

Compensation des non linéarités par modélisation de l'hystérésis magnétique

1 Modélisation du phénomène d'hystérésis par le modèle de Jiles-Atherton

Dans le paragraphe précédent, la partie du modèle traduisant la magnétisation du circuit est dérivée du modèle standard dans lequel les paramètres L_m et R_f sont supposé variant en fonction du point de fonctionnement magnétique et de la fréquence. Cette approche permet de tenir compte de phénomènes non linéaires tels que la saturation ou les pertes par courants de Foucault. Par contre, le phénomène d'hystérésis n'est pas modélisable par ce biais. Dans la suite nous proposons l'étude d'un modèle d'hystérésis basé sur un modélisation physique : le modèle de Jiles-Atherton.

Dans ce paragraphe, nous ne rappelons pas l'origine du phénomène d'hystérésis dans les matériaux magnétiques, ce sujet ayant été maintes fois développé par ailleurs. Toutefois, le lecteur pourra consulter les ouvrages et thèses suivants [4], [3], [1].

Le modèle de Jiles Atherton, développé dans les années 80 [13] est basé sur une approche physique et décrit le phénomène d'hystérésis au travers de considérations énergétiques liées au déplacement des parois de Bloch dans le matériau magnétique. Sa relative simplicité et son nombre limité de paramètres en ont fait un outil privilégié bien positionné par rapport aux autres modèles [18], [2].

En terme d'identification, le modèle de Jiles-Atherton possède deux inconvénients majeurs :

- Il nécessite des essais expérimentaux parfois difficile à mettre en œuvre. Les trois essais nécessaires sont la courbe de première aimantation, le cycle majeur et la courbe anhystérétique. Cette dernière est particulièrement difficile à obtenir ce qui conduit à imaginer des procédures d'identifications alternatives [11]. En règle générale, cet essai n'apparaît plus dans les procédures d'identification.
- A cause du caractère non linéaire du modèle, des problèmes de convergence peuvent apparaître si les paramètres initiaux ne sont pas correctement choisis.

D'un point de vue méthodologique, la méthode itérative proposée par D.C. Jiles en 1986 fut rapidement remplacée des processus d'optimisation non linéaire [5], [21] ou les techniques de "recuit simulé" [17], [10]. Il est reconnu que ces méthodes sont très sensibles à l'initialisation des paramètres et qu'une initialisation trop éloignée peut conduire à une convergence vers un minimum local. Pour contourner ce problème, des algorithmes génétiques ont été proposés [25], [22].

L'identification des paramètres du modèle de Jiles Atherton à partir des essais classiques est un sujet arrivé maintenant à maturité. De nombreuses variantes existent aussi bien en termes de méthodes d'identification que d'amélioration du modèle original. En particulier, la modélisation des cycles mineurs, défailante avec le modèle d'origine a fait l'objet de nombreux développements [14], [6], [22], [24], [25].

Dans les publications les plus récentes, l'accent est porté d'une part sur les techniques d'identification et d'autre part sur la diminution du nombre d'essais expérimentaux nécessaires à l'obtention des cinq paramètres. On trouve une approche de ce type, dans le cas des ferrites dans [12] où le modèle est identifié à partir de la seule courbe de première aimantation disponible dans la documentation.

L'équation différentielle décrivant le modèle de Jiles-Atherton (JA) est :

$$\frac{dM}{dH} = (1 - c) \frac{M_{an} - M}{\frac{\delta k}{\mu_o} - \alpha(M_{an} - M)} + c \frac{dM_{an}}{dH}. \quad (1)$$

M est la magnétisation totale, H est le champ magnétique appliqué au circuit magnétique, μ_o est la perméabilité relative dans le vide, k est le paramètre traduisant les pertes, c représente le mouvement réversible des parois, α est le paramètre

de couplage inter-domaines, δ est un paramètre prenant la valeur $+1$ pour $\frac{dH}{dt} > 0$ et -1 pour $\frac{dH}{dt} < 0$.

La magnétisation anhystérétique M_{an} , donnée par l'équation (2), est basée sur l'équation de Langevin [16]

$$M_{an}(H) = M_s \left(\coth\left(\frac{H + \alpha M}{a}\right) - \frac{a}{H + \alpha M} \right). \quad (2)$$

M_s est la magnétisation à la saturation et a le paramètre traduisant le comportement anhystérétique.

Le vecteur des paramètres à estimer est donc $\hat{\underline{\theta}}^T = [\widehat{M}_s \widehat{a} \widehat{c} \widehat{\alpha} \widehat{k}]$ (la notation $\widehat{}$ indique des valeurs estimées).

2 Estimation des paramètres initiaux sans mesure de la courbe anhystérétique

Dans [15], les auteurs proposent d'estimer les 5 paramètres à partir de la courbe de première aimantation, du cycle majeur et de la courbe anhystérétique. Cette méthode donne des ordres de grandeurs des paramètres qui ne suffisent pas à obtenir une description précise du cycle d'hystérésis. En pratique, ces paramètres estimés servent de paramètres initiaux (notés $\hat{\underline{\theta}}_o^T = [\widehat{M}_{so} \widehat{a}_o \widehat{c}_o \widehat{\alpha}_o \widehat{k}_o]$) pour des procédures d'optimisation. Les relations permettant de calculer les cinq paramètres du modèle de JA sont résumées dans le tableau 1.

Le paramètre \widehat{a}_o est issu de la courbe anhystérétique et en particulier de sa dérivée à l'origine. Le paramètre \widehat{c}_o est calculé à partir de la dérivée à l'origine de la courbe de première aimantation. On note que l'on a un système de 4 équations à 5 inconnues ce qui implique de procéder par essais-erreurs pour obtenir les paramètres $\widehat{\alpha}_o$ et \widehat{k}_o .

D'un point de vue expérimental, la courbe anhystérétique est obtenue en appliquant un champ alternatif ΔH dont l'amplitude décroît progressivement autour de différents points de fonctionnement H_o . Les valeurs de la magnétisation M obtenues pour les différents points d'équilibre forment la courbe anhystérétique. Toutefois, dans le cas où la magnétisation M est calculée en intégrant la f.e.m générée par un enroulement secondaire, la composante continue H_o conduit à une dérive de l'intégrateur. De manière générale l'obtention de cet courbe est relativement difficile et les méthodes d'identification récentes sont principalement

Paramètres initiaux	Relations de calcul
\widehat{M}_{so}	$\widehat{M}_{so} = \max(M)$
\widehat{a}_o	$\widehat{a}_o = \frac{\widehat{M}_{so}}{3 \frac{dM_{an}}{dH} \Big _{H=0, M=0}}$
\widehat{c}_o	$\widehat{c}_o = \frac{3\widehat{a}_o}{\widehat{M}_{so}} \cdot \frac{dM}{dH} \Big _{H=0, M=0}$
$\widehat{\alpha}_o$	$\widehat{k}_o = \frac{M_{an}(H_c)}{(1 - \widehat{c}_o)} \left[\widehat{\alpha}_o + \frac{(1 - \widehat{c}_o)}{\left(\frac{1}{1 - \widehat{c}_o} \right) \frac{dM}{dH}(H_c) - \left(\frac{\widehat{c}_o}{1 - \widehat{c}_o} \right) \frac{dM_{an}(H_c)}{dH}} \right]$
\widehat{k}_o	

TABLE 1 – Relations de calcul des paramètres du modèle de J.A

construites autour des mesures du cycle majeur et de la courbe de première aimantation. Reste qu'en théorie, les paramètres a , α et k sont directement issus de la courbe anhystérétique et que sa connaissance permet d'obtenir des paramètres initiaux précieux pour la procédure d'identification.

Dans [8], nous avons montré que l'on peut obtenir une bonne approximation de la courbe anhystérétique en recentrant une des branches du cycle majeur autour de 0. Pour cela nous utilisons un jeu de paramètres issu de l'article [15] rappelé dans la première colonne du tableau 2.2.

Ce jeu de paramètres est utilisé pour tracer, sur la figure 1, d'une part le cycle majeur en utilisant l'équation (1) et d'autre part la courbe anhystérétique par l'équation (2) dans laquelle seule la magnétisation anhystérétique est considérée ($\widehat{M} = \widehat{M}_{an}$). Cette dernière courbe est comparée à une pseudo courbe anhystérétique obtenue en recentrant la branche descendante du cycle majeur autour de 0. On obtient une bonne approximation de la courbe M_{an} à partir de la mesure du cycle majeur.

Nous avons vu précédemment que la procédure classique d'estimation des paramètres du modèle de J.A comportait plus d'inconnues que d'équations. Il est possible de simplifier l'estimation des paramètres M_s , a et α à condition de modifier le modèle (2). Ainsi, nous proposons d'utiliser le modèle suivant :

$$M_{an}(H) = \frac{2}{\pi} M_s \tan^{-1} \left[\frac{(H + \alpha M)}{a'} \right] \quad (3)$$

avec $a' = \gamma.a$

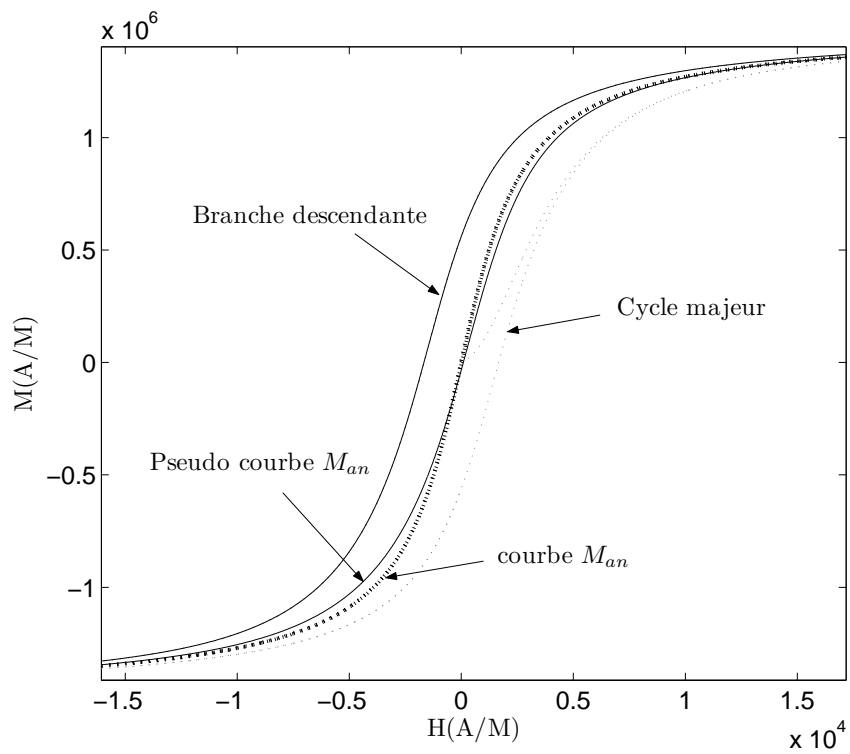


FIGURE 1 – Comparaison entre la courbe M_{an} (Eq. (2) avec $\widehat{M} = \widehat{M}_{an}$) et la pseudo courbe (centrage de la branche descendante du cycle majeur autour de 0).

Ce modèle est intéressant car il conduit à une forme linéaire par rapport aux paramètres à condition de connaître une estimation initiale de M_s notée \widehat{M}_{s_o} . Ainsi, les deux paramètres initiaux restant, \widehat{a}'_o et $\widehat{\alpha}_o$, peuvent être estimés par moindres carrés. Dans [8], nous avons montré que pour la valeur optimale $\gamma_{opt} = \pi/2$, le modèle (2) peut être remplacé par l'équation (3) et les paramètres $(\widehat{M}_{s_o}, \widehat{a}'_o, \widehat{\alpha}_o)$ peuvent être estimés par moindres carrés. Pour cela, on forme la variable intermédiaire M'_{an} définie par :

$$M'_{an} = \tan \left(\frac{\pi}{2} \frac{M_{an}}{\widehat{M}_{s_o}} \right) \quad (4)$$

La valeur estimée M'_{an} s'écrit :

$$\widehat{M}'_{an} = \frac{1}{\widehat{a}'_o} H + \frac{\widehat{\alpha}_o}{\widehat{a}'_o} \widehat{M}_{an} \quad (5)$$

soit :

$$\widehat{M}'_{an} = \begin{bmatrix} H & \widehat{M}_{an} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\widehat{a}'_o} \\ \frac{\widehat{\alpha}_o}{\widehat{a}'_o} \end{bmatrix} = \underline{\varphi}^T \cdot \underline{\hat{\theta}}' \quad (6)$$

L'équation (6) peut être écrite sous forme matricielle :

$$\widehat{M}'_{an} = P \cdot \underline{\hat{\theta}}' \quad (7)$$

\widehat{M}'_{an} est le vecteur contenant les N échantillons de la sortie estimée, $\underline{\hat{\theta}}'^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{\widehat{a}'_o} & \frac{\widehat{\alpha}_o}{\widehat{a}'_o} \end{bmatrix}$, est le vecteur contenant les paramètres à estimer.

$P \in \Re^{N \times 2}$ est une matrice égale à $P = \begin{bmatrix} \underline{H} & \underline{M}_{an-1} \end{bmatrix}$ où $\underline{H} \in \Re^{N-1}$ et $\underline{M}_{an-1} \in \Re^{N-1}$ sont les vecteurs définis par :

$$\underline{H} = \begin{bmatrix} H_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ H_N \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad \underline{M}_{an-1} = \begin{bmatrix} \widehat{M}_{an_1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \widehat{M}_{an_{N-1}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$\underline{\hat{\theta}}'^T$ est obtenu par moindres carrés :

$$\underline{\hat{\theta}}'^T_{LS} = (P^T P)^{-1} P^T \underline{M}'_{an} \quad (9)$$

avec

$$\underline{M}'^T = [M'_{an_2} \quad \dots \quad M'_{an_N}] \quad (10)$$

Afin de valider la procédure d'initialisation, nous utilisons de nouveau les paramètres de référence issus de [15] et la pseudo courbe anhystérétique est obtenue par centrage du cycle majeur. Le modèle (9) est identifié pour initialiser les paramètres \widehat{M}_{so} , \widehat{a}_o et $\widehat{\alpha}_o$ avec (9). Le quatrième paramètre \widehat{c}_o est calculé par la relation [15] :

$$\widehat{c}_o = \frac{3\widehat{a}_o\chi'_{in}}{\widehat{M}_{so}} \quad (11)$$

avec

$$\chi'_{in} = \lim_{M \rightarrow 0, H \rightarrow 0} \frac{dM}{dH} \quad (12)$$

Le dernier paramètre \widehat{k}_o est calculé à partir de (1) et (12)

$$\widehat{k}_o = \mu_o \frac{M_{an}(H_c)}{1 - \widehat{c}_o} \cdot \left\{ \widehat{\alpha}_o + \frac{1}{\left(\frac{1}{1 - \widehat{c}_o}\right)\chi'_{max} - \left(\frac{\widehat{c}_o}{1 - \widehat{c}_o}\right)\frac{dM_{an}(H_c)}{dH}} \right\} \quad (13)$$

avec $\chi'_{max} = \chi'_{H_c} = \frac{dM}{dH}(H_c)$.

Les résultats de l'initialisation sont donnés dans le tableau 2.2.

Paramètres de référence	Paramètres initiaux estimés
$M_s = 1.6 \times 10^6$	$\widehat{M}_{so} = 1.59 \times 10^6$
$a = 1000$	$\widehat{a}_o = 995.5$
$k = 700$	$\widehat{k}_o = 697.43$
$\alpha = 1.4 \times 10^{-3}$	$\widehat{\alpha}_o = 9.31 \times 10^{-4}$
$c = 0.22$	$\widehat{c}_o = 0.28$

TABLE 2 – Paramètres tirés de [15]

La courbe de première aimantation et le cycle majeur sont des essais suffisants pour obtenir des paramètres initiaux cohérents. La modification du modèle de la magnétisation anhystérétique permet de déterminer 3 paramètres par moindres carrés. Ces paramètres peuvent être utilisés pour initialiser un algorithme de programmation non linéaire.

3 Amélioration de la convergence de l'algorithme de Levenberg-Marquardt

Dans les algorithmes de type moindres carrés, le vecteur des paramètres $\hat{\theta}$ est estimé en minimisant le critère quadratique :

$$J = \underline{\epsilon}^T \underline{\epsilon}, \quad (14)$$

avec $\underline{\epsilon}$ le vecteur des résidus $\in \mathfrak{R}^{K \times 1}$ (avec K le nombre d'échantillons). Dans le cas du modèle de Jiles-Atherton, ce vecteur est défini par :

$$\underline{\epsilon} = \underline{M}^* - \underline{\hat{M}}(\hat{\theta}), \quad (15)$$

\underline{M}^* et $\underline{\hat{M}}$ sont les vecteurs contenant les échantillons des champs magnétiques estimé et mesuré, ce dernier étant considéré comme la sortie du modèle [19]. Les valeurs optimales des paramètres sont obtenus grâce à l'algorithme de Levenberg-Marquardt [20]. A l'itération j , le vecteur paramètre est estimé par la relation :

$$\hat{\theta}_{j+1} = \hat{\theta}_j - [(J'' + \lambda I)^{-1} J']_{\hat{\theta}=\hat{\theta}_j}. \quad (16)$$

Le paramètre λ est modifié au fil des itérations de telle sorte que l'algorithme oscille entre la méthode du gradient ($\lambda \gg 1$) et la méthode de Newton ($\lambda \ll 1$) alliant stabilité et rapidité de convergence.

Le pseudo-Hessien J'' et le gradient J' sont approximés par [23]

$$J' = \frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = -2\underline{\epsilon}^T \sigma_{\hat{\theta}}, \quad (17)$$

$$J'' = \frac{\partial^2 J}{\partial \hat{\theta}^2} \cong 2\sigma_{\hat{\theta}}^T \sigma_{\hat{\theta}}, \quad (18)$$

où $\sigma_{\hat{\theta}} \in \mathfrak{R}^{K \times 5}$ est la matrice des fonctions de sensibilité définie par :

$$\sigma_{\hat{\theta}} = \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{\theta}} = \left[\begin{array}{ccccc} \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{M}_s} & \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{a}} & \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{c}} & \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{\alpha}} & \frac{\partial \underline{\hat{M}}}{\partial \hat{k}} \end{array} \right] \quad (19)$$

Les fonctions de sensibilités permettent de quantifier la dépendance des prédictions vis-à-vis des paramètres. Dans le cas du modèle de JA, les paramètres peuvent avoir des valeurs très distantes ($M_s \approx 10^6$ et $\alpha \approx 10^{-3}$). Par conséquent, l'algorithme peut converger trop lentement, voire diverger. En effet, dans l'équation (16), la matrice $(J'' + \lambda I)$ doit être inversée à chaque itération. Des valeurs trop

distantes, en particulier sur la diagonale, mènent à des problèmes de conditionnement. Considérons des deux fonctions de sensibilité $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{M}_s}$ et $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{\alpha}}$ tracées sur la figure 2. L'amplitude de la courbe $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{M}_s}$ est beaucoup plus grande que l'autre ce qui conduit aux problèmes de conditionnement cités plus haut.

Un conditionnement correct peut être obtenu en utilisant une grande valeur de λ . Toutefois, en maintenant λ constant et grand, on impose à l'algorithme une convergence très lente (méthode du gradient). Une autre solution consiste à normaliser les fonctions de sensibilité [23], [7]. Le vecteur des paramètres $\underline{\hat{\theta}}$ est estimé en fonction de sa valeur initiale $\underline{\hat{\theta}}_o$:

$$\underline{\hat{\theta}} = \underline{\hat{\theta}}_o + \Delta \underline{\hat{\theta}} \quad (20)$$

Le vecteur $\Delta \underline{\hat{\theta}}$ est défini par $\Delta \underline{\hat{\theta}} = \underline{\hat{\eta}}^T \underline{\hat{\theta}}_o$ avec

$$\underline{\hat{\eta}}^T = [\hat{\eta}_{M_s} \quad \hat{\eta}_a \quad \hat{\eta}_c \quad \hat{\eta}_\alpha \quad \hat{\eta}_k] \quad (21)$$

La matrice des fonctions de sensibilité correspondante $\sigma_{\underline{\hat{\theta}}}$ s'écrit :

$$\frac{\partial \hat{M}}{\partial \underline{\hat{\theta}}} = \frac{1}{\underline{\hat{\theta}}_o} \frac{\partial \hat{M}}{\partial \underline{\hat{\eta}}}, \quad (22)$$

où les fonctions de sensibilité $\sigma_{\underline{\hat{\eta}}} = \frac{\partial \hat{M}}{\partial \underline{\hat{\eta}}}$ sont maintenant normalisées et toutes du même ordre de grandeur (Figure 3).

L'algorithme de Levenberg-Marquardt estime maintenant le vecteur $\underline{\hat{\eta}}$ puis le vecteur des paramètres $\underline{\hat{\theta}}$ via l'équation (20).

$$\underline{\hat{\eta}}_{j+1} = \underline{\hat{\eta}}_j - \{ [J''_{\underline{\eta}} + \lambda I]^{-1} J'_{\underline{\eta}} \}_{\underline{\hat{\eta}}=\underline{\hat{\eta}}_j}, \quad (23)$$

avec

$$J' = \frac{\partial J}{\partial \underline{\hat{\eta}}} = -2\underline{\epsilon}^T \sigma_{\underline{\hat{\eta}}}, \quad (24)$$

$$J'' = \frac{\partial^2 J}{\partial \underline{\hat{\eta}}^2} = 2\sigma_{\underline{\hat{\eta}}}^T \sigma_{\underline{\hat{\eta}}}, \quad (25)$$

Les paramètres du tableau 2.2 (seconde colonne) sont utilisés pour initialiser, d'une part un algorithme de Levenberg-Marquardt standard et d'autre part, un algorithme normalisé. Les critères sont représentés sur la figure 4. La normalisation permet d'atteindre l'optimum avec un nombre d'itération limités (7 dans l'exemple choisi).

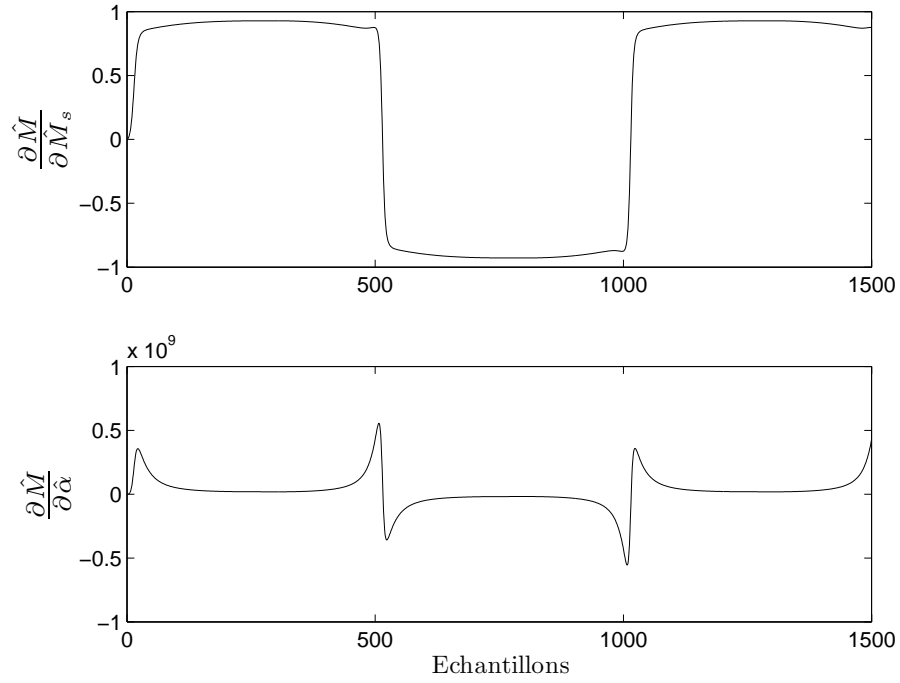


FIGURE 2 – Fonctions de sensibilité $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{M}_s}$ et $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{\alpha}}$ sans normalisation.

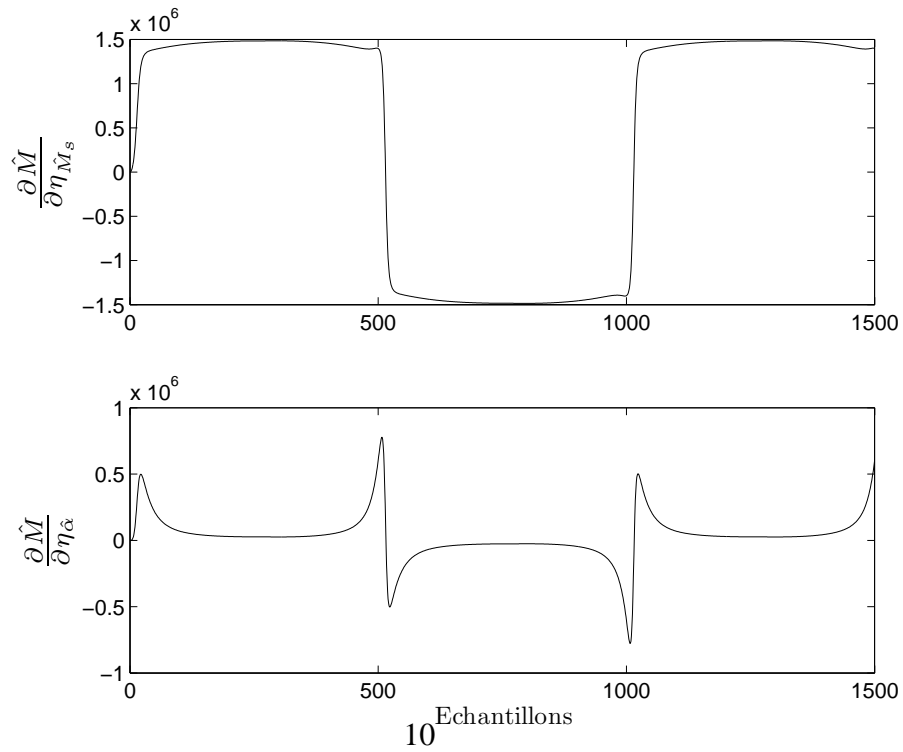


FIGURE 3 – Fonctions de sensibilité $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{M}_s}$ et $\frac{\partial \hat{M}}{\partial \hat{\alpha}}$ avec normalisation.

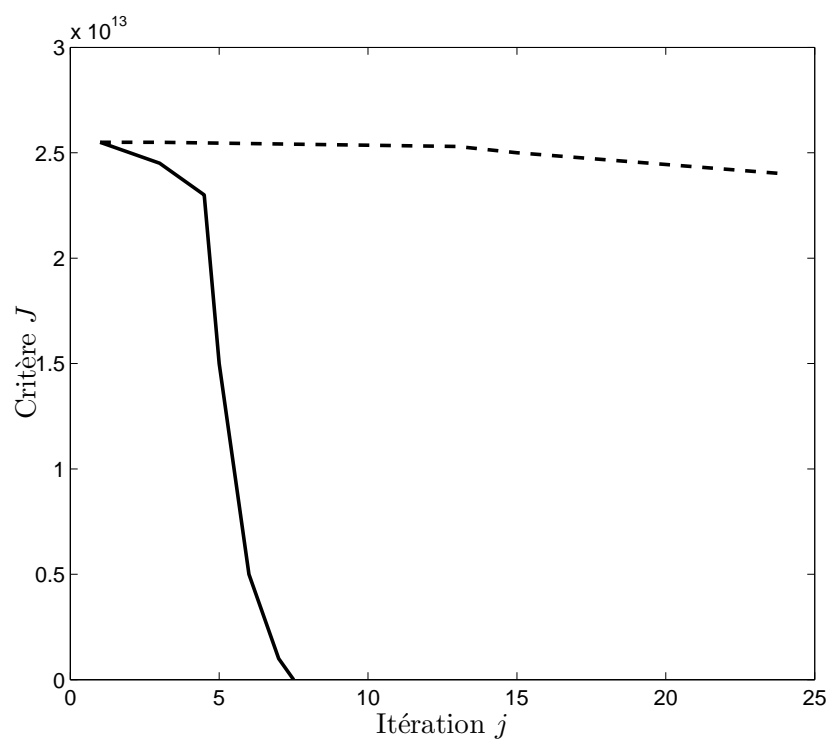


FIGURE 4 – Vitesse de convergence en fonction du nombre d’itérations, algorithme non normalisé (ligne pointillée), algorithme normalisé (ligne pleine).

4 Résultats expérimentaux

L'algorithme d'identification est utilisé pour caractériser un tore de *FeNi80* composé d'un ruban de $200\mu m$ d'épaisseur (diamètre : $8.5cm$ et surface effective $1.28cm^2$) [9].

A partir des données expérimentales collectées, la procédure suivante est appliquée :

- à partir du cycle majeur (en haut de la figure 5), le paramètre initial $\hat{M}_{so} = 7.510^6$ est déterminé et la pseudo courbe anhystérétique est obtenue en recentrant la branche supérieure du cycle ;
- les paramètres initiaux $\hat{\alpha}_o = 8,9710^{-6}$ et $\hat{a}_o = 4.86$ sont estimés en utilisant la solution (9) ;
- les deux derniers paramètres $\hat{c}_o = 0.698$ et $\hat{k}_o = 0.178$ sont déterminés en utilisant (11) et (13) ;
- ces cinq paramètres initiaux sont utilisés pour démarrer l'algorithme de Levenberg-Marquardt normalisé (23).

Les paramètres optimisés sont reportés dans le tableau 3.

	Paramètres initiaux estimés	paramètres optimisés
$M_s(A.m^{-1})$	7.5×10^5	7.72×10^5
$a(A.m^{-1})$	4.86	4.36
$k(A.m^{-1})$	0.18	2.44
α	8.97×10^{-6}	1.7×10^{-5}
c	0.7	0.49

TABLE 3 – Estimation des paramètres du modèle de JA

Les figures 5, 6 et 7 montre la bonne adéquation obtenue entre les relevés expérimentaux et le modèle. La magnétisation M est correctement estimée exceptée pour les faibles niveaux d'induction ce qui est une limite bien connue du modèle de JA.

5 Vers une identification avec information a priori

D'un point de vue de l'identification, des données expérimentales approximatives peuvent conduire à une optimisation difficile, en particulier dans la phase d'initialisation de l'algorithme. Il est alors intéressant de pouvoir introduire des informations supplémentaires au niveau de l'algorithme de programmation non linéaire. On peut ainsi utiliser des méthodes d'introduction d'information a priori.

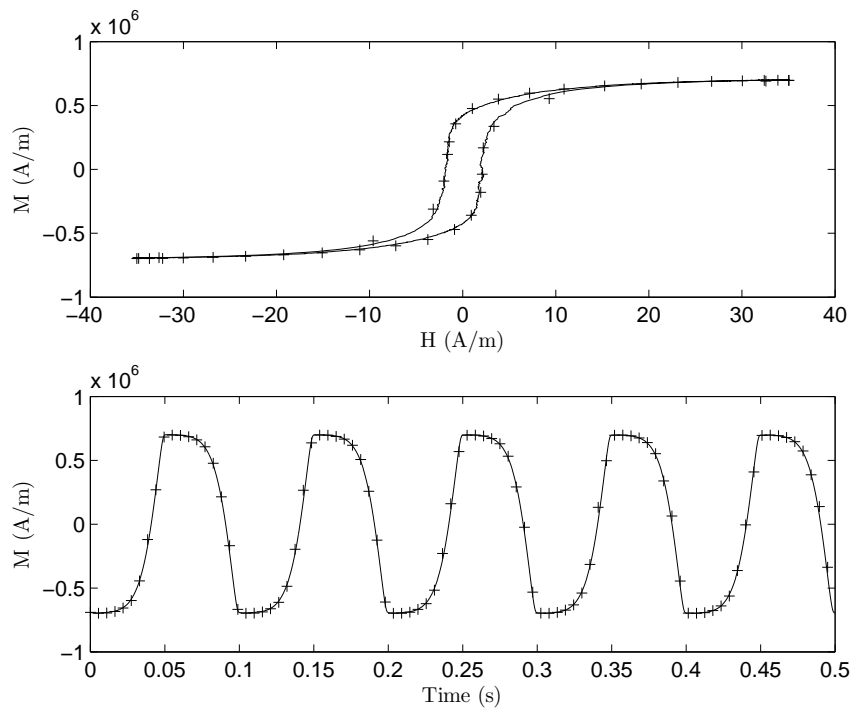


FIGURE 5 – Comparaison entre les données expérimentale (lignes pleines) et estimée (+). En haut : cycles majeurs, en bas : magnétisation M .

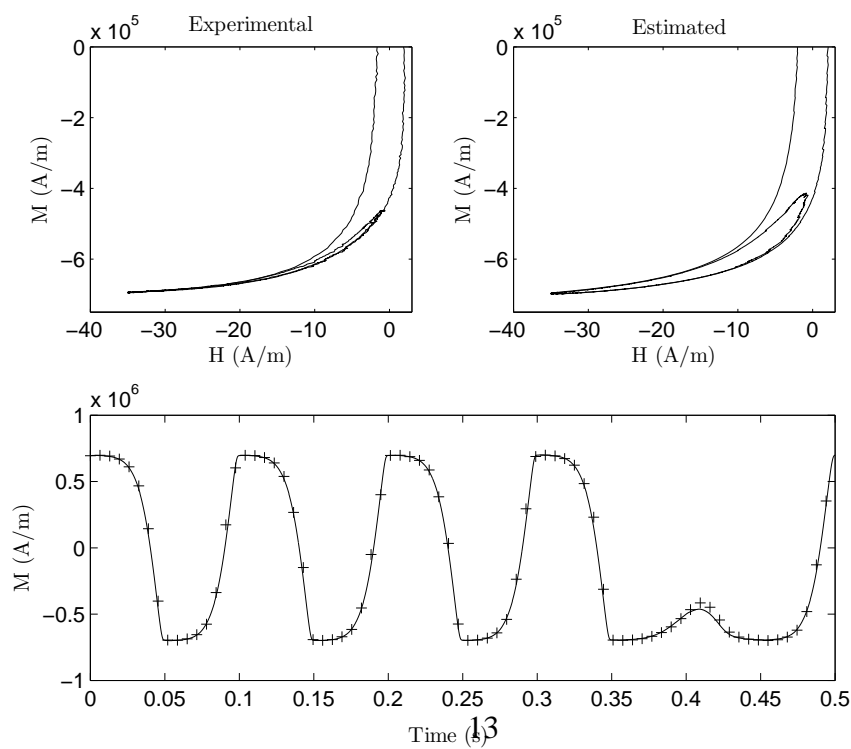


FIGURE 6 – En haut : cycles de rebroussement, en bas : comparaison entre les magnétisations expérimentale (lignes pleines) et estimée (+).

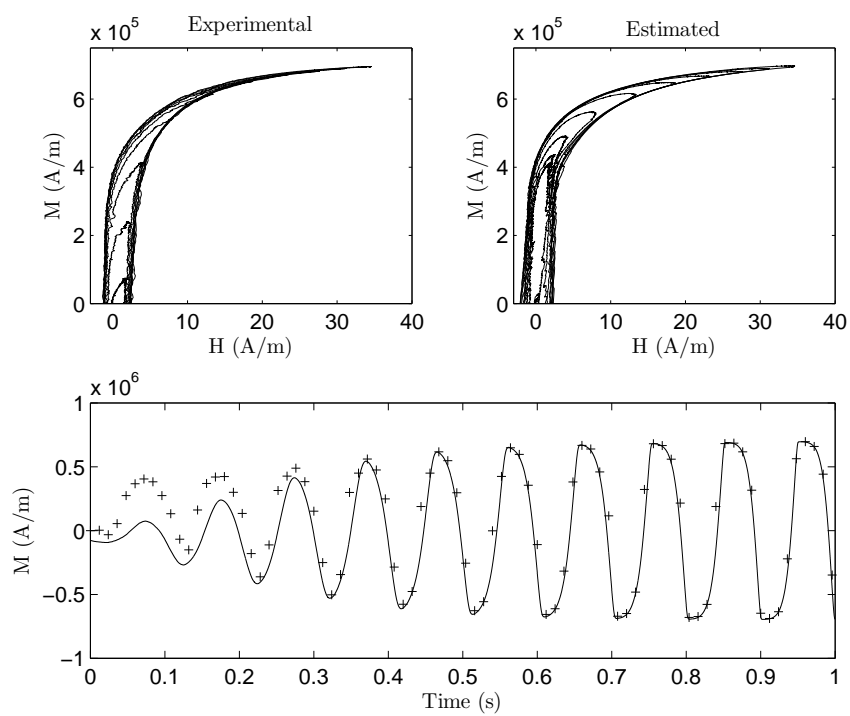


FIGURE 7 – En haut : cycles croissants, en bas : comparaison entre les magnétisations expérimentale (lignes pleines) et estimée (+).

Cette solution consiste à introduire dans l'algorithme d'optimisation la connaissance acquise sur les paramètres physiques du modèle. En effet, et c'est l'intérêt des modèles physiques, les paramètres du modèle de Jiles-Atherton possèdent une interprétation physique d'où découlent des ordres de grandeurs en fonction du matériau considéré. On peut définir des bornes d'évolution pour chaque paramètre et introduire cette contrainte dans l'algorithme d'identification. En pratique, on modifie le critère quadratique comme suit :

$$J = \hat{\sigma}^2 [\underline{M}^* - \hat{M}(\hat{\theta})]^T [\underline{M}^* - \hat{M}(\hat{\theta})] + (\hat{\theta} - \hat{\theta}_o)^T M_o^{-1} (\hat{\theta} - \hat{\theta}_o) \quad (26)$$

Le vecteur $\hat{\theta}_o$ contient les valeurs initiales des paramètres et M_o est, dans le cas général, la matrice de covariance de $\hat{\theta}_o$. Cette matrice permet de quantifier "la confiance" apportée aux valeurs initiales des paramètres contenues dans $\hat{\theta}_o$. Une utilisation possible de M_o est d'intégrer les informations disponibles sur la précision des paramètres. Dans le cas particulier du modèle de Jiles-Atherton, la connaissance de la nature du matériau magnétique étudié permet d'estimer les bornes des différents paramètres. Pour ce faire, on peut tenter d'établir une base de données des paramètres du modèle de J.A pour une ensemble de matériaux du commerce. Les circuits magnétiques sont identiques (tores enroulés) et les paramètres sont estimés pour des conditions d'excitation similaires (induction sinusoïdale, excitation radiale). L'objectif est de posséder, lors de la modélisation d'un circuit magnétique d'alliage connu, des paramètres initiaux aussi proches que possible des paramètres à identifier.

6 Conclusion

Les travaux menés sur le développement de capteurs intelligents ont principalement porté sur la correction ou la compensation d'erreurs dans les transformateurs de mesure. Dans les deux applications abordées, il peut être dégagé une stratégie commune consistant à limiter autant que faire se peut le nombre d'essais expérimentaux nécessaires à la détermination du modèle. Dans l'application concernant les réducteurs de courant, on s'oriente vers une estimation du modèle sans génération de signaux d'excitation, la phase d'identification ou d'adaptation des paramètres devant s'effectuer pendant le fonctionnement du capteur. Une piste de recherche sera proposée dans la conclusion générale.

Dans le cas de la modélisation non linéaire (hystérésis) on a cherché à limiter le nombre d'essais et, en particulier, à supprimer l'estimation de la courbe anhystérétique qui reste un problème d'un point de vue expérimental.

Par ailleurs, dans les deux applications proposées, on doit utiliser au maximum les informations externes disponibles sur le capteur (rapport d'étalonnage, rapport

de calibration, résultats d'identifications antérieurs). Dans le cas d'une identification par l'algorithme de Levenberg-Marquardt, cette information a priori peut être mise à contribution pour améliorer la convergence globale des paramètres.

Références

- [1] A. Benabou. *Contribution à la caractérisation et à la modélisation de matériaux magnétiques en vue d'une implantation dans un code de calcul de champ*. Thèse de Doctorat de l'Université de Lille 1, France, 2002.
- [2] A. Benabou, S. Clenet, and F. Piriou. Comparaison of the Preisach and Jiles-Atherton models to take hysteresis phenomenon into account in finite element analysis. *International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 23(3), 2004.
- [3] Y. Bernard. *Contribution à la modélisation de systèmes électromagnétiques en tenant compte du phénomène d'hystérésis. Extensions du modèle de Preisach adaptées au calcul de champ*. Thèse de Doctorat de l'Université de Paris IX, France, 2000.
- [4] G. Bertotti. *Hysteresis in Magnetism*. Academic Press, USA, 1998.
- [5] H. G. Brachtendorf, C. Eck, and R. Laur. Macromodeling of hysteresis phenomena with spice. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 44, 1997.
- [6] K.H. Carpenter. Simple models for dynamic hysteresis which add frequency dependent losses to static models. *IEEE Transactions on Magnetics*, 34(3) :619–622, 1998.
- [7] E. Etien, D. Halbert, and G. Champenois. A modified least square algorithm improving Jiles-Atherton hysteresis model identification. In *Proceedings of IFAC Symposium on System Identification*, Newcastle, 2006.
- [8] E. Etien, D. Halbert, and T. Poinot. Improved Jiles-Atherton model for least square identification using sensitivity function normalization. *IEEE Transactions on Magnetics*, 44(7) :1721–1727, 2008.
- [9] D. Halbert. *Modélisation et identification de circuits magnétiques. Application à la mesure d'impédance de terre (CIFRE soc. Chauvin Arnoux)*. PhD thesis, École doctorale des sciences pour l'ingénieur de Poitiers, 2007.
- [10] E.D.M. Hernandez, C.S. Muranaka, and J.R. Cardoso. Identification of the Jiles-Atherton model parameters using random and deterministic searches. *Physica B*, 275, 2000.
- [11] O. Hubert, L. Daniel, and R. Billardon. Experimental analysis of the magnetoelastic anisotropy of a non-oriented silicon iron alloy. *Journal of Magnetism and Magnetic Material*, 254, 2003.

- [12] J. Izydorczyk. Extraction of jiles and atherton parameters of ferrite from initial magnetization curves. *Journal of Magnetism and Magnetic Material*, 302 :517–528, 2005.
- [13] D. C. Jiles and D. L. Atherton. Theory of ferromagnetic hysteresis. *Journal of Magnetism and Magnetic Material*, 61, 1986.
- [14] D.C. Jiles. A self consistent generalized model for the calculation of minor loop excursions in the theory of hysteresis. *IEEE Transactions on Magnetics*, 28(1) :2602–2604, 1992.
- [15] D.C. Jiles and J.B. Thoenke.
- [16] D.C. Jiles and J.B. Thoenke. Theory of ferromagnetic hysteresis :determination of model parameters from experimental hysteresis loops. *IEEE Transactions on Magnetics*, 25, 1989.
- [17] D. Lederer, H. Igarashi, A. Kost, and T. Honma. On the parameter identification and application of the jiles-atherton hysteresis model for numerical modeling of measured characteristics. *IEEE Transactions on Magnetics*, 35(3), 1999.
- [18] F. Liorzou, B. Phelps, and D.L. Atherton. Macroscopic models of magnetization. *IEEE Transactions on Magnetics*, 36(2), 2000.
- [19] L. Ljung. *System identification - Theory for the user*. Prentice Hall.
- [20] W.D. Marquardt. An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters. In *Proceedings of Journ. Soc. Indust. Appl. Math.*, volume 11, 1963.
- [21] P.Kis and A. Iványi. Measurement of magnetic hysteresis and identification of jiles-atherton model of hysteresis. In *Proceedings of HMM 2003*, volume 44, Salamance-Spain, 2003.
- [22] A. Salvini, F.R. Fulginei, and C. Coltelli. A neuro-genetic and time-frequency approach macromodeling dynamic hysteresis in harmonic regime. *IEEE Transactions on Magnetics*, 39(3), 2003.
- [23] J.C. Trigeassou, T. Poinot, and S.Moreau. A methodology for estimation of physical parameters. *System Analysis Modelling Simulation*, 43(1), 2003.
- [24] X. Wang, D.W.P Thomas, M. Summer, J. Paul, and S.H.L Cabral. Characteristics of jiles-atherton model parameters and their application to transformer inrush current simulation. *IEEE Transactions on Magnetics*, 44(3), 2008.
- [25] P.R. Wilson, J.N. Ross, and A.D. Brown. Optimizing the jiles-atherton model hysteresis by a genetic algorithm. *IEEE Transactions on Magnetics*, 37, 2001.