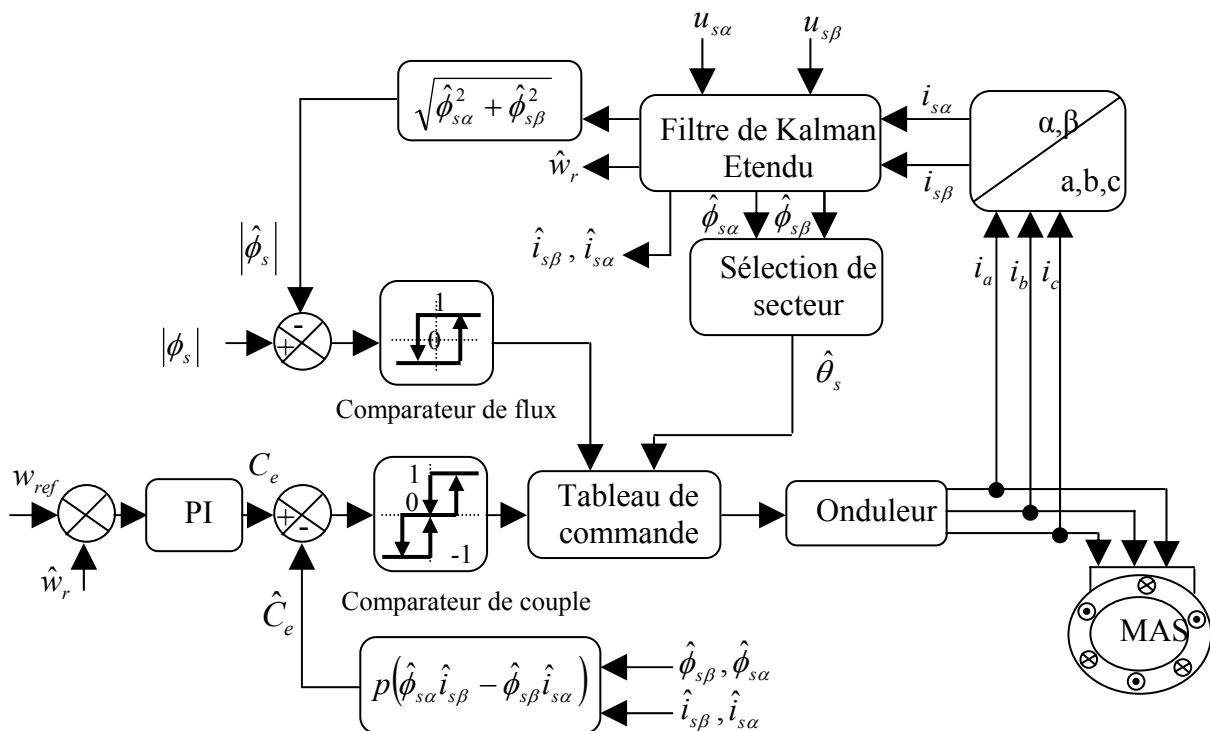


Figure 4.4 commande directe de couple sans capteur de vitesse utilisant filtre de Kalman étendu

IV.4.1 Résultats de simulation

Afin de montrer les exécutions et la robustesse de l'algorithme de filtre de Kalman étendu nous avons simulé les différents cas, qui sont présentés ensuite. Les exécutions statiques et dynamiques de filtre de Kalman étendu sont analysées selon les simulations suivantes:

Les matrices de covariance Q et R sont fixées comme suite:

IV.4.1.1 Démarrage à vide avec introduction d'un couple de charge

Les figures (4.5) représentent les résultats obtenus avec un démarrage à vide suivi d'un couple de charge de 15 Nm. Dans cet ordre, elle sont présentées la vitesse, le couple, les courants et les flux statoriques.

On observe que les erreurs d'estimation dans ceux derniers sont négligeables tant au permanent qu'aux transitoires. Ces résultats montrent que ce filtre est implémenté avec succès dans un contrôle direct de couple DTC sans capteur de vitesse vis-à-vis de la variation de charge.

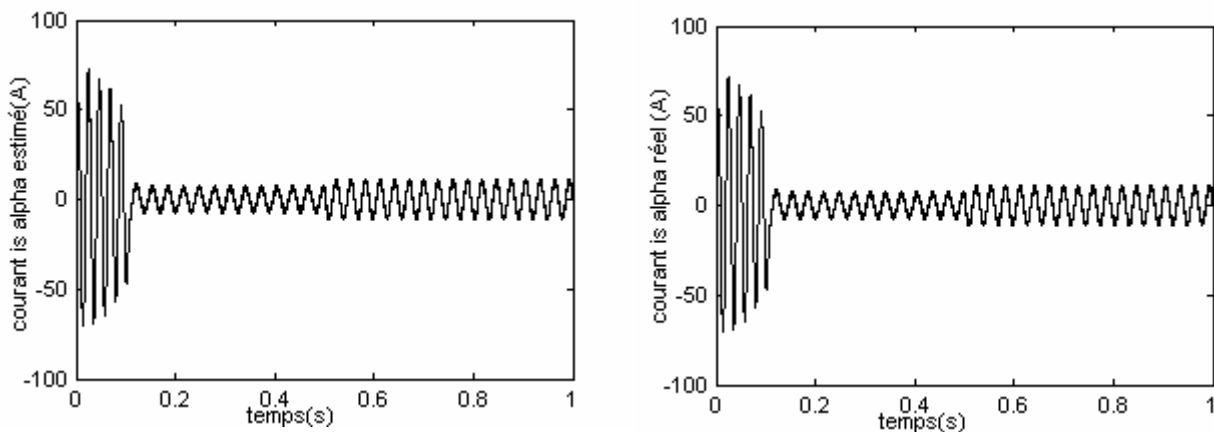


Figure 4.5 Régulation de vitesse par la commande directe (DTC) sans capteur d'un moteur asynchrone (démarrage à vide avec introduction de charge)

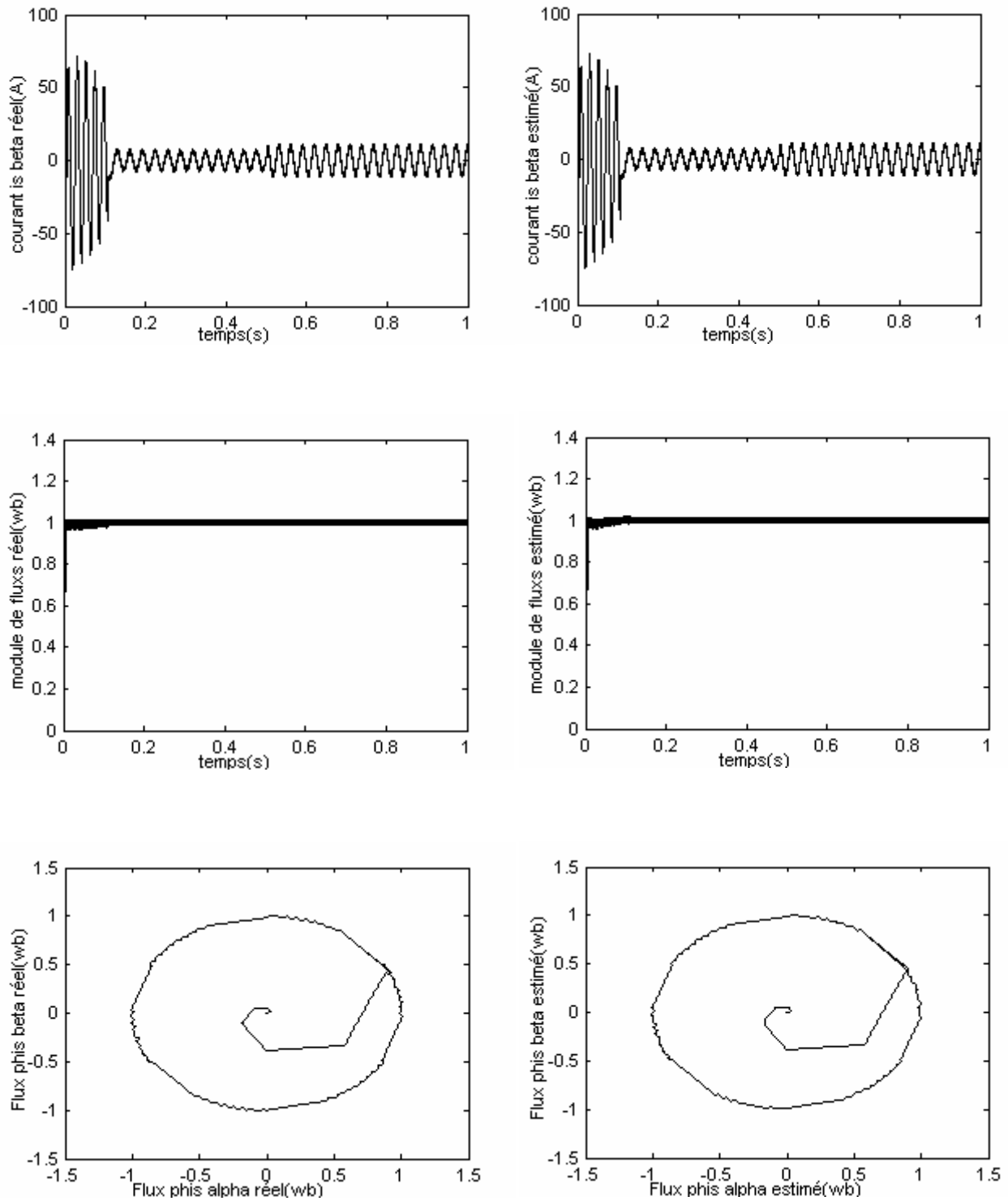


Figure 4.5 Régulation de vitesse par la commande directe (DTC) sans capteur d'un moteur asynchrone (démarrage a vide avec introduction de charge) (suite)

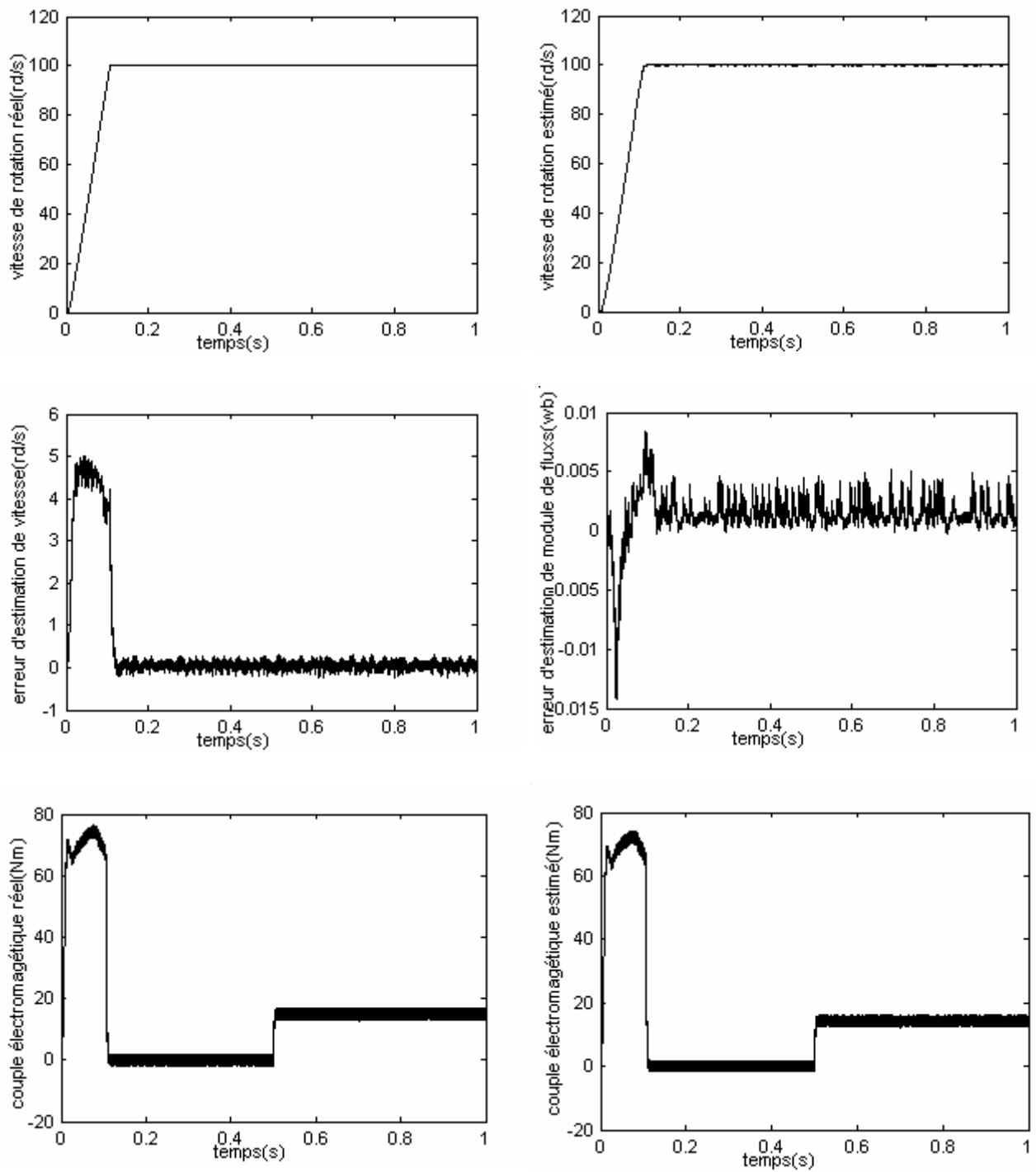


Figure 4.5 Régulation de vitesse par la commande directe (DTC) sans capteur d'un moteur asynchrone (démarrage avide avec introduction de charge) (suite)

IV.4.1.2 Inversion de sens de rotation

On procède comme auparavant, on présentera l'évolution de vitesse, du couple électromagnétique, des courants et flux statorique avec inversion de vitesse de rotation pour montrer la robustesse de la DTC utilisant le filtre de *Kalman étendu*. Pour ce la , on applique une consigne de vitesse à 157rd/s pendant une durée de temps $t=0.5\text{s}$, puis on inverse le sens de rotation du moteur à -157rd/s . les résultats de simulation est illustrés dans les figures (4.6).

On voit bien que l'observateur de filtre de *Kalman étendu* est robuste parce que la variation de vitesse est importante et la vitesse estimé suit la vitesse réel quant le moteur démarré et dans le moment d'inversion de vitesse.

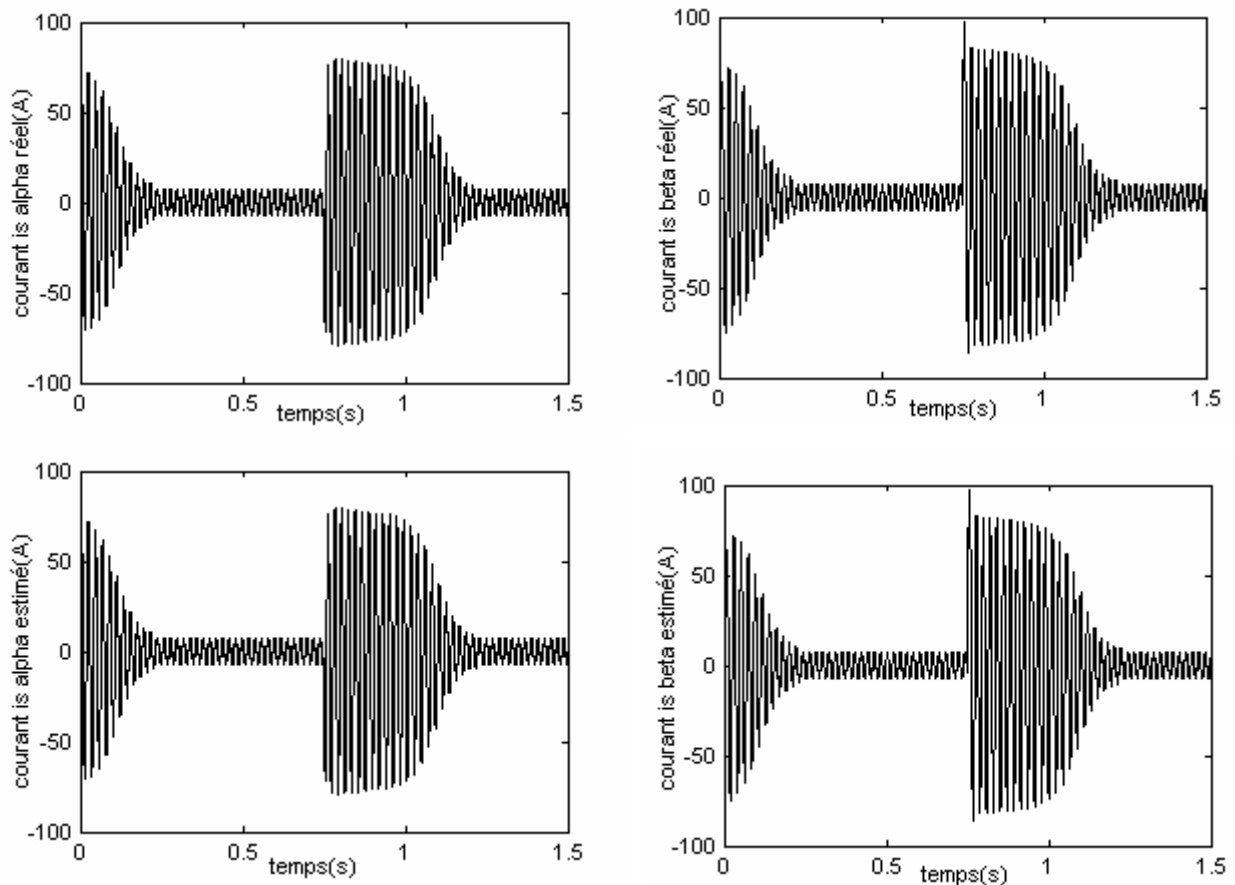


Figure 4.6 régulation de vitesse d'un MAS avec un DTC sans capteur
(Inversion de sens de rotation)

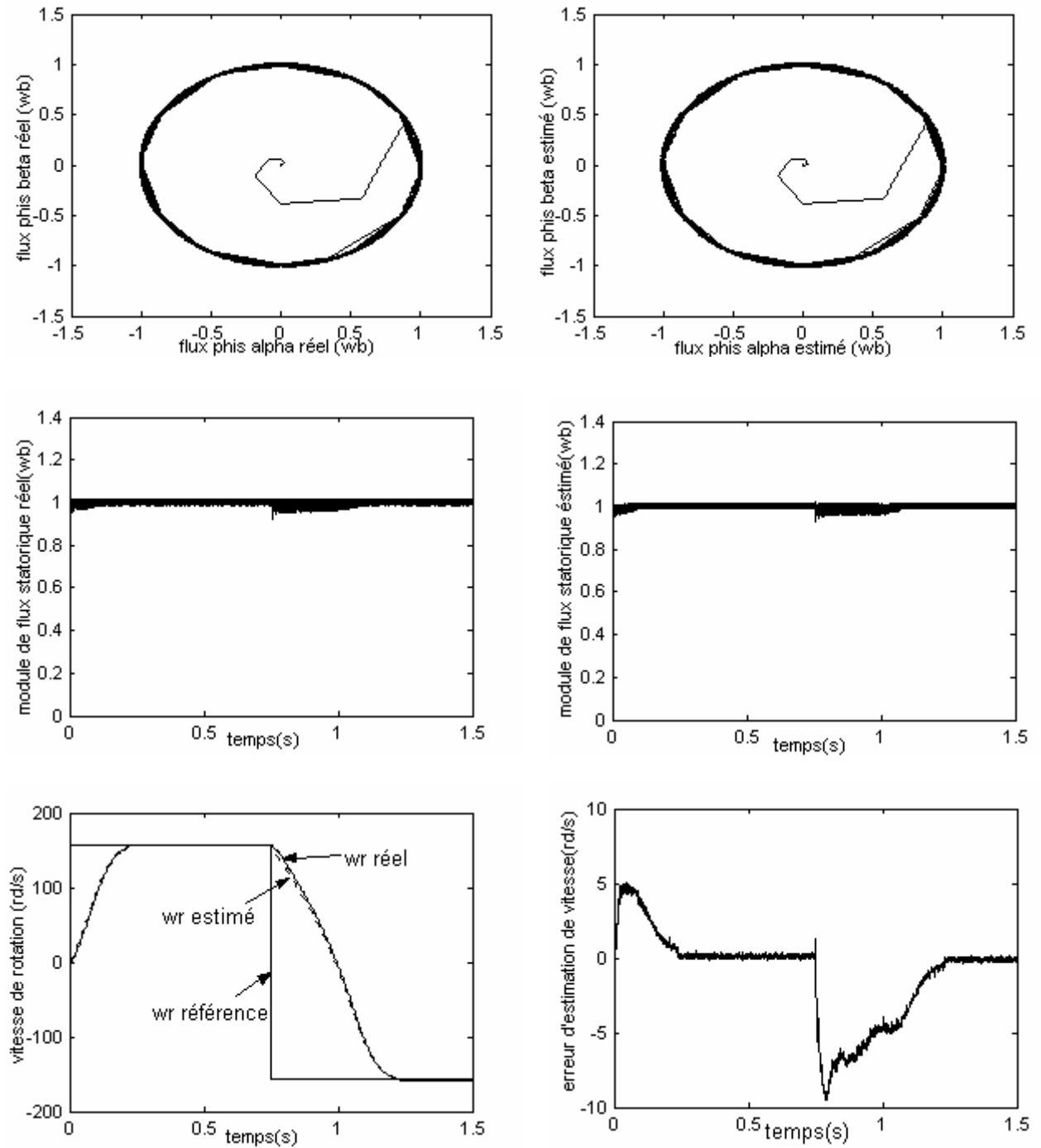


Figure 4.6 régulation de vitesse d'un MAS avec un DTC sans capteur (Inversion de sens de rotation) (Suite)

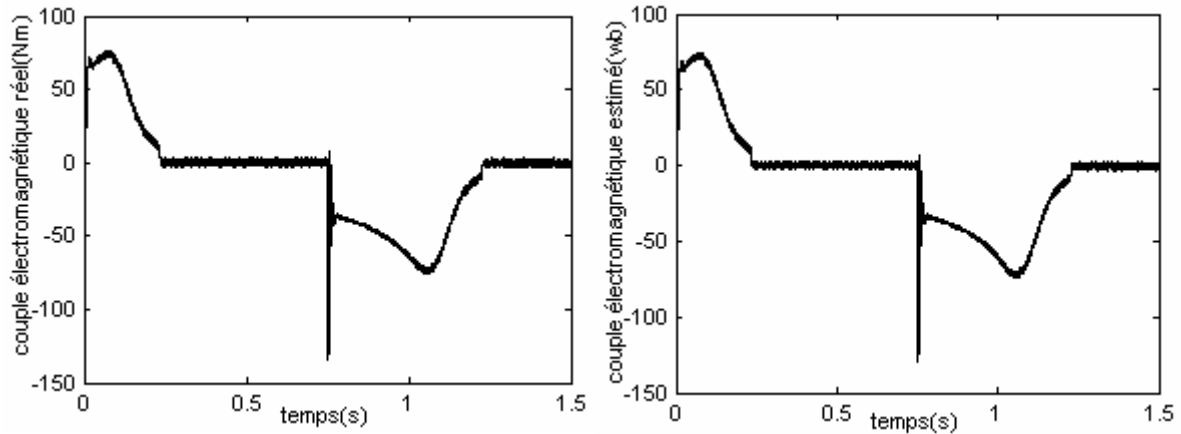


Figure 4.6 régulation de vitesse d'un MAS avec un DTC sans capteur
(Inversion de sens de rotation) (Suite)

IV.4.1.3 Comparaison au niveau de régulation de vitesse

Les figures (4.7) représentent les résultats de simulation de vitesse le module de flux statorique réel et estimée. On applique une consigne de vitesse à 100rd/s pendant une durée de temps $t=0.75s$, puis on gradier a vitesse à 157rd/s. On voit bien que la vitesse estimé suit la vitesse réel quant le moteur démarré et dans le moment gradation de vitesse.

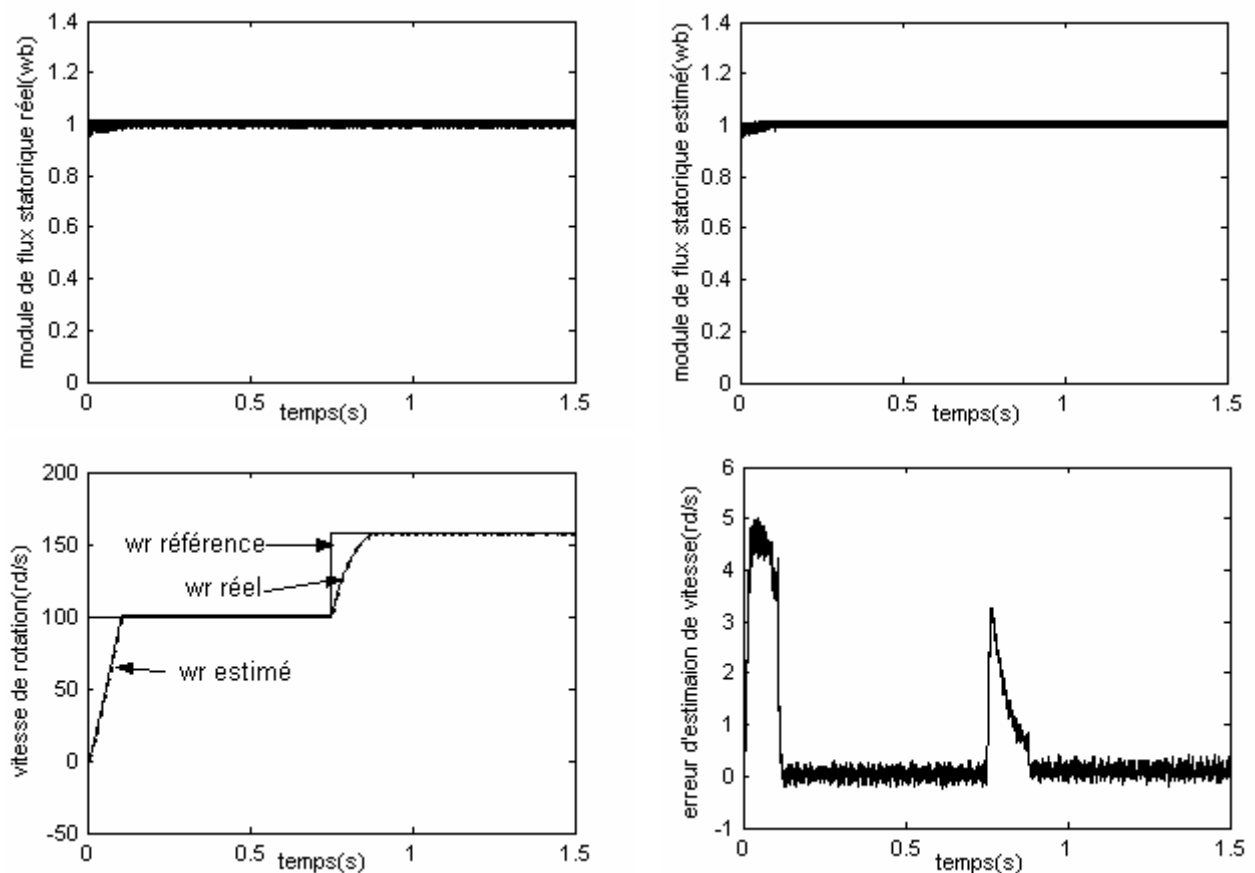


Figure 4.7 régulation de vitesse d'un MAS avec un DTC sans capteur
(Comparaison au niveau de régulation de la vitesse)

IV.4.1.4 Estimation pour des faibles vitesses

Les figures (4.8) représentent les résultats de simulation obtenus pour une inversion de sens de rotation de ± 50 rd/s du moteur à vide.

On note que les résultats d'estimation sont très satisfaisants et le filtre reste stable

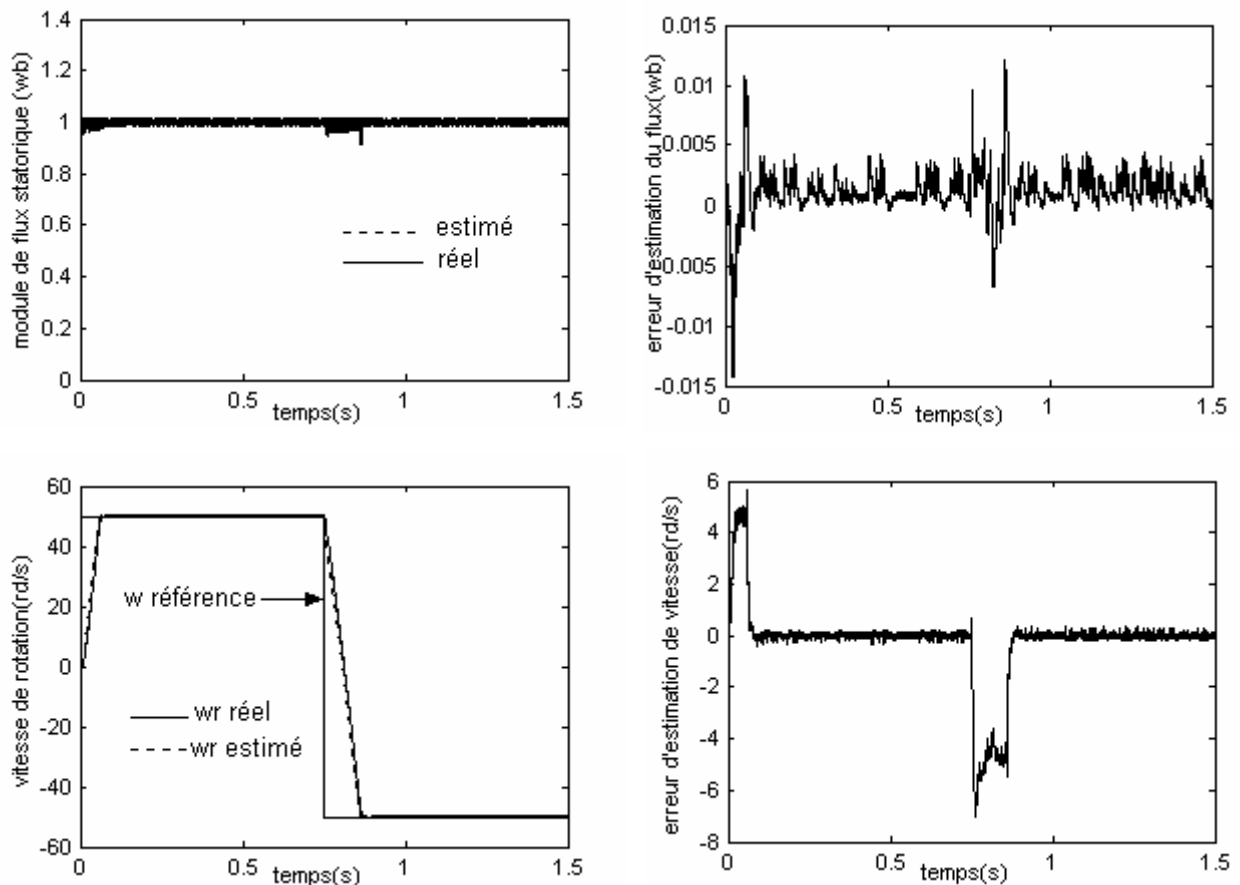


Figure 4.8 Performances du filtre de Kalman étendu à basse vitesse

IV.4.5 Injection de bruit de mesure dans les courant statorique

Les figures (4.9) montrent la variation de vitesse pour un fonctionnement à ± 100 rd/s et ± 20 rd/s. Le but de l'injection de bruit dans les courants pour tester la robustesse du filtre pour des systèmes très bruités. Autrement dit, pour observer ses caractéristiques et performances dans le cas du filtrage passe bas.

On remarque dans les que la vitesse estimée n'est pas trop affectée par l'injection de ce bruit aussi bien au basse vitesse que grande vitesse. La covariance de bruit de vitesse peut augmentée avec l'augmentation de la covariance de bruit de mesure.

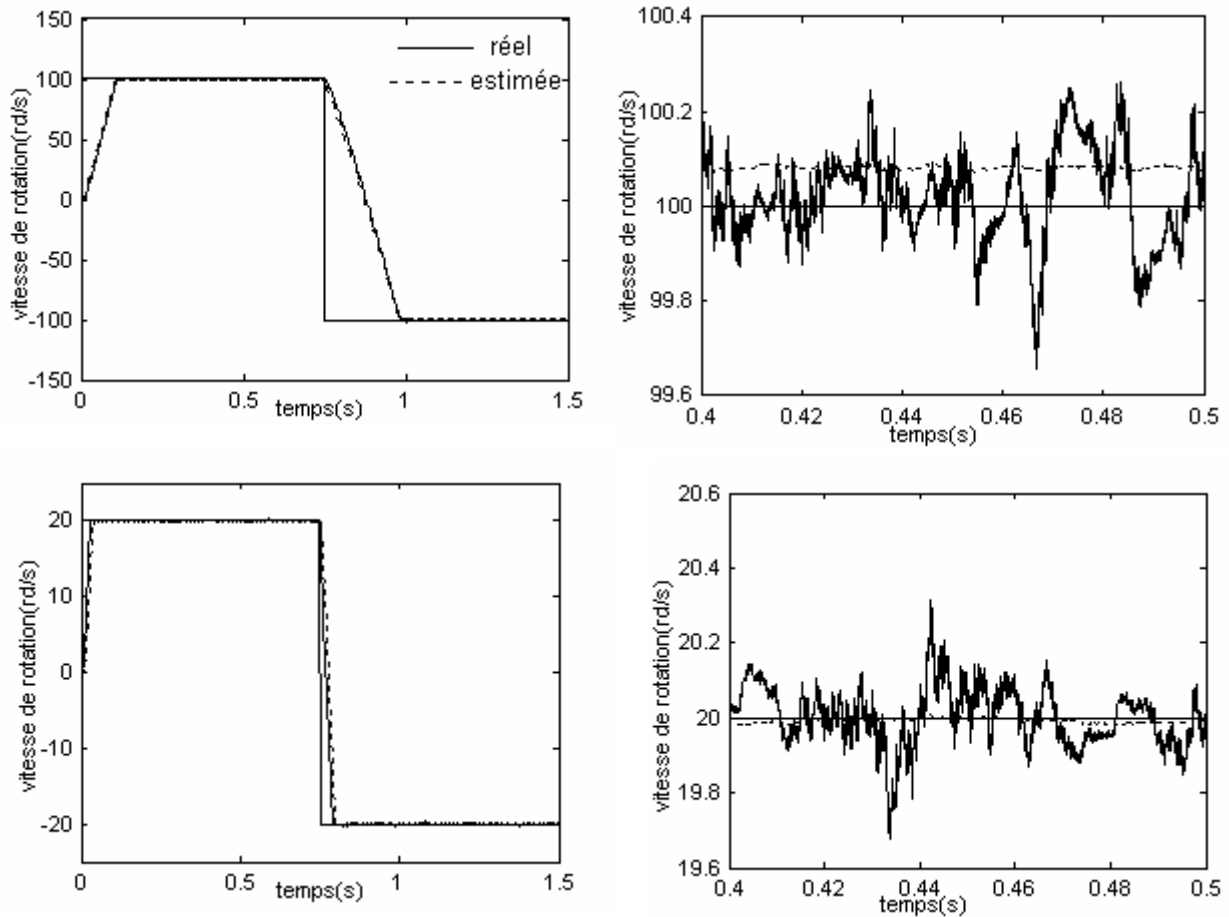


Figure (4.9) performance du filtre en présence du bruit sur les courant statorique

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présentés l'objet d'une implémentation d'un filtre de *Kalman étendu* à la vitesse mécanique de rotation afin d'élaborés une commande directe de couple sans capteur.

L'introduction de filtre *Kalman étendu* à la vitesse au sein d'une commande directe de couple apporte des performances remarquables au système d'entraînement globale. En effet, les résultats de simulation montrent que ce filtre possède une grande robustesse lors de l'application du couple de charge, l'inversion du sens de rotation, l'injection du bruit de mesure sur le courant. Dans la basse vitesses, on peut conclure que ce filtre reste robuste et stable.