

Introduction

Dans le présent chapitre nous formulons le problème de la ligne coplanaire symétrique/asymétrique, cylindrique monocouche/multicouches. Les paramètres caractéristique quasi-TEM de ces structures sont calculées par la transformée conforme.

Nous montrons que cette formulation fait appel à deux types de fonctions spéciales à savoir la fonction elliptique de Jacobi et les intégral elliptique (voir annexe).

Ensuite nous présentons l'apprentissage d'un réseau neuronal artificiel ayant comme entrées les paramètres dimensionnels (épaisseurs des substrats, largeurs des strips, espacement) et diélectriques (permittivités diélectriques des substrats) et comme sorties (cibles) les paramètres quasi-TEM de la ligne à savoir: la permittivité diélectrique effective et l'impédance caractéristique. Dans un premier lieu nous présentons le modèle de la transformée conforme pour un ligne coplanaire monocouche.

I. TRANSFORMEE CONFORME**I.1. Calculs des paramètres quasi statiques d'une ligne coplanaire monocouche cylindrique, asymétrique [3]**

Dans un premier temps nous présentons le calcul des paramètres quasi-statique d'une ligne coplanaire monocouche cylindrique, asymétrique. Nous allons généraliser cette formulation pour étudiée la ligne multicouche dans le paragraphe suivant.

La figure 12 montre une coupe (section) transversale d'une ligne coplanaire cylindrique constituée de deux strips d'angles d'ouvertures θ_1 et θ_2 est espacés de 2ϕ . Les deux strips sont implantés sur le rayon externe r_2 du cylindre constitué d'un substrat diélectrique ε_r et de rayon interne r_1 et externe r_2 .

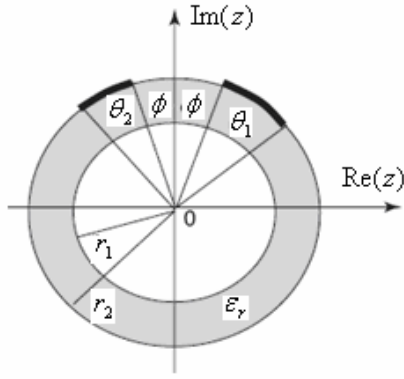


Figure 12: coupe d'une CCPS

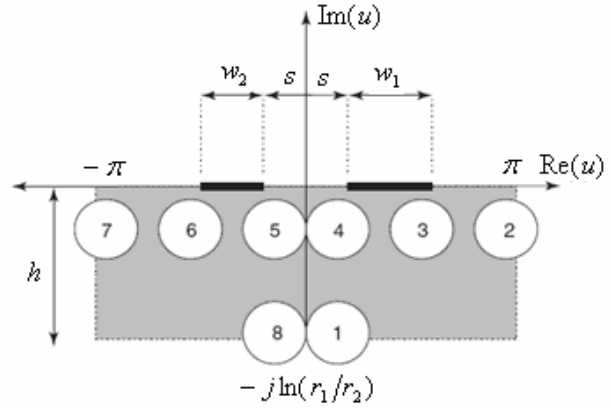


Figure13: coupe d'une ACPS

Le principe de base consiste toujours à déterminer une transformation complexe (dite transformée conforme), la structure cylindrique et même elliptique est transformée en structure planeaire pour lesquelles les paramètres quasi-TEM sont direct à formuler.

En appliquant la transformation complexe

$$u = j \ln \frac{z}{r_2} + \frac{\pi}{2} \quad (9)$$

Comme montre la figure 13, la CCPS de géométrie initialement cylindrique est transformé en une géométrie planeaire (dans le plan u) dite ligne coplanaire asymétrique (asymmetrical coplanar stripline (ACPS)) avec un substrat diélectrique de frontière finie [3]. Une fois que l'ACPS du substrat et de frontières finies soit obtenus, la capacitance totale par unité de longueur de cette structure est alors égale à la somme de la capacitance de l'espace libre C_0 (lorsqu'on remplace le substrat diélectrique par l'air) et de la capacitance C_d du substrat ayant comme constante diélectrique $(\epsilon_r - 1)$.

Ainsi, la structure de la figure13 est transformée en une structure rectangulaire représentée dans la figure 14, en utilisant la transformation –de Schwarz Christoffel

$$W = \int_{u_0}^u \frac{du}{\sqrt{(u-u_3)(u-u_4)(u-u_5)(u-u_6)}} \quad (10)$$

La capacitance C_0 est donnée par :

$$C_0 = 2\varepsilon_0 \frac{K(k'_0)}{K(k_0)} \quad (11)$$

Avec

$$k_0 = \left[\frac{2s(2s + w_1 + w_2)}{(2s + w_1)(2s + w_2)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

$$k'_0 = (1 - k_0^2)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

$K(k_0)$ est l'intégrale elliptique complète du premier espèce de module k_0 (voir annexe).



Figure 14. Transformation vers (a parallel plate capacitor)

Afin de calculer la capacité diélectrique C_d , la région diélectrique dans la figure13 est d'abord transformée en région de moitié inférieure dans figure15 en employant la fonction

$$t = sn((K(k)/\pi)u, k) \quad (14)$$

Puis, la structure obtenue dans la figure15 est de nouveau tracée dans la région rectangulaire dans figure14 en utilisant la transformation de Schwarz Christoffel:

$$W = \int \frac{dt}{\sqrt{(t-t_3)(t-t_4)(t-t_5)(t-t_6)}} \quad (15)$$

$$\begin{cases} t_3 = s_t + w_{t2} \\ t_4 = s_t \\ t_5 = -s_t \\ t_6 = -s_t - w_{t1} \end{cases} \quad (16)$$

$$\text{Ainsi } C_d = \varepsilon_0(\varepsilon_r - 1) \frac{K(k'_d)}{K(k_d)} \quad (17)$$

$$\text{Ou } k_d = \left[\frac{2t_4(t_3 - t_6)}{(t_3 + t_4)(t_4 - t_6)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (18)$$

$$\text{Et } \begin{cases} t_3 = s_t + w_{t2} \\ t_4 = s_t \\ t_6 = -s_t - w_{t1} \end{cases} \quad (19)$$

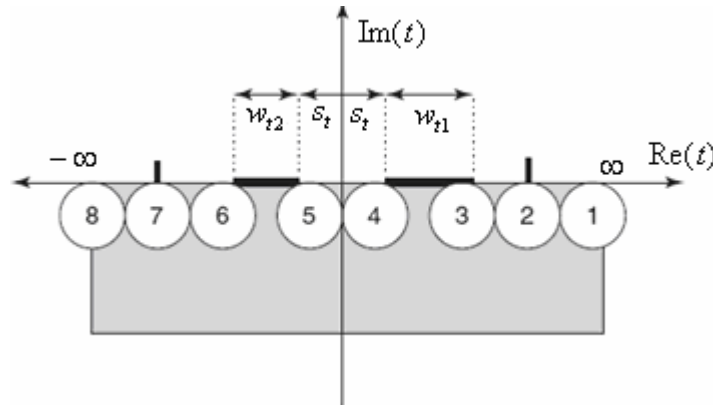


Figure 15. Transformation intermédiaire de la région diélectrique

Après ceci, la capacité C et impédance caractéristique Z_0 par unité de longueur peuvent être obtenues comme suit :

$$C = 2\varepsilon_0\varepsilon_{eff} \frac{K(k'_0)}{K(k_0)} \quad (20)$$

$$Z_0 = \frac{60\pi}{\sqrt{\varepsilon_{eff}}} \frac{K(k_0)}{K(k'_0)} \quad (21)$$

Où la constante diélectrique effective ε_{eff} est donnée par :

$$\varepsilon_{eff} = 1 + \frac{\varepsilon_r - 1}{2} \frac{K(k_0)}{K(k'_0)} \frac{K(k'_d)}{K(k_d)} \quad (22)$$

Tout les relations précédentes sont utilisés pour la structure CCPS et ACPS monocouche dans notre projet on essaye à étudier une structure avec trois couches diélectrique [3].

I. 2. Calcule des paramètres quasi –TEM d’une CPS asymétrique, cylindrique multi couches [1]

La coupe d’une CCPS qu’on l’étudiée est illustrée dans la figure 4.b .appliquant la transformation :

$$z = j \ln\left(\frac{v}{r_3}\right) + \frac{\pi}{2} \quad (23)$$

La CCPS est transformée vers la structure ACPS.

Avec les hauteurs des couches diélectriques sont donnés par :

$$\begin{cases} h_1 = \ln(r_3/r_2) \\ h_2 = \ln(r_3/r_1) \\ h_3 = \ln(r_4/r_1) \end{cases} \quad (24)$$

Avec

$$\begin{cases} w_1 = \theta_1 \\ w_2 = \theta_2 \\ s = \phi \end{cases} \quad (25)$$

Comme indiqué dans la figure 4a la ligne ACPS est une ligne multicouches (trois couches) diélectriques avec les constantes diélectriques des substrats sont ε_{r1} , ε_{r2} et ε_{r3} respectivement .La longueur maximale de la configuration est de $2w$ et les largeurs des métaux sont w_1 et w_2 comme vue dans la figure 4a. Les hauteurs des substrats diélectriques sont h_1 , h_2 et h_3 pour ε_{r1} , ε_{r2} et ε_{r3} respectivement .

La capacitance totale par unité de longueur de cette ligne peut exprimée comme une somme des quatre capacitances C_0 , C_1 , C_2 et C_3 .

$$C = C_0 + C_1 + C_2 + C_3 \quad (26)$$

- C_0 la capacitance d’air après remplacement de la couche diélectrique par l’air.
- C_1 la capacitance du substrat diélectrique de hauteur h_1 et sa constante diélectrique $(\varepsilon_{r1} - \varepsilon_{r2})$.

- C_2 capacitance de la couche diélectrique avec hauteur de h_2 et la constante diélectrique $(\epsilon_{r2} - 1)$.
- C_3 capacitance de matériau diélectrique de hauteur h_3 et de la constante diélectrique $(\epsilon_{r3} - 1)$.

Après cette transformation les paramètres quasi –TEM de la structure planaire est données par:

$$Z_0 = \frac{60\pi}{\sqrt{\epsilon_{eff}}} \frac{K(k_0)}{K(k'_0)} \quad (27)$$

$$\text{Avec } \epsilon_{eff} = 1 + q_1 \frac{(\epsilon_{r1} - \epsilon_{r2})}{2} + q_2 \frac{(\epsilon_{r2} - 1)}{2} + q_3 \frac{(\epsilon_{r3} - 1)}{2} \quad (28)$$

$$\text{Et } q_\tau = \frac{K(k'_\tau) K(k_0)}{K(k_\tau) K(k'_0)} \quad (29)$$

$K(k_\tau)$ C'est l'intégrale elliptique de 1^{ier} ordre et k_τ est donné par:

$$k_i = \sqrt{\frac{2t_1^{(i)}(t_2^{(i)} - t_3^{(i)})}{(t_1^{(i)} + t_2^{(i)})(t_1^{(i)} - t_3^{(i)})}} \quad \text{avec } i = 0, 1, 2, 3 \quad (30)$$

$$t = \text{sn} \left[\frac{K(m_\tau)}{w} z, m_\tau \right] \quad (31)$$

$\tau = 1, 2, 3$ de h_1, h_2, h_3 respectivement et les m_τ le module

$$\begin{cases} t_1^{(0)} = s \\ t_2^{(0)} = s + w_1 \\ t_3^{(0)} = -(s + w_2) \end{cases} \quad (32)$$

Où la fonction (sn) c'est la fonction de Jacobi et les modules m_τ est donné par : [1], [4]

$$\begin{cases} m_\tau = \left[\frac{\exp(\frac{\pi w}{h_\tau}) - 2}{\exp(\frac{\pi w}{h_\tau}) + 2} \right]^2 & \text{pour } 1 \leq \frac{w}{h} < \infty \\ m_\tau = \sqrt{1 - \left[\frac{\exp(\frac{\pi h_\tau}{w}) - 2}{\exp(\frac{\pi h_\tau}{w}) + 2} \right]^4} & \text{pour } 0 < \frac{w}{h} < 1 \end{cases} \quad (33)$$

La formulation dérivée est employée pour voir l'effet de w, h et s dans la variation de ε_{eff} et Z_0 de ACPS, et la variation de l'impédance caractéristique et de la constante diélectrique effective en ce qui concerne $2\varphi/(2\varphi + \theta_1 + \theta_2)$ est vue pour CCPS.

II. RESEAUX DE NEURONES

Dans la deuxième partie on fait l'étude précédente avec les réseaux de neurones c'est quoi un réseau de neurones ?

Un réseau de neurones, également appelés réseaux de neurones artificiels (ANN) est un réseau de beaucoup de processeurs simples (unités, noeuds et neurones). Ces processeurs sont reliés par des lignes de transmission unidirectionnelle (connections) qui portent les données numérique [11].

II. 1. Structure d'un réseau de neurone

Nous décrivons sous ce titre la structure d'un réseau de neurone, ces composants de base et son algorithme d'apprentissage pour comprendre mieux ce que sont les réseaux de neurone. On va spécifier dans notre étude la structure la plus populairement utilisée de réseau de neurone qui est le perceptron multicouche.

II. 2. Réseau de neurone Perceptron Multicouche

II. 2. 1. Composants de base

Une structure typique de réseau de neurone a deux types des composants de base, à savoir, des éléments de traitement et des interconnexions entre eux. Les éléments de traitement s'appellent les neurones, et les raccordements entre les neurones sont connus comme liens ou synapses. Chaque lien a un paramètre correspondant de poids lié à lui. Chaque neurone reçoit des stimuli d'autres neurones reliés à lui, traite l'information, et produit un résultat. Des neurones qui reçoivent des stimuli du réseau s'appellent les neurones d'entrée; des neurones qui sont à la sorties des synapses sont extérieurement employées s'appellent les neurones de sortie. Des neurones qui reçoivent des stimuli d'autres neurones et dont les sorties sont des stimuli pour d'autres neurones dans le réseau sont connus en tant que neurones cachés. Différentes structures de réseau de neurone peuvent être construites en employant différents types de neurones et en les reliant différemment [3].

II.2.2. Structure et notation. Perceptron multicouches

Perceptron multicouches (MLP) est une structure populairement utilisée de réseau de neurone. Dans le réseau de neurone de MLP, les neurones sont groupés dans des couches. Poser que le nombre des couches être L . La première couche est la couche d'entrée, la couche numéro L est la couche de sortie, et les couches entre 2 et $(L - 1)$ sont des couches cachées, comme montré dans la figure16.

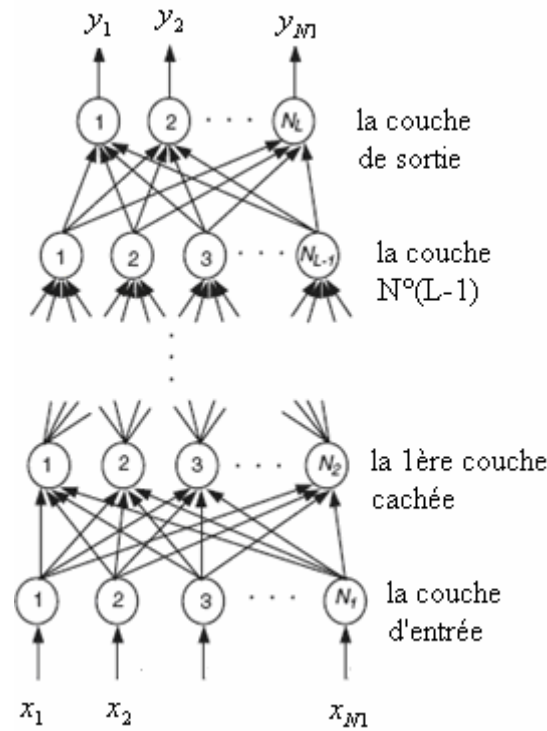


Figure16. Structure d'un réseau de neurones perceptron multicouches. [3]

Chaque entrée est multipliée par le paramètre correspondant de poids, et les produits sont ajoutés pour produire la somme

$$\gamma_i^l = \sum_{j=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^l z_j^{l-1} \quad (34)$$

Où w_{ij}^l , $j > 0$, représente le poids du lien entre le neurone de numéro j de la couche $l-1$ et le neurone de numéro i de la couche numéro l et " w_{i0}^l " représente les biais de neurone i de la couche numéro l .

La somme représentée par (34) est employée pour activer une fonction d'activation du neurone $g(\cdot)$ pour produire la sortie finale du neurone. Cette sortie peut à leur tour, devenir le stimulus aux neurones dans la couche $(L-1)$. La fonction d'activation des couches cachées la plus généralement utilisée est la fonction sigmoïde donnée par :

$$g(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \cdot g(net) \text{ est la sortie du neurone [11].}$$

Nous notons qu'il y a beaucoup de types des fonctions d'activations

Fonction de seuil : sa formule est

$$g(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{net} \geq 0 \\ 0 & \text{si } \text{net} \leq 0 \end{cases} \quad (35)$$

Fonction par morceaux linéaire : sa fonction est donnée par

$$g(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \text{net} \geq 1/2 \\ \text{net} & \text{si } -1/2 \leq \text{net} \leq 1/2 \\ 0 & \text{si } \text{net} \leq -1/2 \end{cases} \quad (36)$$

II. 3. Apprentissage

Il y a trois étapes dans l'apprentissage qui sont comme suit :

II. 3. 1. Définir des entrées et des sorties de l'ANN

La première étape vers développer un modèle neuronal est l'identification des entrées (x) et des sorties (y). La détermination des paramètres de sortie est basée sur les objectifs du modèle de réseau de neurone.

II.3.2. Génération et prétraitement de données

Dans cette étape, des paires d'échantillon (x,y) sont produites en utilisant la simulation ou la mesure. Les paires d'échantillon produites ont pu être divisées en deux ensembles, à savoir, training des données, des données de validation. Des données de training sont utilisées pour guider le processus de formation. Des données de validation sont employées pour surveiller la qualité du modèle de réseau de neurone. L'essai est employé pour examiner indépendamment de la qualité finale du modèle neuronal qualifié en termes de possibilités d'exactitude et de généralisation. La graduation des données peut également améliorer l'efficacité de formation [11].

II.3.3. Formulation du processus de training

L'étape la plus importante dans le développement d'un modèle neuronal est la formation de réseau de neurone. Laissé d_k être l'échantillon numéro k de y dans le training.

Nous définissons l'erreur de formation de réseau de neurone comme

$$E_{Tr}(w) = \frac{1}{2} \sum_{k \in T_r} \sum_{j=1}^{N_y} |y_j(x_k, w) - d_{jk}|^2 \quad (37)$$

Où d_{jk} est l'élément numéro j de d_k , $y_j(x_k, w)$ est la sortie numéro j de réseau de neurone pour l'entrée x_k . T_r est l'ensemble d'index de toutes les données de training, et w est le vecteur des paramètres de poids de réseau de neurone. Le but de training de réseau de neurone, en termes de base, est d'ajuster w tels que la fonction d'erreur est réduite au minimum. Depuis $E_{T_r}(w)$ est une fonction non linéaire des paramètres réglables w de poids, des algorithmes itératifs sont souvent employées pour explorer l'espace de w efficacement, commençant par une valeur initialisée de w et itérativement puis la mettant à jour [11].

II.4.Algorithme d'apprentissage

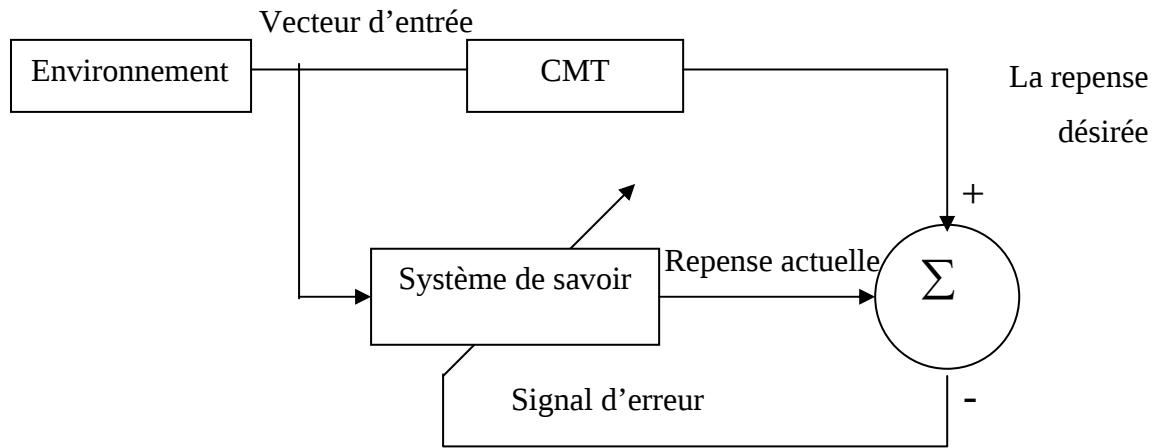


Figure 17: l'algorithme d'apprentissage

Comme la figure17 montre les étapes d'apprentissage est comme suit :

- Initialiser les poids w_{ij}^k et les seuils des neurones à des valeurs petites choisies au hasard.
- Présenter le vecteur d'entrée et de sortie désirée correspondante.
- Calculer la sortie du réseau.
- Calculer l'erreur commise à la sortie.
- Réinjecter l'erreur de sortie dans le réseau et calculer l'erreur dans les couches cachées.
- Calculer le gradient de l'erreur par rapport aux poids.
- Ajuster les poids.

Si la condition sur l'erreur est satisfaisante stop sinon aller à l'étape2.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons calculé les paramètres quasi-statique (la constante diélectrique effective ε_{eff} , l'impédance caractéristique Z_0) d'une ligne coplanaire planaire/ cylindrique monocouche/ multicouche en utilisant la transformée conforme et la transformée de SCHWARZ-CHRISTOFFEL.

Nous avons calculé deux capacitances pour la coplanaire monocouche et quatre pour la multicouche.

Les sortie du modèle de la CM (ε_{eff} , Z_0) sont utilisées pour l'apprentissage d'un réseau de neurone artificiel non récurrent. L'algorithme d'apprentissage est décrit. L'approche neuronale utilisée est justifiée par le fait de la complexité du modèle quasi-statique non linéaire et faisant appel à plusieurs types de fonctions spéciales dont le calcul n'est pas une tâche triviale.