

APPROCHE INTELLIGENTE POUR LA COMMANDE EN POSITION DE LA MACHINE A RELUCTANCE VARIABLE

Imed MAHMOUD^{1,3,*}, Adel KHEDHER^{2,3}

SRMs are beginning to attract interest as a potential candidate for many applications due to their simple and robust construction, fault tolerant operation, insensitivity to high temperatures, extremely long constant power range and high-speed operation. Unfortunately, the high distortion of the angular characteristics hinders the use of this actuator for positioning purposes. Such an idea requires the development of a control strategy to adequately adjust the excitation levels according to both the desired position and the magnitude of the coupled load. By measuring the electromagnetic torque and phase currents, the neural network is able to estimate the rotor position, facilitating the elimination of the rotor position sensor. The training data set of the neural network consists of magnetization data for the SRM with the electromagnetic torque and current as inputs and the corresponding position as outputs in this set. With a sufficiently large training data set, the ANN network can be correlated for appropriate network architecture. This paper presents the design, implementation and operation of an ANN-based position estimator for an SRM.

Les MRV commencent à susciter l'intérêt comme candidat potentiel pour de nombreuses applications en raison de leur construction simple et robuste, de leur fonctionnement tolérant aux pannes, de leur insensibilité aux températures élevées, de leur plage de puissance constante extrêmement longue et de leur fonctionnement à grande vitesse. Malheureusement, la forte distorsion des caractéristiques angulaires empêche l'utilisation de cet actionneur à des fins de positionnement. Une telle idée nécessite le développement d'une stratégie de contrôle pour ajuster de manière adéquate les niveaux d'excitation en fonction à la fois de la position désirée et de la magnitude de la charge couplée. En mesurant le couple électromagnétique et les courants de phase, le réseau neuronal est capable d'estimer la position du rotor, ce qui facilite l'élimination du capteur de position du rotor. L'ensemble de données d'apprentissage du réseau neuronal se compose de données de magnétisation pour le MRV le couple électromagnétique et le courant étant les entrées et la position correspondante les sorties de cet ensemble. Avec un ensemble de données de formation suffisamment grand, le réseau ANN peut être corrélé pour une architecture de réseau appropriée. Cet article présente la conception, la mise en œuvre et le fonctionnement d'un estimateur de position basé sur un réseau ANN pour un MRV.

¹ Maître Assistant à l’Institut Supérieur des Sciences Appliquées et de Technologie (ISSAT) de Mahdia
*E-mail : mahmoud.imed@issatm.rnu.tn

² Professeur, Ecole Nationale d’ingénieurs de Sousse

³ Laboratory of Advanced Technology and Intelligent Systems (LATIS)

Mots clés: machine à reluctance variable, couple, position rotorique, élément finis, réseaux de neurones artificiels.

1. Introduction

Grâce à leurs multiples avantages qui leurs permettent d'être exploitées dans plusieurs domaines et s'imposent dans différentes applications [1,2], les machines à reluctance variable à double saillance (MRVDS) ont occupé, récemment, une place prépondérante dans le domaine de l' entraînement électrique à vitesse variable. En effet, ce type de machine se distingue, en comparaison avec les autres familles d'actionneurs, par leurs simplicités de construction mécanique qui leurs confèrent plusieurs avantages. Le rotor est constitué d'un simple empilage de tôle non coûteux ne contenant ni aimants, ni enroulements, ni cages ce qui les rends des machines robustes et moins onéreux que les autres actionneurs conventionnels.

Pour aboutir à des caractéristiques plus précises que celles données par la modélisation analytique, les méthodes d'analyse numérique constituent un moyen d'efficacité potentielle et conduisent souvent à des résultats très proches de la réalité. Particulièrement, dans le domaine de l'étude des structures électromagnétiques, le recourt aux éléments finis permet une caractérisation précise des dispositifs électromagnétiques utilisant de matériaux de caractéristiques non linéaires et de géométrie complexe. Ces éléments finis sont à la base de logiciels puissants de calcul électromagnétique dits de conception assistée par ordinateur. Dans des récents travaux, ces méthodes sont souvent associées avec des techniques de modélisation non conventionnelles. Parmi ces techniques de modélisations, on distingue particulièrement les réseaux de neurones artificiels qui ont montré leurs puissances dans la modélisation des systèmes non linéaires [3, 4]. Par ailleurs, les travaux divulgués par la littérature récente proposent des contributions diverses orientées principalement vers l'amélioration des performances des (MRV) utilisées en mode d' entraînement et non de positionnement. Certes, la forte distorsion des caractéristiques angulaires handicape l'utilisation de cet actionneur pour des besoins de positionnement. Cette handicappe est d'autant plus marqué que les exigences de positionnement en terme de précision sont plus sévères. La commande en position précise des machines électriques est un enjeu majeur pour de nombreuses applications industrielles. Les machines à réluctance variable (MRV) présentent un intérêt croissant en raison de leur simplicité de construction, de leur robustesse et de leur haute efficacité énergétique. Cependant, leur commande en position est difficile en raison de la non-linéarité et de la variation paramétrique de leur modèle dynamique. C'est dans cette optique que nos travaux de recherche, développés dans ce papier, sont situés. Ils consistent principalement à proposer des approches de commande pour l'exploitation de cet actionneur en positionnement.

Les principales contributions sont les suivantes :

1. Un estimateur de position basé sur un ANN qui apprend la relation non linéaire entre le courant du stator et la position du rotor du SRM. Cet ANN (ANN1) est entraîné hors ligne à l'aide de données FEA et estime la position du rotor sur la base du courant fourni.

2. Un contrôleur basé sur un ANN qui génère le courant statorique optimal nécessaire pour amener le rotor à la position souhaitée. Cet ANN (ANN2) est entraîné en ligne pendant le fonctionnement du moteur afin de minimiser l'erreur de position.

3. Une approche de contrôle intégrée qui combine ANN1 et ANN2 pour obtenir un positionnement de haute précision du SRM. L'ANN1 estime la position actuelle en fonction du courant du stator, tandis que l'ANN2 génère la commande de courant suivante en fonction de l'erreur de position.

Ce papier est divisé en deux parties distinctes. Dans la première partie, une étude par éléments finis est réalisée pour caractériser le MRV afin de déterminer ses propriétés électromagnétiques. Cette étude électromagnétique est basée sur l'environnement CAO "Magnet 2D". La deuxième partie est consacrée au développement d'une approche de contrôle, utilisant à la fois la base de données générée par la méthode des éléments finis (FEM) et une cascade d'estimateurs basés sur des réseaux neuronaux artificiels, afin de corriger l'asymétrie de la machine par le contrôle et d'obtenir un positionnement précis de l'actionneur.

2. Discrétisation par éléments finis de la MRVDS étudiée : caractéristiques électromagnétiques

La MRVDS considérée dans la présente étude est de puissance nominale égalisant les 7.5 kW. La structure géométrique de cette machine est décrite dans le tableau 1.

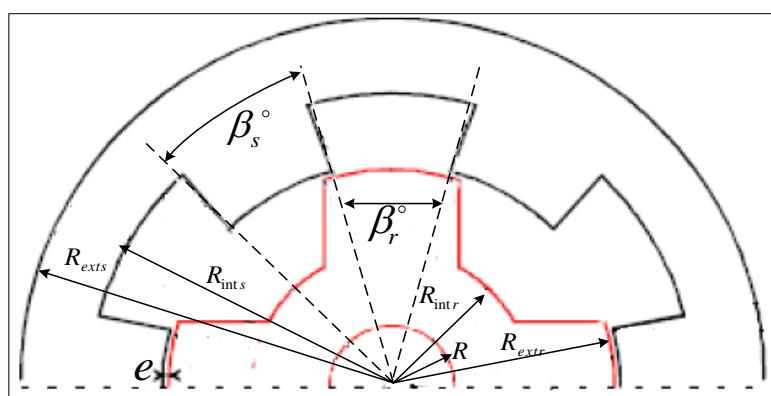


Fig. 1- Définition des paramètres dimensionnels du prototype

Tableau. 1.

Paramètres géométriques de la MRVDS 8/6 considérée

Paramètres		Valeur
Rayon de l'arbre	R	18.3 mm
Rayon intérieur du rotor	R_{intr}	36.4 mm
Rayon extérieur du rotor	R_{extr}	58.2 mm
Entrefer	e	0.3 mm
Rayon intérieur du stator	R_{int_s}	87.9 mm
Rayon extérieur du stator	R_{ext_s}	102 mm
Longueur axiale	L	170 mm
Arc polaire statorique	β_s	23.6°
Arc polaire rotorique	β_r	20.1°
Nombre de pôles statoriques	N _s	8
Nombre de pôles rotoriques	N _r	6
Nombre de spires par pôle		70

Moyennant l'interface graphique de l'environnement "Magnet 2D", nous avons procédé par la saisie de la structure de la machine à reluctance variable considérée. La Fig.2 présente la structure de la MRV considérée. A, A', B, B', C, C', D et D' représentent les bobines d'excitation qui sont enroulées autour des 8 pôles statoriques. Suivant chaque mode d'alimentation, ces bobines doivent être connectées entre eux pour former les phases qui vont être alimentées à travers le convertisseur statique. Dans notre cas, Nous avons considéré que chaque bobine est connectée en série avec la bobine qui lui est diamétralement opposée pour former une phase unique.

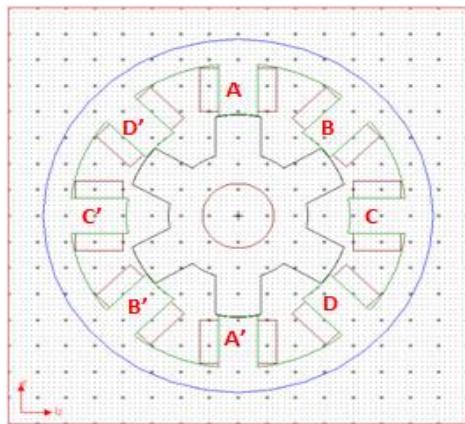


Fig. 2- Prototype de la MRV 8/6 considérée

La Fig.3 présente le maillage utilisé pour déterminer les caractéristiques électromagnétiques de la structure d'étude lorsque le rotor de celle-ci est en position d'alignement. On remarque bien qu'il ya des zones dans lesquelles le maillage est très dense par rapport aux autres.

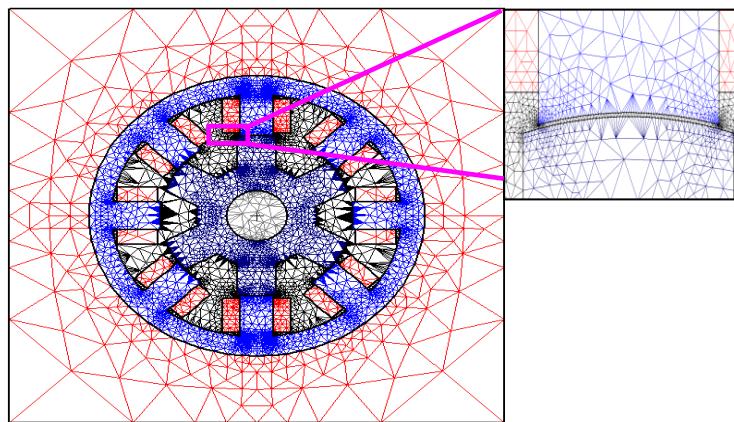


Fig. 3- Maillage de la MRV

Pour caractériser l'évolution du couple électromagnétique aussi bien en fonction de la position du rotor que du niveau d'excitation des enroulements de la machine considérée, nous avons déterminé dans la Fig.4, pour des incrément de rotation d'un degré et pour des niveaux d'excitation de 5A, 10A, 15A, 20A, 25A, 30A, les caractéristiques angulaires de la machine étudiée.

Les caractéristiques angulaires réelles déterminées par la méthode des éléments finis sont distordues et loin d'être sinusoïdales ce qui montre l'insuffisance de la méthode analytique reposant sur les hypothèses simplificatrices adoptées. Ainsi, dans la Fig.4 on distingue la présence de quelques oscillations aux niveaux de ces caractéristiques. Ces oscillations peuvent être à l'origine de la nature

du matériau ferromagnétique choisi ou de la densité du maillage appliquée à la discrétisation de la structure.

La Fig.5 présente la variation de l'inductance d'une phase statorique en fonction de la position du rotor pour des incrément de rotation successifs de un degré et pour différents niveaux d'excitation.

Les résultats illustrés dans la Fig.5, montre que l'inductance d'une phase statorique varie inversement au courant d'excitation au voisinage de la position d'alignement (30°), tandis qu'au voisinage de la position d'opposition (0°), l'influence du courant sur cette inductance est très limitée. Pour une position fixe, on remarque que d'autant plus que le niveau de saturation augmente, l'influence sur l'inductance est dégradée. Les différents résultats obtenus montrent que les caractéristiques angulaires de la machine à réductance variable à double saillance sont fortement distordues et loin d'être sinusoïdales.

Evidemment, l'évolution du flux magnétique dépend essentiellement du niveau de saturation du circuit magnétique, Fig.6. En effet, pour une position constante, par exemple celle de conjonction, on vérifie que d'autant plus que le courant d'excitation s'intensifie la variation du flux se limite.

Ces réseaux de courbes donnés par la Fig.6, sont limités par deux caractéristiques extrêmes obtenues pour la position d'alignement (30°) et la position d'opposition (0°). En effet, pour une intensité donnée, le flux est maximal pour la position d'alignement des dents du mobile avec les dents statoriques et minimal pour la position d'opposition. La position alignée correspond à un état d'équilibre stable caractérisé par le fait que la partie mobile se maintient dans cette position lorsqu'elle est soumise à une perturbation. Par ailleurs, la position de quinconce correspond à un état d'équilibre instable, la partie mobile tend à quitter cette position dès qu'elle est soumise à une perturbation.

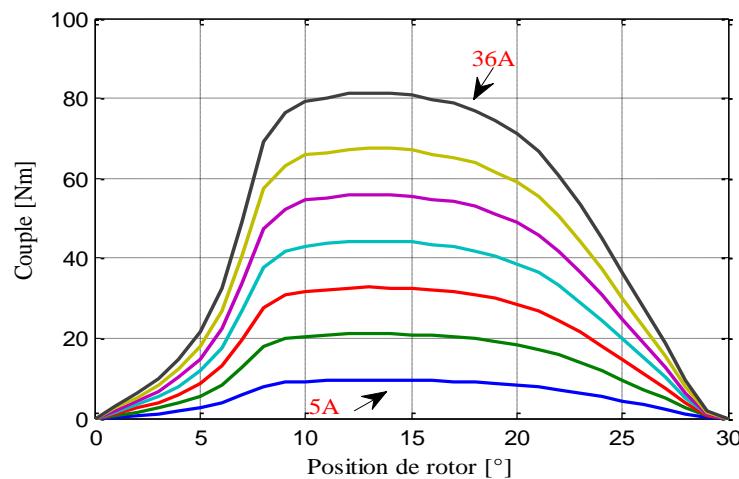


Fig. 4-Caractéristiques angulaires de la MRVDS statorique en fonction des positions pour différents courants

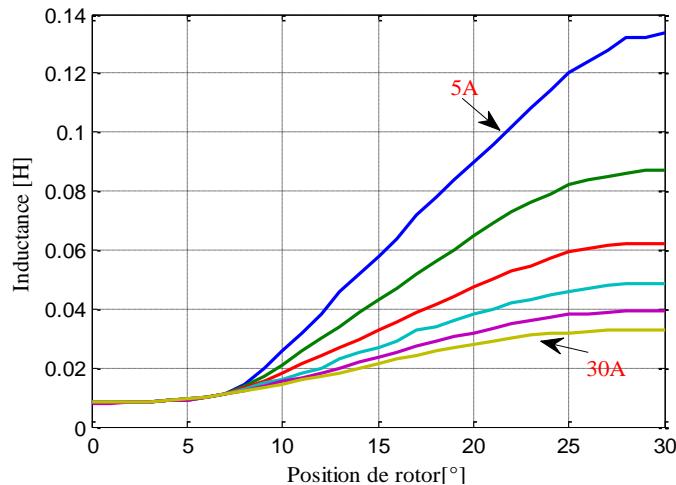


Fig. 5-Caractéristique de l'inductance d'une phase statorique en fonction des positions pour différents courants

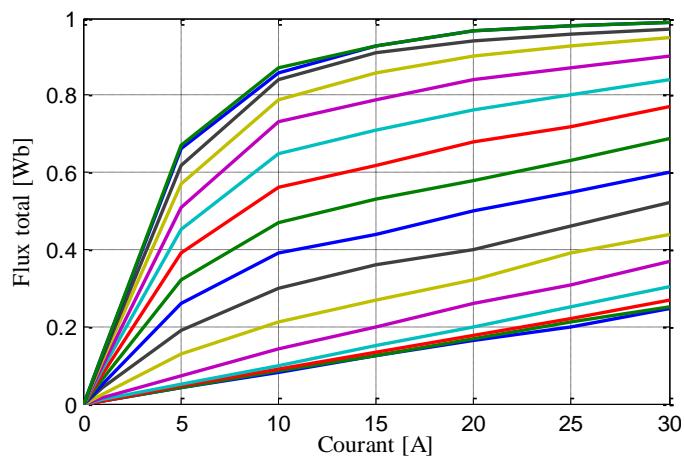


Fig. 6-Caractéristiques du flux magnétique en fonction des courants pour différentes positions

3. Approche neuronale pour la commande en position de la MRVDS

Les résultats obtenus, montrent que les caractéristiques angulaires décrivant l'évolution du couple en fonction de la position rotorique de la machine à réductance variable sont nettement affectées par des distorsions. Ces caractéristiques de couples électromagnétiques sont loin d'être sinusoïdales à cause des matériaux employés. De ce fait, l'exploitation de ce type d'actionneur dans des applications de positionnement ne peut être envisagée sans le développement d'approches de commande puissantes permettant d'ajuster adéquatement les excitations statoriques en tenant compte aussi bien de la charge à positionner que du niveau de la distorsion

qui affecte la caractéristique, [5-6-7]. Pour élaborer cette stratégie de commande et après avoir mené, par CAO, une caractérisation fine de la machine, nous avons fait recourt aux techniques de commande non conventionnelles dites intelligentes pour mettre au point une cascade de blocs de commande à base réseaux de neurones artificiels.

Plusieurs travaux prouvent que les perceptrons multicouches sont les réseaux neuronaux les plus utilisés aujourd'hui, [6-7-9] ils sont capables de réaliser des associations non linéaires entre l'entrée et la sortie. L'architecture de ce type de réseau neuronal est illustrée à la Fig. 7. Chaque neurone possède une fonction d'activation, qui peut être sigmoïde, sigmoïde bipolaire, log-sigmoïde, etc. Les poids des connexions peuvent être déterminés par l'algorithme de rétropropagation au cours du processus d'apprentissage, puis utilisés pour calculer les sorties.

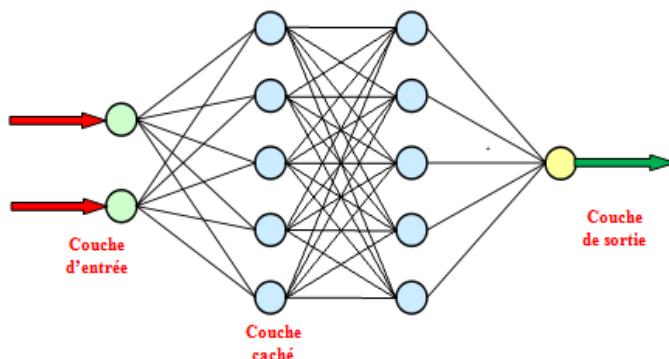


Fig. 7. Architecture d'un réseau multicouche

Le perceptron multicouche se structure comme suit: l'information entre par une couche d'entrée et sort par une couche de sortie. À la différence du perceptron simple, le perceptron multicouche dispose entre la couche en entrée et la couche en sortie une ou plusieurs couches cachées responsables de la sommation pondérée. Le nombre de couches correspond aux nombres de matrices de poids dont dispose le réseau neuronal. Un perceptron multicouche est donc mieux adapté pour traiter les types de fonctions non-linéaires.

La rétro-propagation de l'erreur dans un réseau multicouche est un apprentissage supervisé. On présente l'entrée pour lequel on détermine la sortie. L'ensemble des poids synaptiques détermine le fonctionnement du réseau de neurones. On compare les sorties des neurones de la couche de sortie avec les valeurs modèles qui sont les

sorties désirées et on calcule l'erreur de chacun comme le montre clairement la Fig.8.

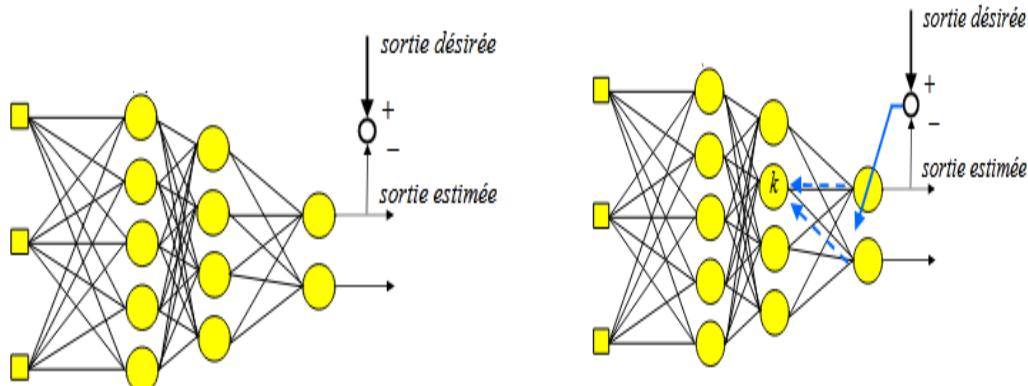


Fig.8 Apprentissage d'un réseau multicouche avec détermination de l'erreur et rétro-propagation

La fonction la plus couramment utilisée que nous avons adoptée dans ce travail est la fonction d'erreur quadratique. Cette fonction est définie comme suit:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K [d_k(n) - y_k(n)]^2 \quad (1)$$

Pour tous les exemples, nous considérons l'erreur quadratique moyenne comme

$$\text{suit: } E_{moy} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (2)$$

La réalisation de la phase d'apprentissage est fortement liée au choix pertinent et au nombre d'exemples qu'il faut mettre en disposition du réseau. Ces exemples doivent être suffisamment représentatifs de l'évolution de ces caractéristiques angulaires pour que la reconstitution puisse arriver à achever cette importante phase, [8-9-10-11]. Pour cet objectif, nous avons exploité une technique numérique d'interpolation disponible dans l'environnement Matlab ce qui nous a conduit à élaborer un programme informatisé reposant sur des bases d'interpolation cubique. Ce programme a permis, à partir de la portion stable des caractéristiques angulaires de la MRVDS considérée, définie avec des lignes solides dans Fig. 9, d'élaborer pour différents niveaux d'excitation et différentes charges, une base de données décrivant l'évolution du couple en fonction de la position rotorique pour tout le domaine de fonctionnement de la machine. La surface de réponse illustrée par la Fig.10 montre une représentation graphique de la base de données décrivant

l'évolution du couple en fonction de la position rotorique pour tout le domaine de fonctionnement de la machine.

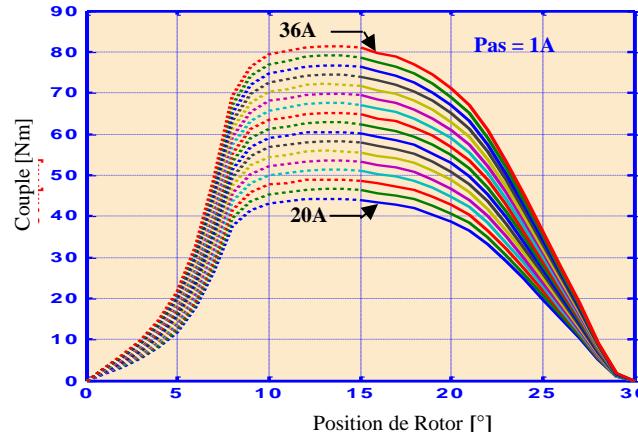


Fig.9 caractéristiques angulaires de la MRVDS considérée

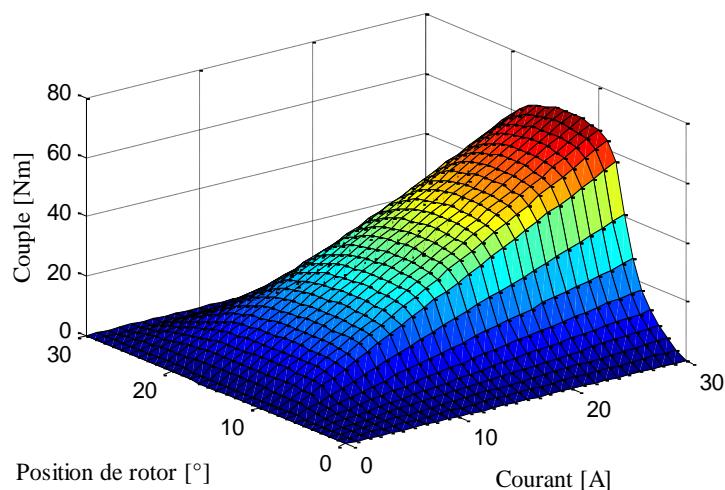


Fig.10 Surface de réponse illustrant la base de données d'apprentissage

3.1. Conception et mise au point du réseau d'estimation de la position

Dans le but d'estimer la position d'arrêt de la MRVDS considérée lorsque la charge accouplée et l'excitation statorique sont connues, nous avons procédé, en exploitant des fonctions prédéfinies dans l'environnement MATLAB, par la création d'un réseau neuronal multicouches (RMC1). Les entrées de ce réseau sont

le couple exercé par la charge et le courant d'excitation alors que sa sortie est la position angulaire du rotor. Ce réseau est composé d'une seule couche cachée renfermant 13 neurones et une couche de sortie composée d'un seul neurone. La fonction d'activation choisie pour les neurones de la couche cachée est celle de la tangente hyperbolique du sigmoïde, tandis que pour le neurone de la couche de sortie, l'activation est assurée par la fonction linéaire. L'architecture de ce réseau est portée par la Fig.11. Par apprentissage réitéré et moyennant la base de données précédemment élaborée, nous avons fait de sorte que ce réseau soit capable d'estimer la position d'arrêt sur tout le domaine d'utilisation de la machine quelque soient le niveau de l'excitation statorique et l'ampleur du couple imposée par la charge accouplée, [12-13-14-15-16]..

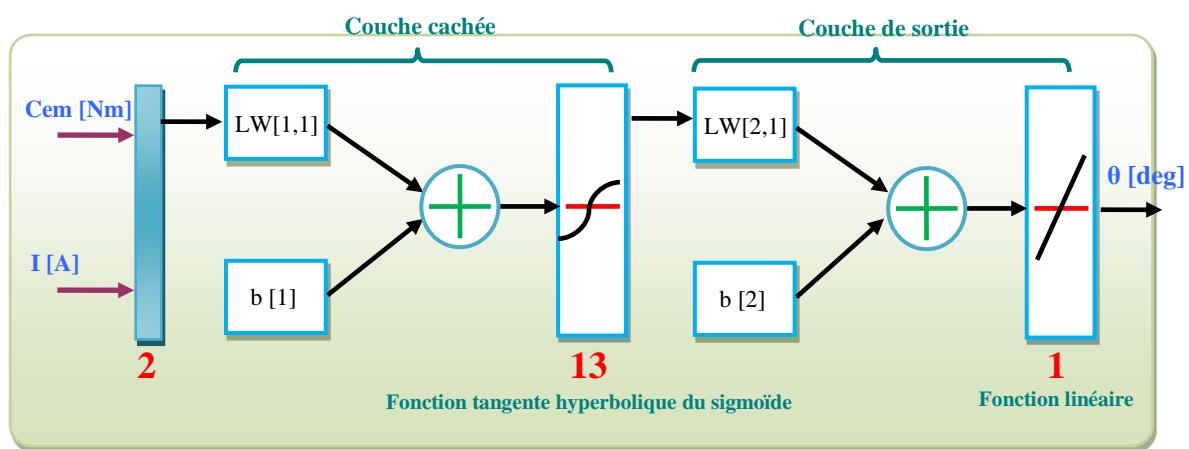


Fig.11 Architecture du RMC1 utilisé

L'évolution de cette dernière en fonction du nombre d'itérations est consignée dans la Fig. 12. Les performances atteintes par ce réseau sont égale à $1.9 \cdot 10^{-4}$.



Fig.12-Performance du RMC1

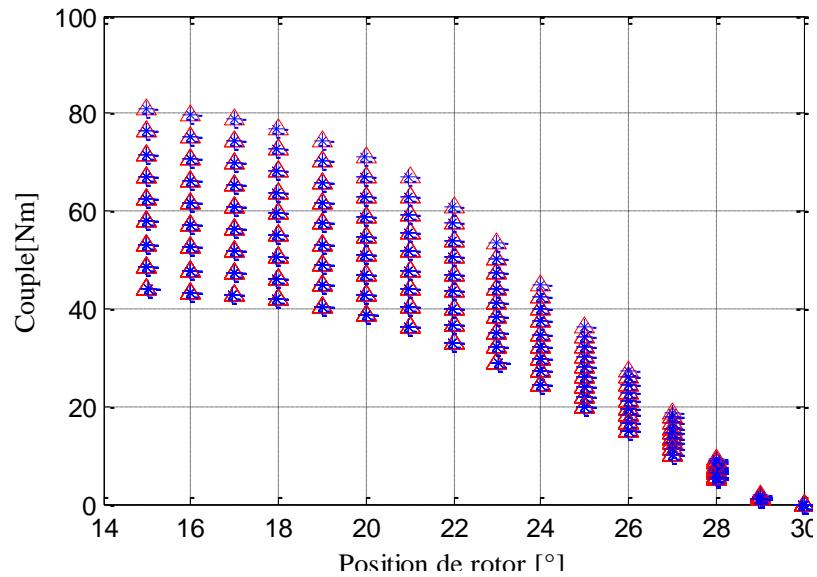


Fig.13-Evaluation de l'efficacité du RMC1 pour des réponses non apprises

Pour vérifier que l'estimation fournie par le réseau neuronal développé est efficace sur tout le domaine de fonctionnement de la MRVDS considérée, on a procédé par effectuer un test d'apprentissage consistant à reconstituer plusieurs autres exemples qui ne figurent pas dans la base de données présentée au réseau lors de la phase d'apprentissage, et de comparer les résultats calculés par le réseau

avec les résultats attendus, Fig.13. Pour tous ces exemples, l'erreur n'a pas dépassé le 0.8 %.

3.2. Conception et mise au point du réseau d'estimation du courant (RMC2)

Pour conférer au rotor une position d'arrêt bien déterminée, il est nécessaire, pour une MRVDS de caractéristique angulaire donnée, de moduler l'excitation statorique suivant l'effort résistant imposé par la charge attelée. De ce fait vient l'idée de base de concevoir le second réseau neuronal multicouches RMC2 dont l'objectif est de déterminer l'amplitude du courant d'excitation nécessaire pour atteindre la position cible. Par conséquent, les entrées ou les attributs pour ce réseau, ne peuvent être que le couple de charge et la position de consigne alors que la sortie ou bien la classe n'est autre que le courant d'excitation. Le réseau conçu, dont l'architecture est portée par la Fig.14, est composé d'une seule couche cachée structurée autour de 14 neurones et une couche de sortie composée d'un seul neurone. Nous avons choisi la fonction tangente hyperbolique du sigmoïde comme pour l'activation de tous les neurones de cette couche cachée, tandis que l'activation du neurone de la couche de sortie est assurée par la fonction linéaire.

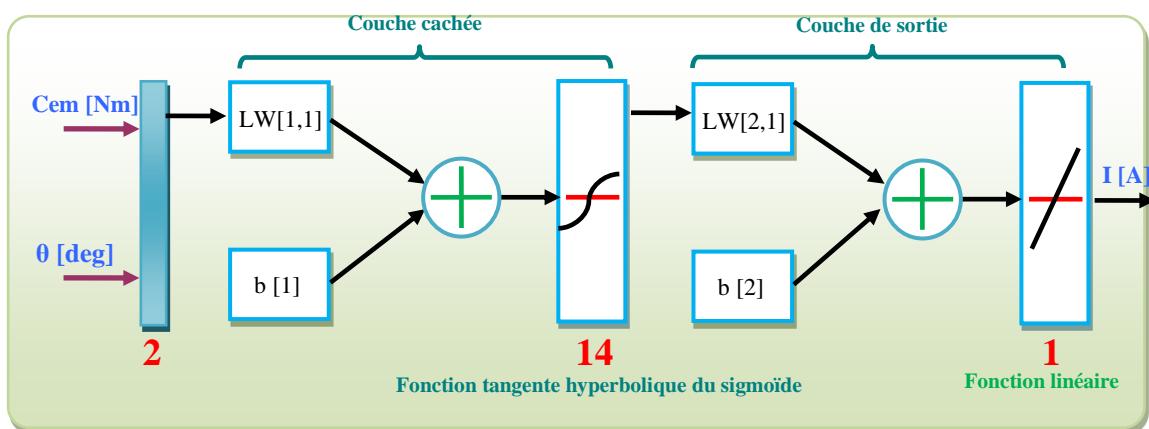


Fig. 14. Architecture du second réseau neuronal multicouche

D'une façon similaire au réseau d'estimation de la position RMC1 précédemment conçu et afin de montrer que le réseau a bien appris les caractéristiques présentées dans la base d'apprentissage et que la performance atteinte est satisfaisante, nous avons présenté dans la même Fig. 16, pour différentes positions stables, l'évolution du couple en fonction des courants cibles et des courants calculés par le réseau RMC2. En effet, pour plusieurs positions considérées par successions de pas de 0.75° et délimitées par les bornes 15° et 30° , sont tracées les évolutions du couple, par des motifs triangulaires, en fonction des intensités cibles et par des motifs étoilés, en fonction des intensités estimées par le RMC2. Ces caractéristiques sont déterminées avec une variation graduelle du

courant de 1A. Les résultats trouvés prouvent une coïncidence satisfaisante dont l'erreur entre les valeurs des intensités cibles et des intensités calculées par le réseau RMC2 conçu ne dépasse pas les 0.16 %.

La Fig. 15 montre l'évolution de cette dernière en fonction du nombre d'itérations et confirme que pour ce réseau la performance atteinte est égale à $4.9 \cdot 10^{-4}$.

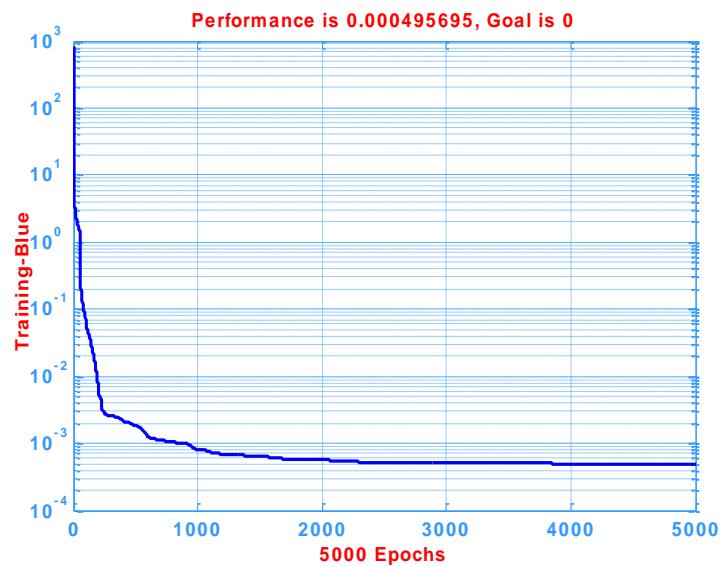


Fig.15. Performance du RMC2

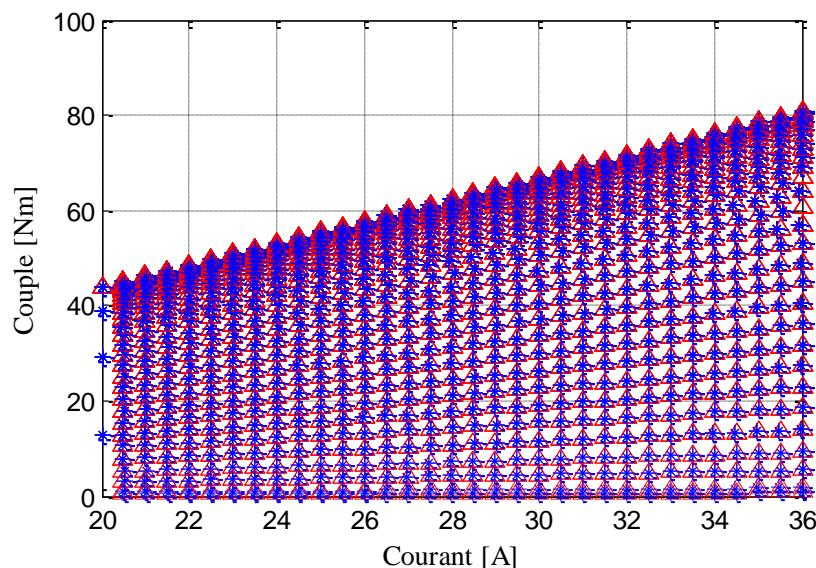


Fig.16- Comparaison des intensités cibles et des intensités calculées par le réseau RMC2

Ces résultats montrent que le RMC2 élaboré est capable d'estimer avec précision le niveau adéquat des excitations statoriques permettant ainsi, tout en prenant en considération la charge accouplée, de conférer au rotor la position cible.

3.3. Validation par simulation de l'approche de commande proposée

On se propose dans ce paragraphe de mener des essais de simulation numérique pour tester l'efficacité de l'approche de commande proposée. Pour cet objectif, nous avons utilisé le premier réseau RMC1 pour simuler le comportement de la machine à réductance variable à travers ses caractéristiques angulaires et nous avons inséré le réseau RMC2 pour calibrer les excitations statoriques aussi bien en fonction de la position de consigne que de l'ampleur de la charge attelée, Fig.17.

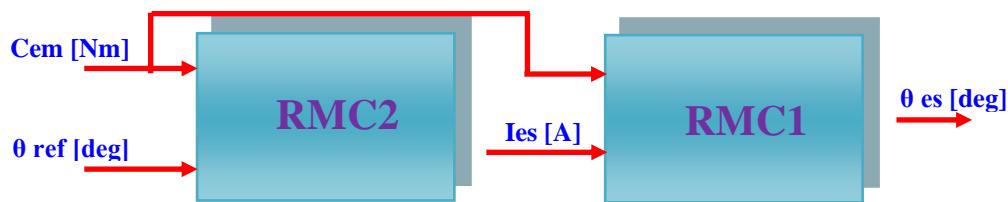


Fig.17- Synoptique général de l'utilisation de la MRVDS en positionneur par application de l'approche de commande proposée

Les essais effectués consistent à charger à chaque fois la machine par une couple résistant bien déterminé et de faire varier successivement la consigne de position. Le réseau neuronal RMC2 estime alors le niveau du courant statorique avec lequel il alimente la machine pour que son rotor s'immobilise à la position ciblée. Pour vérifier, par simulation cette position cible, nous avons représenté la machine par le réseau neuronal RMC1 qui décrit le comportement électromagnétique de celle-ci via ses caractéristiques angulaires.

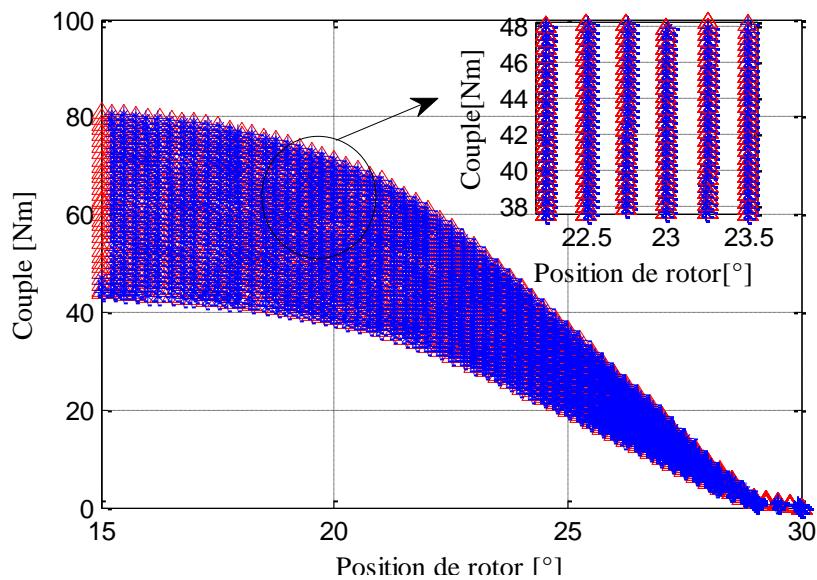


Fig.18-Comparaison entre les positions de références et les positions atteintes

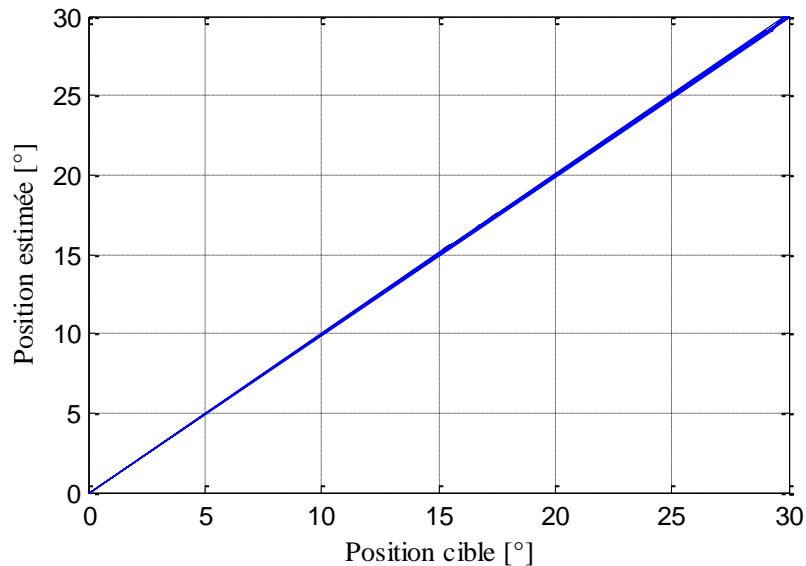


Fig.19-Evolution des positions calculées en fonction des positions désirées

Les résultats, Figs.18 et 19, mettent en relief l'efficacité de l'approche de commande proposée quant à l'utilisation des machines à reluctance variable à double saillance et montrent que la commande peut apporter des solutions efficaces pour atténuer considérablement les imperfections naturelles de la machine.

4. Conclusion:

Le choix de MRV repose sur ses nombreux avantages, à savoir: excellentes performances dans des environnements extrêmes, structure simple du rotor, robustesse, sans bobines, ni aimants permanents, ni balais, ni étincelles sous les balais, capacité de surcharge élevée, faibles coûts de fabrication, réparation et maintenance et fonctionnement dans une large gamme de puissance.

Dans ce papier, nous avons proposé une approche de commande pour l'exploitation de la machine à reluctance variable à double saillance en qualité d'actionneur de positionnement. Cette approche est basée sur les techniques de commande d'intelligence artificielle et particulièrement les réseaux de neurone artificiel. Les résultats obtenus témoignent du pouvoir potentiel que caractérise l'approche de commande proposée quant à l'exploitation des machines à réluctance variable dans le domaine de positionnement.

R E F E R E N C E S

- [1]. *Cheok, A.D. and Ertugrul, N.*, “Sensorless rotor position detection techniques in switched reluctance motor drives”, in Proceeding Australasian Universities Power Engineering Conference, Perth, Australia, pp.84–89, 2005.
- [2]. *J.P. Lyons, S.R. MacMinn and M.A. Preston*, “Flux/current methods for SR motor rotor position information”, in Conference Rec.IEEE-IAS Annu. Meeting, pp. 482–487,1991.
- [3]. *Vikas S. Wadnerkar, G. Tulasi Ram Das and A.D. Rajkumar*, “Performance Analysis of SRM Drive Using ANN Based Controlling of 6/4 Switched Reluctance Motor”, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, pp. 334-338, 2009.
- [4]. *Gupta, R.A. and Bishnoi, S.K.*, “Sensorless Control of Switched Reluctance Motor Drive with Fuzzy Logic Based Rotor Position Estimation”, International Journal of Computer Applications, Vol. 1, No. 22, 2010.
- [5]. *Ibrahim H. and Al-Bahadly*, “Examination of a Sensorless Rotor-Position Measurement Method for Switched Reluctance Drive,IEEE Transactions on Industrial Electronics,Vol. 55, No. 1, pp. 288-295, 2008.
- [6]. *C. Elmas, S. Sagiroglu, I. Colak and G. Bal*,“Modelling of a nonlinear Switched Reluctance Drive Based on artificial NeuralNetworks”, Power Electronics and Variable Speed Drives Conference Proceeding, pp. 7- 12, 1994.
- [7]. *Oguz Ustun, and Erdal Bekiroglu*, “Modeling and Simulation of Position Estimation of Switched Reluctance Motor with Artificial Neural Networks”, World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol:3, No:9, 2009
- [8]. *M. Ehsani, and B. Fahimi*, “Elimination of position sensors in switched reluctance motor: State of the art and future trends,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 49, no. 1, Feb. 2002, pp. 40-47.
- [9]. *B. Enayati, and S.M. Saghaiannejad*, “Sensorless position control of switched reluctance motors based on artificial neural networks”, *IEEE ISIE 2006*, July 9-12, 2006, Montreal, Quebec, Canada, pp. 2266-2271.
- [10]. *M.R.A.Ghani, N.Farah, and M. R. Tamjis.* "Vector control of switched reluctance motor using fuzzy logic and artificial neural network controllers", International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), pp.4412-4417, (2016).

- [11]. *Kada Belghitri Naouel.* "Contribution à la modélisation par la méthode des réseaux de réductances (MRR) d'une machine à réductance variable", Thèse de Doctorat, U.S.T.O Oran 2015.
- [12]. *Mordjaoui Mourad.* " Modélisation des effets électromagnétiques (Apport de la logique floue et neuro-floue), Thèse soutenue le : 26 Juin 2008 l'université de Batna pour obtenir le titre de docteur en science.
- [13]. *Jie Xiu and Changliang Xia.* "An application of adaptive fuzzy logic controller for switched reluctance motor drive. In Fuzzy Systems and Knowledge Discovery", 2007, FSKD 2007. Fourth International Conference on, volume 4, pages 154–158. IEEE, 2007.
- [14]. *P.V.Rajesh, M.Balamurugan, N.Ramaiah.* "Artificial neural network based on direct torque control of four phases switched reluctance motor", SSRN Electronic Journal, (2019).
- [15]. *B.K.Bose.* "Neural Network Applications in Power Electronics and Motor Drives An Introduction and Perspective", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 54, N°:1, pp. 14-33, 2007.
- [16]. *M.Boufadene, M.Belkheiri, A. Rabhi.* (2018), "Adaptive nonlinear observer augmented by radial basis neural network for a nonlinear sensorless control of an induction machine", International Journal of Automation and Control, 12(1):27–43.