

Contribution à la résolution du problème direct en scatterométrie par réseaux de neurones

G. SAKA^{1*}, R. STEPHANE², N. LAMAI^{2,3}, G. FRANK⁴, T. BIENZEUBE¹ et MB. JEROME¹

¹ *Institut Universitaire Polytechnique de Mongo, BP 4377, Tchad*

² *Université de Lyon, F-42023 Saint-Etienne, France et Université de Saint-Etienne, Jean Monnet, F-42000 Saint-Etienne, France, LT2C EA3523*

³ *Institut Universitaire des Sciences et Techniques d'Abéché, BP 130 Abéché, Tchad*

⁴ *Université de N'Djaména, Faculté des Sciences Appliquées et Exactes, N'Djaména, Tchad*

* Correspondance, courriel : saka_goni@yahoo.fr

Résumé

Le travail consiste à résoudre le problème direct par réseaux de neurones (PMC). Au départ ce problème se résolvait par la méthode modale par développement de Fourier. Pour notre étude, La résolution de ce problème consiste à la détermination de la signature Scatterométrique théorique d'un réseau périodique (intensités lumineuses) connaissant certains paramètres (dimensions géométriques, indices des matériaux, période et la longueur d'onde etc.). L'étude est de créer un RN et de lui fournir les dimensions du profil et de déterminer les intensités lumineuses (I_s et I_c), puis comparer les signatures calculées par la MMMFE et le RN en calculant l'erreur quadratique et tracer les courbes de comparaison de ces signatures.

Mots-clés : *scatterométrie, MMMFE, réseau de neurones, Matlab.*

Abstract

Contribution to the solution of the direct problem in scatterometry with neural networks

The work is to solve the direct problem by neural networks (PMC). Initially this problem solved by the modal method by Fourier expansion. For our study, the resolution of this problem consists in determining the theoretical scatterometric signing of a periodic array (light intensity) knowing certain parameters (geometrical dimensions, materials indices, period and wave Length etc.). The study is to create a RN and provide the profile dimensions and determine the light intensity (I_s and I_c), and then compare the signatures calculated by MMMFE RN and by calculating the mean square error and trace curves comparison of these signatures.

Keywords : *scatterometry, MMMFE, neural Network, Matlab.*

1. Introduction

L'évolution de l'industrie de la microélectronique et la miniaturisation des composants exigent des techniques de métrologie précises, performantes et non destructives, capables de déterminer avec précision la dimension critique de la grille des transistors. Les techniques classiques de métrologie telles que la microscopie à force atomique, la microscopie électronique sont les techniques les plus couramment utilisées dans le milieu industriel. Malheureusement ces techniques sont lourdes, coûteuses, limitées en résolution (AFM), destructives (MEB) et donc non applicables au contrôle in-situ. Les techniques optiques basées sur l'analyse de la lumière diffractée par une structure périodique telles que la scatterométrie sont des techniques fiables, non destructives, non invasives, rapides et intégrables facilement en ligne. Cette dernière fait preuve d'un potentiel remarquable pour le contrôle in situ en temps réel de motifs périodiques. Cette technique appartient à la famille des techniques qualifiées indirectes. Elle nécessite deux étapes : la mesure et le traitement. La première étape consiste en une mesure optique du spectre de diffraction d'un réseau périodique. La deuxième étape consiste à remonter aux paramètres du réseau à partir de la signature mesurée par résolution d'un problème inverse. La scatterométrie est dite :

- ellipsométrique si l'analyse se rapporte au changement de polarisation de la lumière induit par la diffraction;
- réflectométrique si l'analyse se rapporte à l'atténuation du signal lumineux incident.

L'objectif de ce travail consiste à résoudre le problème direct par le réseau de neurones connaissant les paramètres optiques et géométriques d'un réseau de diffraction et de le comparer à la **Méthode Modale par Développement de Fourier (M M D F)** ou la **MMMFE** (de l'anglais Multilayer Modal Method by Fourier Expansion). Cette étude permettra également d'étudier la sensibilité de la méthode neuronale en fonction des nombreux paramètres internes (nombres de neurones, nombres de couples d'entraînement, plage de variation,...).

2. Méthodologie

2-1. Méthodes de scatterométrie

La scatterométrie est basée sur la relation entre les intensités lumineuses et les paramètres géométriques de l'échantillon (**Figure 1**).

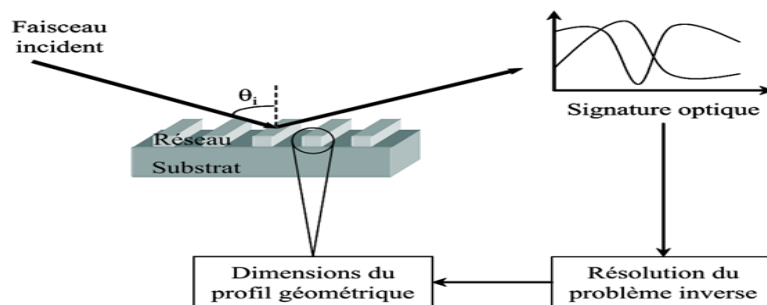


Figure 1 : Principe Scatterométrique (art. Mohamed EL KODADI)

La détermination de la signature Scatterométrique théorique d'un réseau périodique, à partir d'outils de simulation électromagnétique, est appelée problème direct. Ce problème possède une solution unique (cf. **Figure 2**).

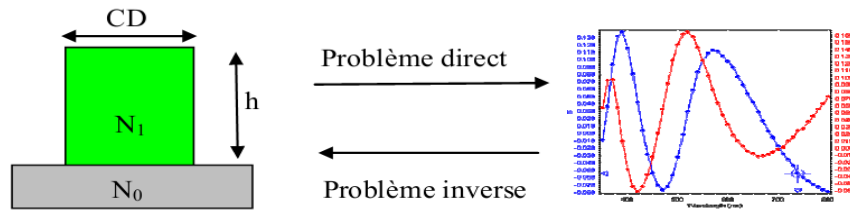


Figure 2 : Problème direct et inverse en scatterométrie, (Thèse Mohamed EL KODADI)

2-2. Calcul de la signature optique : MMMFE

L'équation des réseaux donne la direction des diverses ondes planes diffractées, réfléchies et transmises. Par contre, elle ne fournit aucune information concernant la distribution de l'énergie dans ces directions. Le calcul des intensités des champs diffractés par un réseau présente un degré de complexité supérieur à celui des structures multicouches, et ne possède pas jusqu'à présent de solution analytique. La méthode de la MMMFE exprime les solutions des équations de Maxwell sous la forme de modes de propagation dans la structure [2]. Le profil géométrique de la structure est approché par un empilement de couches en marches d'escalier (cf. Figure 3). Le champ électromagnétique global est donné par une combinaison linéaire de tous les modes de chaque couche. Les amplitudes de ces modes sont déterminées par l'écriture des relations de continuité ou par des conditions aux limites. Cette méthode est communément appelée MMMFE (de l'anglais Multilayer Modal Method by Fourier Expansion).

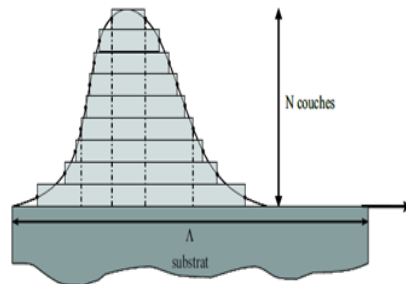


Figure 3 : Découpage du profil géométrique quelconque d'un réseau en couches lamellaires, (Thèse Issam Gereige [19])

2-3. Réseaux de neurones

Le réseau de neurones (RN) est un système mathématique possédant une capacité d'apprentissage de l'environnement extérieur. Il est capable de modéliser un processus physique à partir de données expérimentales mises à disposition afin de généraliser sur de nouvelles entrées. Dans notre cas, le RN sera utilisé pour apprendre la relation liant les paramètres optiques et géométriques d'une structure donnée (entrée du RN) et les signatures ellipsométriques (sortie du RN). En d'autres termes, son rôle sera de résoudre le problème direct. Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches.

Un neurone réalise une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées de ses entrées. L'association des neurones en réseau permet la composition des fonctions réalisées par chacun d'eux. Le RN que nous allons utiliser le perceptron multicouche (PMC).

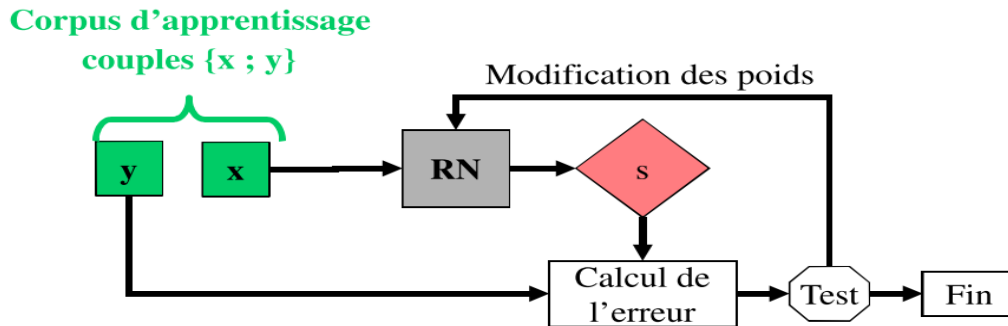


Figure 4 : Apprentissage [Cf. Cours S. Robert]

La fonction cout utilisée dans la **Figure 4** est l'erreur quadratique C entre les sorties calculées par le RN et les sorties désirées communes. Elle consiste à calculer la somme des carrés des erreurs entre les vecteurs \vec{S} et \vec{y} sur l'ensemble des N_t données utilisées pour l'apprentissage sur chacune des N_s sorties :

$$C(W, Z) = \sum_{q=1}^{N_t} \left[\sum_{m=1}^{N_s} (y_m^q - s_m^q)^2 \right] \quad (16)$$

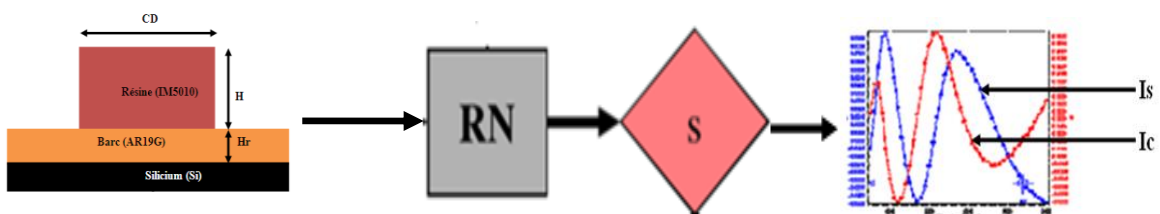
2-4. Résolution du problème direct par réseau de neurones

2-4-1. Etat de l'art

- Détermination de la mesure ellipsométrique $I_s(\lambda)$ et $I_c(\lambda)$ du profil ci-dessous.
- Méthode d'optimisation utilisée : Réseau de neurones (RN)

Création du corpus d'entraînement du réseau, à savoir le corpus d'entrée et de sortie du RN :

- Construction de la matrice du corpus de dimension $[cd, h, hr]$ qui seront le corpus d'entrée du réseau
- Utilisation du Code MMMFE pour générer les signatures ellipsométriques (I_s et I_c) qui seront le corpus de sortie du réseau voulu, après le teste du RN.



Modèle créneau défini par 3 paramètres (CD, H et Hr)

Signatures optiques en fonction de la longueur d'onde (λ)

2-4-2. Caractéristiques de l'échantillon

L'échantillon a une structure lamellaire (créneau), il est constitué de trois couches de matériaux avec leurs indices à savoir une couche de résine (IM5010) sur une couche résiduelle de Barc (AR19G) le tout sur un substrat en silicium Si (Csi_uv) voir figure ci-dessous. Cet échantillon a été fabriqué A STMicroelectronics par lithographie optique par immersion à 193 nm.

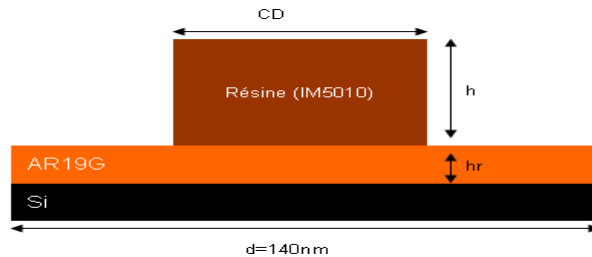


Figure 5 : Modèle géométrique avec 3 paramètres (cd, h et hr)

2-4-3. Paramètre de l'étude

Pour notre étude nous allons considérer le spectre de longueur d'onde située entre 1.5eV et 6.5 eV. On se colle sur le spectre expérimentale (qui est de 1.5 eV et 6.5 eV, avec une mesure toute les 0.05 eV). Mais pour notre étude théorique, on choisira le spectre de longueur d'onde située entre 1.5 eV et 6.5 eV avec un pas de 0.2 eV et une période de $d = 140$ nm.

Tableau 1 : Dimensions du profil

cd	49
h	108
hr	80

Tableau 2 : Plages de variations du profil

	Plage de variation 1	Plage de variation 2
cd	40 - 65	27 - 77
h	90 - 126	64 - 172
hr	68 - 100	36 - 132
λ	1,5 - 6,5	1,5 - 6,5

2-5. Expérience

Nous faisons l'étude sur 3000 et 6000 échantillons sur deux plages de variation, avec deux hypothèses :

- Etude faite avec trois (3) paramètres géométriques [cd, h, hr] en entrée du RN (PMC) et en sa sortie dix (10) mesures en fonction du spectre sur les deux plages.

2-5-1. Procédure d'étude systématique

On a commencé nos simulations par des étapes suivantes :

- Créer les corpus des dimensions [CD, H et Hr] et des signatures Islc en fonction du nombre d'échantillons par plage
- Générer les signatures Islc en fonction du nombre d'échantillons par plage par MMMFE
- Créer les RN en fonction du nombre d'échantillons par plage et les entrainer dix fois et puis sauvegarder chaque RN entraîné.
- Calculer les performances (erreurs rms) globales de chaque RN sur les paramètres de sortie
- Calculer les performances (erreurs rms) globales de chaque RN sur les signatures théoriques.

- Tracer les erreurs rms global de chaque RN en fonction du nombre de neurones de la couche cachée.
- Tracer les courbes de barres d'erreurs rms sur chaque sortie du RN.
- Tracer la courbe de comparaison de signatures calculées par le RN et de signatures théoriques générées par la MMMFE
- Calculer l'erreur rms global entre la signature théorique et calculées par le RN.

On a écrit un programme Matlab pour créer une matrice dimension du motif [cd, h, hr] théorique pour 3000 et 6000 échantillons qui sera l'entrée de mon réseau de neurone (PMC). Ensuite on génère les signatures Islc en fonction du corpus de dimension par le code électromagnétique (MMMFE) pour 3000 et 6000 échantillons. Ainsi donc on aura les corpus de dimensions et des signatures. On créera notre RN puis nous l'entraînons, après chaque entraînement on vérifiera l'état de la régression linéaire si le RN a bien appris, ensuite on le testera et enfin évaluer les performances du réseau.

Etude avec 3 paramètres géométriques [cd, h, hr] en entrée du RN (PMC) et en sa sortie 10 mesures et ensuite avec 52 mesures en fonction du spectre sur les deux plages :

- Longueur d'onde ($\lambda = 1.5 : 1.25 : 6.5$ en eV) pour $5\lambda * 2 = 10$ mesures

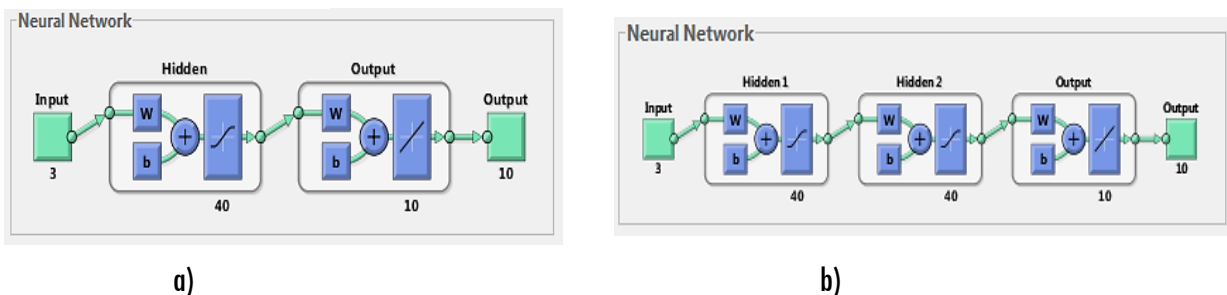
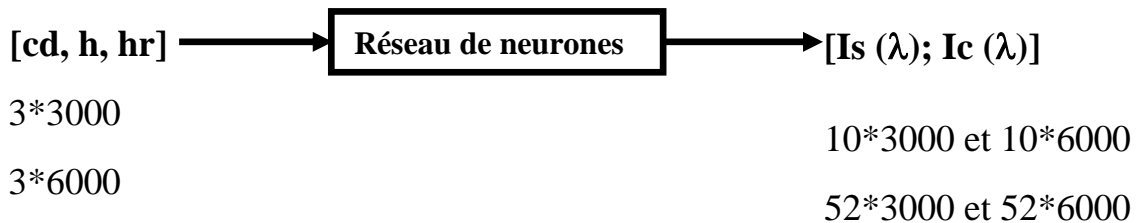


Figure 6 : Interface du PMC à une couche cachée (a) et PMC à deux couches cachées (b) pendant la phase de l'entraînement sous Matlab

Pendant la phase d'entraînement, on a constaté que plus le nombre de neurones de couche cachée augmente avec le nombre de sortie du réseau plus le temps d'entraînement augmente aussi.

3. Résultats et discussion

3-1. Etude de la régression du PMC

On a utilisé un PMC à une couche cachée tout en cherchant une bonne régression. Pour cela on a fait varier le nombre de neurones de la couche cachée de 10 à 40 après entraînement pour la plage de variation 1. Pour la plage de variation 2, on a fait varier de 10 à 70 neurones dans la couche cachée mais il n'y a pas amélioration de la régression, ensuite on a utilisé le PMC à deux couches cachées (avec 40 neurones par couche cachée) pour obtenir une bonne régression.

3-1-1. Résultats de la régression après entraînement de chaque PMC

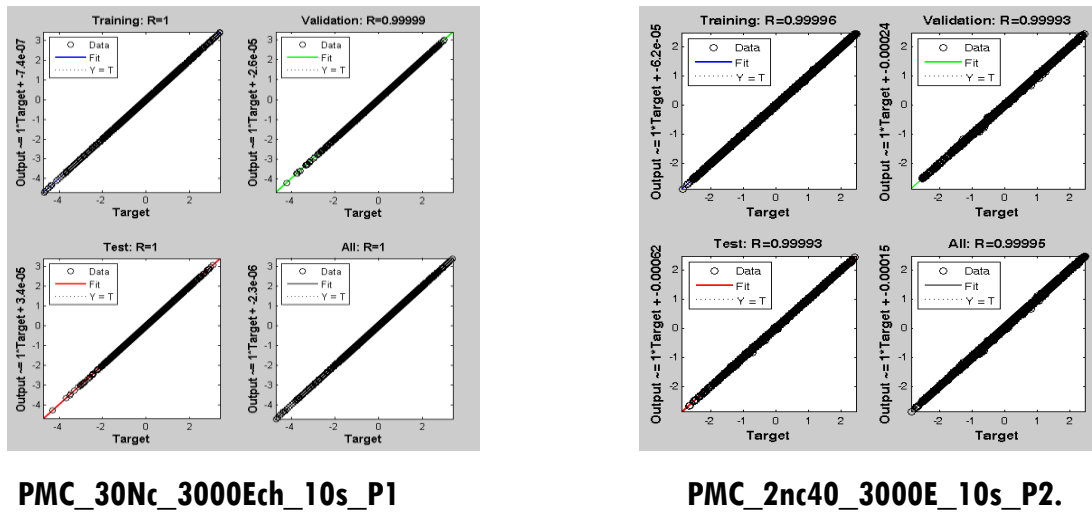


Figure 7 : Représentation des différents paramètres normalisés calculés par le PMC sur les corpus d'entraînement, de validation et de test

3-1-1-1. Phase traitement du RN

Après avoir constaté que notre PMC a bien appris, on le testera avec l'échantillon théorique, ensuite comparer les valeurs calculées par le PMC et celles du corpus (connues) tout en calcul l'erreur sur chaque sortie du PMC et l'erreur globale sur les échantillons de test. Et enfin, on a tracé les courbes d'erreurs rms globales sur l'ensemble des sorties en fonction du nombre de neurones de la couche cachée, les barres sur les erreurs rms sur chaque sorties en fonction du nombre de mesure du spectre, et la courbe de comparaison des signatures théoriques (générer la MMMFE) et calculées par le PMC.

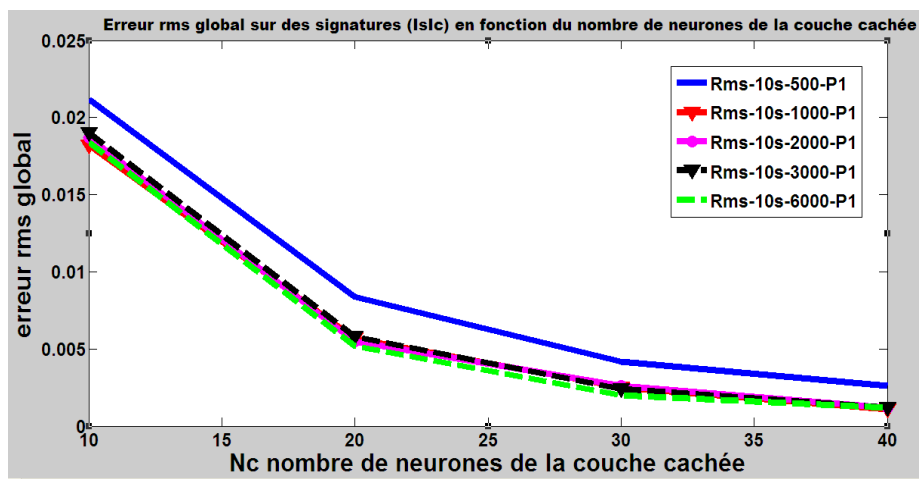


Figure 8 : Courbe d'erreurs Rms globales sur les échantillons de teste de chaque PMC à une couche cachée à 10 sorties pour la plage 1 en fonction du nombre de neurones de la couche

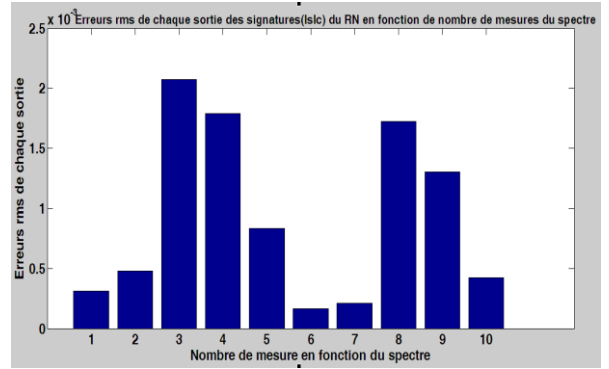
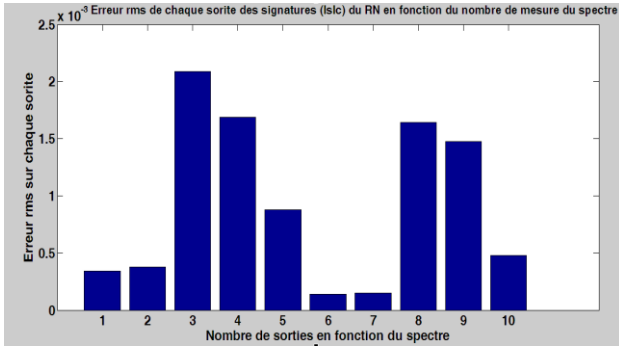
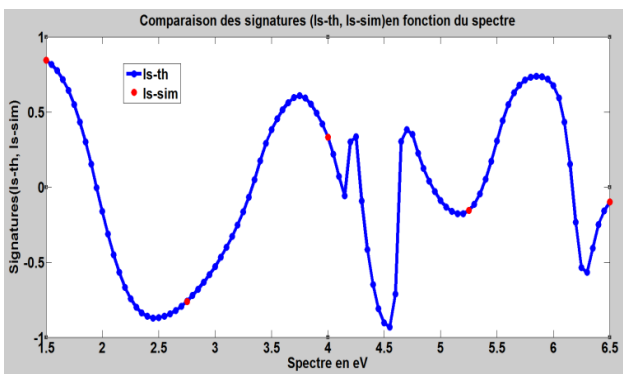
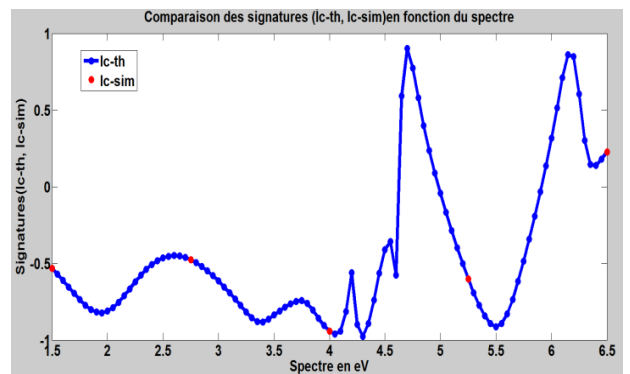


Figure 9 : Courbe de barres d'erreurs rms sur les 10 sorties des signatures (Islc) du PMC en fonction du nombre de mesure du spectre pour la plage 1



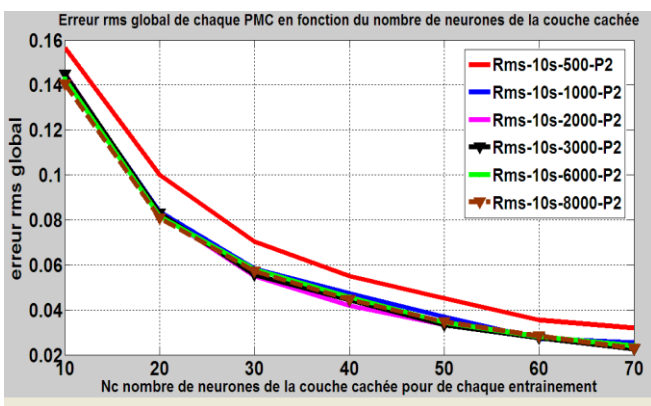
PMC_40Nc_3000E_10s_P1 (a)



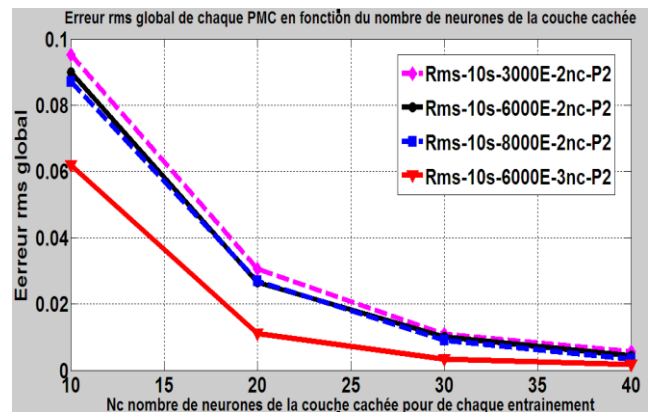
PMC_40Nc_6000E_10s_P1 (b)

3000E_10s_40nc_P1 avec $Rms_Islc_global_th = 3.7744e-04$ sur l'échantillon théorique
 $Rms_global_Islc = 0.0012$ sur les échantillons de test

Figure 10 : Courbe de comparaison des signatures (Islc) théoriques et calculées (10 sorties) en fonction du spectre pour la plage 1

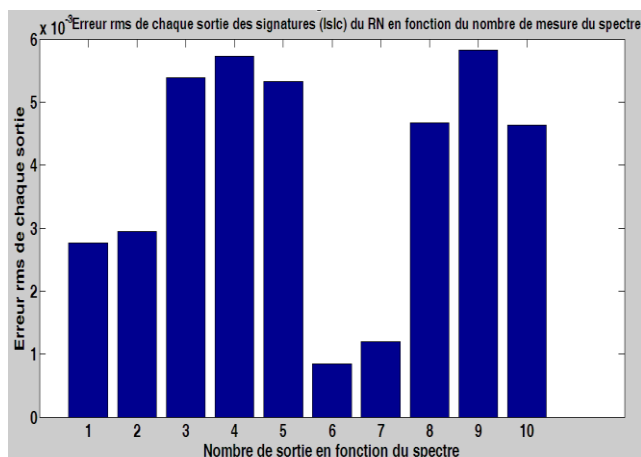


a) PMC à une couche cachée

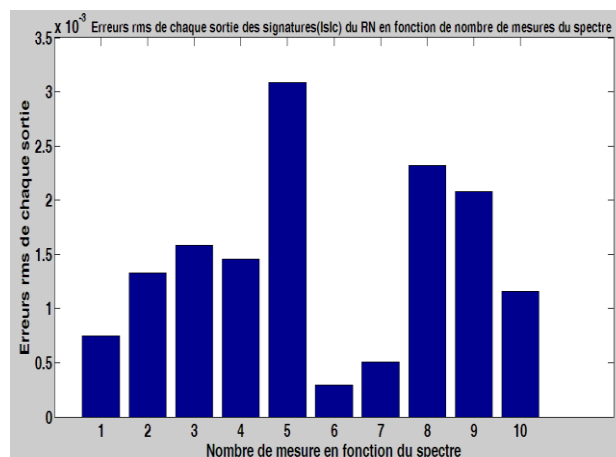


b) PMC à deux couches cachées

Figure 11 : Courbe d'erreurs Rms globales sur les échantillons de teste de chaque PMC à 10 sorties pour la plage 2 en fonction du nombre de neurones de la couche cachée

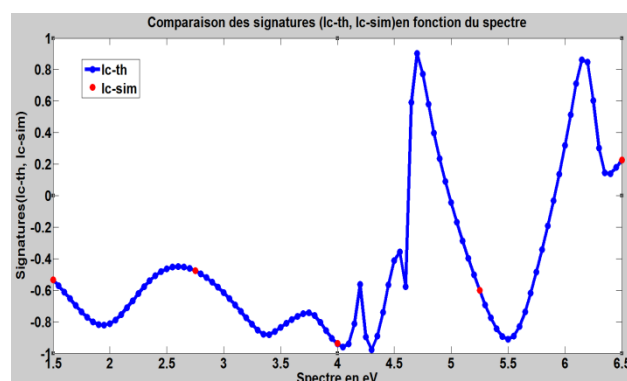
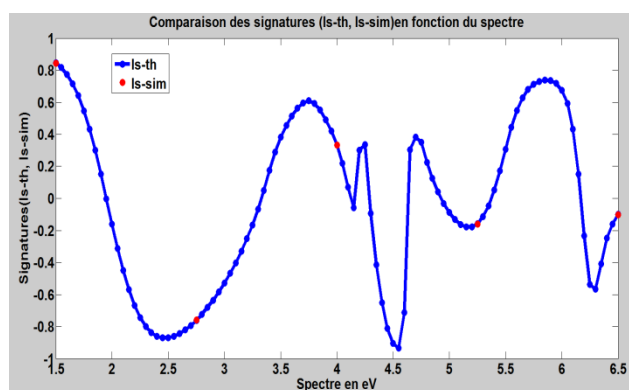


PMC_2Nc40_6000E_10s_P2



PMC_3Nc40_6000E_10s_P2

Figure 12 : Courbe de barres d'erreurs rms sur chaque sorties (10 sorties) des signatures (Isc) du PMC en fonction du nombre de mesure du spectre pour la page 2



PMC_2Nc40_6000E_10s_P2 avec Rms_Isc_global_th = 0.0022 Sur l'échantillon théorique
Rms_global_Isc = 0.0043 Sur les échantillons de test

Figure 13 : Courbe de comparaison des signatures (Isc) théoriques et calculées (10 sorties) en fonction du spectre pour la page 2

3-2. Analyse et interprétation des résultats

D'après notre étude sur la résolution du problème direct par le RN (PMC), nous avons constaté que l'étude sur la plage de variation 1, le PMC à une couche cachée a appris avec un nombre de neurones de la couche cachée ($N_c = 40$) avec une erreur de $10^{-4} \mu m$ sur notre échantillon théorique pour 10 mesures et aussi d'après la courbe des erreurs rms globales en fonction du nombre de neurones de la couche cachée montre que l'étude à 1000 échantillons suffit au lieu d'aller 6000 échantillons. Pour la plage de variation 2, on a utilisé un PMC à deux couches cachées avec un nombre de neurones de 40 dans chacune des couches, avec une erreur de $10^{-3} \mu m$ pour 10 mesures et aussi d'après la courbe des erreurs rms globales en fonction du nombre de neurones de la couche cachée montre que l'étude à 1000 échantillons suffit au lieu d'aller 6000 échantillons. Ainsi à l'issue des erreurs estimées par le PMC sur le corpus de test, on peut conclure que le réseau fonctionne bien dans le domaine choisi. Il assure donc la généralisation.

4. Conclusion

La caractérisation des réseaux de diffraction fait l'objet de nombreuses recherches dans le milieu de la scatterométrie en particulier. La résolution du problème direct en scatterométrie par la MMMFE est une technique de détermination de la signature scatterométrique théorique d'un réseau périodique, à partir d'outils de simulation électromagnétique. Nous avons présenté, tout au long de ce travail, la scatterométrie par réseau de neurones qui peut se définir comme de véritables alternatives à la méthode MMMFE pour de raison de temps génération des signatures optiques. Il a été montré avec efficacité sa robustesse et sa pertinence. En effet, à l'heure actuelle, même si de nombreux progrès ont été effectués par le calcul direct au niveau du temps de calcul ou de la complexité des profils, on ne sait calculer que des réseaux de profils périodiques relativement simples. Il faut retenir que lors de nos simulations, on utilise la MMMFE pour générer les signatures optiques et celles calculées par le RN sur les mêmes paramètres géométriques de notre profil théorique. Ensuite on a comparé les signatures en obtenant des erreurs Rms globales de 10^{-2} , 10^{-3} et 10^{-4} μm pour les différentes mesures qui sont appréciables. Enfin il en sort de cette étude que la méthode de résolution par RN est une complémentarité en termes de temps d'exécution et sa complexité. On en déduit que cette méthode est fiable même si le temps d'entraînement est un peu long.

Références

- [1] - J. R. ANDERWARTHA, G. H. DERRICK and R. C. MC. PHEDRAN. A general modal theory for reflection gratings. *Opt. Acta*, 28 (1981) 1501–1516.
- [2] - M. G. MOHARAM and T.K. GAYLORD. DIFFRACTION ANALYSIS OF DIELECTRIC-SURFACE RELIEF GRATINGS. *J. OPT. SOC. AM. A*, 72:1385-1392, 1982.
- [3] - M. G. MOHARAM and T.K. GAYLORD. Three dimensional vector-coupled-wave analysis of planar grating diffraction. *J. Opt. Soc. Am. A*, 73: pp 1105-1112, 1983.
- [4] - M. MOHARAM. Coupled-wave analysis of two-dimensional dielectric gratings. *Proc. SPIE*, 883:8-11, 1988.
- [5] - L. LI, "Multilayer modal method for diffraction gratings of arbitrary profile, depth, and permittivity," *J. Opt. Soc. Am. A* 10, 2581 – 2591 (1993).
- [6] - M. T. HAGAN and M. MENHAJ, "Training feedforward net-works with the Marquardt algorithm," *IEEE Trans. Neural Netw.* 5, 989 – 993 (1994).
- [7] - C. M. BISHOP, *Neural Networks for Pattern Recognition* (Oxford U. Press, New York, 1995).
- [8] - J. M. BONARD, J. D. GANIERE, F. MORIER-GENOUD and M. ACHTENHAGEN, "Characterization of semiconductor sub-micron gratings: is there an alternative to scanning microscopy?" *Semicond. Sci. Technol.* 11, 410 – 414 (1996).
- [9] - J. BISCHOFF, H. TRUCKENBRODT and J. BAUER, "Diffraction analysis based characterization of very thin gratings," in *Micro-optical Technologies for Measurement, Sensors and Microsystems II and Optical Fiber Sensor Technologies and Applications*, O. Parriaux, B. Culshaw, M. Bredine, and E. B. Kley, eds., *Proc. SPIE* 3099, 212 – 222 (1997).
- [10] - J. BISCHOFF, J. BAUER, U. HAAK, L. HUTSCHENREUTHER and H. TRUCKENBRODT, "Optical scatterometry of quarter micron patterns using neural regression," in *Metrology, Inspection, and Process Control for Microlithography XII*, B. Singh, ed., *Proc. SPIE* 3332, 526 – 537 (1998).
- [11] - I. KALLIONIEMI, J. SAARINEN AND E. OJA, "Characterization of diffraction gratings in a rigorous domain with optical scatterometry: hierarchical neural-network model," *Appl. Opt.* 38, 5920 – 5930 (1999).

- [12] - L. S. DONGMO, J. S. VILLARRUBIA, S. N. JONES, T. B. RENEGAR, M. T. POSTEK, AND J. F. SONG, "Experimental test of blind tip reconstruction for scanning probe microscopy," *Ultramicroscopy* 85, 141 – 453 (2000).
- [13] - N. DESTOUCHES, C. A. GUERIN, M. LEQUIME AND H. GIOVAN-NINI, "Determination of the phase of a diffracted field in the optical domain. Application to the reconstruction of surface profiles," *Opt. Comm* 198, 233 – 239 (2001).
- [14] - S. ROBERT, A. MURE-RAVAUD AND D. LACOUR, "Optical diffraction grating characterization using a neural method," *J.Opt. Soc. Am. A* 19, 24 – 32 (2002).
- [15] - S. ROBERT, A. MURE-RAVAUD, S. REYNAUD, S. FOURMENT, F. CARCENAC, P. ARGUEL, "Experimental characterization of subwavelength diffraction gratings by an inverse scattering neural method", *J.Opt.Soc.Am.A*, vol.19, pp.239462402, 2002.
- [16] - C. J. RAYMOND, M. LITTAU, V.B. YOUN, C. J. SOHN, J. A. KIM AND Y. S. KANG, "Applications of optical scatterometry for the measurement of multiply periodic features," *Pro.SPIE* 5038, 577 -584 (2003).
- [17] - S. ROBERT, A. MURE-RAVAUD, S. THYRIA, M. YAUB and F. BADRAN, "Neural selection of the optimal signature for a rapid characterization of a submicrometer period grating," *Opt.Comm.* 238, 215-228 (2004).
- [18] - Y. S. KU, S. C. WANG, D. M. SHYU and N. SMITH, "Scatterometry based metrology with feature region signatures matching," *Opt.Exp.* 14, 8482-8491(2006).
- [19] - I. GEREIGE, S. ROBERT, G. GRANET, D. JAMON and J. J. ROUSSEAU, "Rapid control of submicrometer periodic structures by a neural inversion of ellipsometric measurement," *Opt.Comm.* 278, 270-273 (2007).
- [20] - M. EL KODADI et al. , *Micro-électron. Eng.* (2009), doi :10.1016/j.mee.2008.12.036
- [21] - I. GEREIGE, S. ROBERT, S. THIRIA, F. BADRAN, G. GRANET, J.-J. ROUSSEAU, *J. Opt. Soc. Am. A* 25 (2008) 166–167.
- [22] - Y.-D. KO, P. MOON, C.E. KIM, M.-H. HAM, J.-M. MYOUNG, I. YUN, *Exp. Syst. App.* 36 (2009) 4061–4066.
- [23] - E. LEE, C. SEONG, H. KIM, S. PARK, M. KANG, *J. Env, Sci.* 22 (2010) 840–845.