

應用類神經網路預測微帶線高頻諧波抑制特性

徐仲彥¹ 陳立軒¹

¹義守大學電子工程系研究所

摘要

微帶線濾波器，可藉由調整對稱結構之耦合微帶線長度、寬度與間隙，達成濾波器所需要的規格，具有成本低廉及製造容易等優點，可以應用於高頻電子電路設計，但此一設計方式同時會產生高頻諧波；因此高頻諧波的抑制是很多研究探討的議題。其中一種方式為利用覆蓋薄膜抑制高頻諧波，主要概念為利用不同高頻吸收物質混合後，做為表面塗層以吸收高頻訊號，進而將電磁波能轉換為熱能，其等效電路可以視為一低通濾波器，抑制高頻諧波。影響高頻諧波吸收的參數為薄膜的電阻值、薄膜材料的導電率、厚度及尺寸等，本研究利用類神經網路探討上述參數對高頻諧波抑制的影響，進而評估可抑制頻率範圍，作為高頻諧波抑制參考之依據。

關鍵詞：微帶線濾波器，表面塗層，抑制高頻諧波

一、前言

印刷電路具有成本低廉及製造簡單等優勢，已廣泛應用於各種電子電路產業中。微帶線濾波器(microstrip filter)可利用電子蝕刻技術製作於印刷電路板上，是一種簡便製作濾波器的方式，然而此一設計方式在中心頻率的倍頻處易產生高頻諧波(harmonic)或稱虛假響應(spurious responses)。因此高頻諧波的抑制是很多研究探討的議題。

Muroga 等利用三維等效電路網絡分析和三維全波電磁場探討薄膜雜訊抑制中的焦耳損耗[1]。在垂直於薄膜表面的平面中，薄膜和傳輸線被分成多個元件。每個元件由電阻以及導體之間的電容器組成，使用等效電路網絡分析定量計算焦耳損耗作為薄層電阻的函數。此研究結果可以看出，薄膜中的焦耳損失是薄層電阻的函數，而不是薄膜的固有電阻率或厚度。薄

膜中的焦耳損失由兩個主要因素決定：渦電流和傳導電流以位移電流的形式偏離信號線。而所提出的等效電路解釋了薄膜中焦耳損耗。

Lin 等利用碳黑薄膜吸收高頻訊號[2]，使用低成本的網板印刷技術即可印製薄膜材質。薄膜的組成中 70wt% 為碳黑材料、厚度為 0.055mm，薄膜電阻為 162Ω/sq，導電率為 113.6S/m。研究結果發現，碳黑薄膜可以吸收高頻信號，3 GHz 時功率損耗達到 70%。此外，可以改變碳黑的比例來控制起始抑制頻率[4]。

Muroga 等討論磁性薄膜上傳輸線的 R, L, G 和 C 參數，以開發薄膜電磁雜訊抑制器的設計準則[3]。微帶線上沉積磁性材料 Co₈₅Zr₃Nb₁₂ (Co-Zr-Nb) 薄膜。雜訊抑制的頻率分別為幾百 MHz 和 5GHz 範圍。以 T 型轉換等效電路模型，測量其 S 參數；並以鐵磁共振和焦耳損耗，測得的電阻在頻率 5.4 GHz 附近成功達到峰值

34Ω。而由於磁性薄膜的高磁導率和金屬邊界效應，再與沒有薄膜的情況下相比，磁性薄膜的電感和電容分別高 1.3 倍和 2.5 倍。其結果證明了用於開發磁性薄膜雜訊抑制的方法及用途。

將高頻電磁波轉為熱能是一種設計概念，可以有效消除濾波器的高頻諧波項，因此本研究將探討高頻雜訊抑制薄膜中影響高頻訊號吸收之各種參數，包含材料的導電率和薄膜的尺寸，並利用類神經網路(neural network)中倒傳遞演算法(back-propagation)分析，探討其頻率抑制範圍。

二、文獻探討

1. 類神經網路

(1) 類神經網路簡介

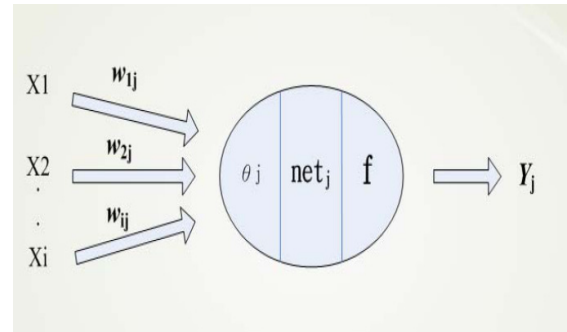
類神經網路 (artificial neural network, ANN)，是一種模仿生物神經系統功能的資訊處理系統，葉怡成定義類神經網路之是一種計算系統，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力 [4-5]。

人工神經元是生物神經元的簡單模擬，它從外界環境或其他人工神經元取得資訊，並加以簡單的運算，輸出其結果到外界或其他人工神經元；類神經網路可以是監督式學習或非監督式學習，其學習法由輸入的範例來經過模組化的學習網路加權來完成的，為資料處理之重要演算法一，利用輸入及輸出之相對應關係經由學習系統，發展出系統模型，並經由系統模型做為判斷、預測、推估及診斷。

(2) 類神經網路架構

類神經網路的主要架構分為三部份，分別為輸入層、隱藏層及輸出層，其中隱藏層可為若干層，每一層均由數個神經元排列組成，如圖一所示，每一層之間都有

完全地連結相連，而每一層的輸入資料為前一層的輸出資料，各層間的連結上具有加權值 (weight)，藉由加權值的強弱控制前一層輸出資料對於後一層輸入資料的影響程度。



圖一 類神經元結構

$$Y_j = f\left(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

i ：輸入變數個數。

j ：第 i 個輸入訊號。

W_{ij} ：第 j 個神經元的第 i 個變數的權重，又稱為連結加權值。

θ_j ：第 j 個神經元的閾值。

P_j ：表示第 j 個神經元的集成函數

$$P_j = net_j = \sum_i W_{ij} X_i - \theta_j$$

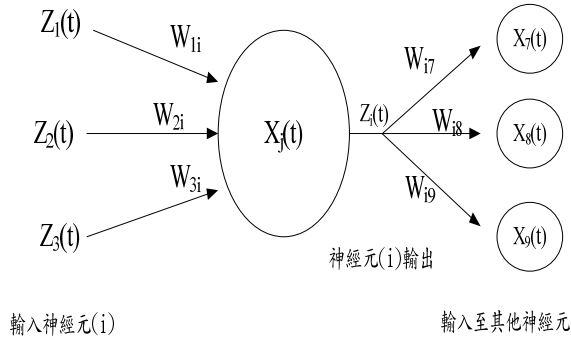
$f(\bullet)$ ：模仿神經元的轉換函數，為處理單元的輸入值之加權乘積和，轉換成處理單元輸出值的數學公式。

$Y_j = f(P_j)$ ：第 j 個神經元的輸出訊號。

2. 倒傳遞演算法基本架構

倒傳遞演算法 (back-propagation algorithm)「倒傳遞演算法」的網路訓練方式包含兩個階段：前饋階段及倒傳遞階段。在前饋階段時，輸入向量由輸入層引入，前饋方式經由隱藏層傳導至輸出層，並計算出網路輸出值，此時，網路的鍵結值則是固定的；而在倒傳遞階段時，網路的鍵結值則根據錯誤更正法則來進行修

正，藉由鍵結值的修正，以使網路的輸出值趨向於期望輸出值，更明確地說，我們以期望正確的輸出值減去網路輸出值以得到誤差信號，然後將此誤差信號回傳至倒傳遞回網路中，因此我們將此演算法稱之為「倒傳遞演算法」，圖二為倒傳遞演算法示意圖。



圖二 倒傳遞演算法示意圖

(1)倒傳遞演算法：

(a)首先，計算 x_j ：

$$x_j = \sum_i y_i W_{ij} \quad (2)$$

輸入神經元 $Z_i = y_i$ ； y_i 是在上一層作用層中第 j 個的處理程度，而 w_{ij} 是在第 i 處理單元對第 j 處理單元之間的連接權重。

(b)計算作用函數值 y_j ，使用總輸入權重值的函數。通常為非線性函數我們使用雙彎曲函數(sigmoid function)：

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-x_j}} \quad (3)$$

(c)計算網路能量函數 E ，表示為：

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - d_j)^2 \quad (4)$$

y_j ：為輸出層裡第 j 個目標輸出

值

d_j ：為輸出層裡第 j 個實際輸出值。

(d)計算網路學習中，使其最小化過程，通常以最陡坡降法來實現

$$\Delta W_{ij} = -\eta \bullet \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (5)$$

η = 學習速率(learning rate)，主要控制每次以最陡坡降法實現最小化誤差函數的步幅。

(2)倒傳遞學習過程：

(a)將誤差函數做偏微分，得 error derivative (EA)。

$$\begin{aligned} EA_j &= \frac{\partial E}{\partial y_j} \\ &= y_j - d_j \end{aligned} \quad (6)$$

(b)當被一個輸出值收到總輸入值的被改變時，計算輸出層差距量 (EI)；

$$\begin{aligned} EI_j &= \frac{\partial E}{\partial X_j} \\ &= \frac{\partial E}{\partial y_j} \times \frac{dy_j}{dx_j} \\ &= EA_j y_j (1 - y_j) \end{aligned} \quad (7)$$

(c)計算新一層的輸出權重值 EW_{ij} 。為公式

(7) 乘以連接的作用值。

$$\begin{aligned} EW_{ij} &= \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \\ &= \frac{\partial E}{\partial X_j} \times \frac{\partial X_j}{\partial W_{ij}} \\ &= EI_j y_i \end{aligned} \quad (8)$$

(d)假如是使用於多層網路中，上一層裡的作用值被改變時，它會影響到被連結的輸出值。因此計算更新錯誤差距量 EA_i 。公

式 (7) 的答案乘以權重。

$$\begin{aligned}
 EA_i &= \frac{\partial E}{\partial y_j} \\
 &= \sum_j \frac{\partial E}{\partial X_j} \times \frac{\partial X_j}{\partial y_i} \\
 &= \sum_j EI_j W_{ij} \quad (9)
 \end{aligned}$$

透過使用第 (2) 步驟和第 (4) 步驟，我們能轉換上一層的輸出差距量轉乘上權重值變成下一層輸出差距量。當知道輸出差距量時，便可以依第二、三步驟計算權重連接值。

3. Scatter parameter (S 參數)

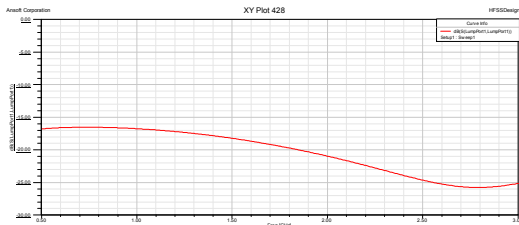
(1) 高頻訊號抑制的衡量指標為 $P_{\text{loss}}/P_{\text{in}}$ ，經由 $P_{\text{loss}}/P_{\text{in}}$ 可以瞭解各吸收雜訊於各頻率之效能及吸收值；其入射訊號=反射訊號(Γ^2)+抑制訊號+傳輸訊號(T^2)，測量 S_{11} 和 S_{21} 參數如圖三和圖四，經計算可以得到訊號抑制量 $P_{\text{loss}}/P_{\text{in}}$ 。

$$\begin{aligned}
 S_{11} &= 20 \log |\Gamma| \\
 |\Gamma| &= 10^{\frac{S_{11}}{20}} \quad (10)
 \end{aligned}$$

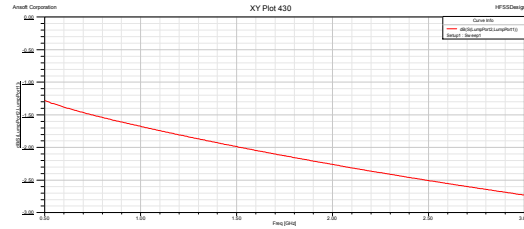
$$\begin{aligned}
 S_{21} &= 20 \log |T| \\
 |T| &= 10^{\frac{S_{21}}{20}} \quad (11)
 \end{aligned}$$

$$P_{\text{loss}} / P_{\text{in}} = 1 - (|\Gamma|^2 + |T|^2) \quad (12)$$

其中 Γ 為反射係數，而 T 為傳輸係數。



圖三 S_{11} 參數



圖四 S_{21} 參數

(2) 導電特性

電阻值可以由下列方程式計算而得：

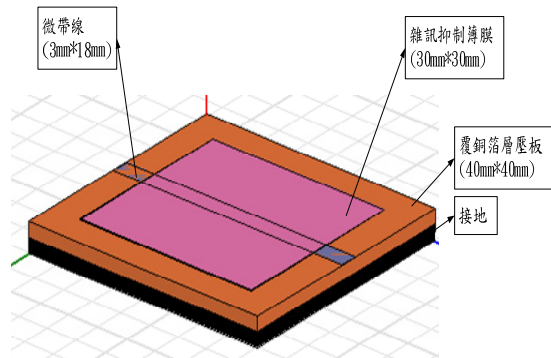
$$R = \frac{\rho L}{t w} = R_{\text{sheet}} * N_{\text{square}} \quad (13)$$

其中 R_{sheet} 為片電阻(R_s)，單位為 Ω/square ， N_{square} 為長條狀電阻正方形的數目， ρ 為材料電阻率， L 為長度， w 為寬度， t 為厚度，本研究利用其公式推論影響導電薄膜參數計有電阻值、片電阻值、尺寸及厚度等，作為必要參數條件。

三、研究方法

1. 數據來源：

本研究係利用高頻結構模擬 (high frequency structure simulator)，HFSS 微帶線 ($W:3\text{mm}/L:40\text{mm}$) 蝕刻於印刷電路板 ($W:40\text{mm}/L:40\text{mm}/H:1.6\text{mm}$) 上，並被覆蓋雜訊抑制薄膜作為資料取樣，如圖五所示。

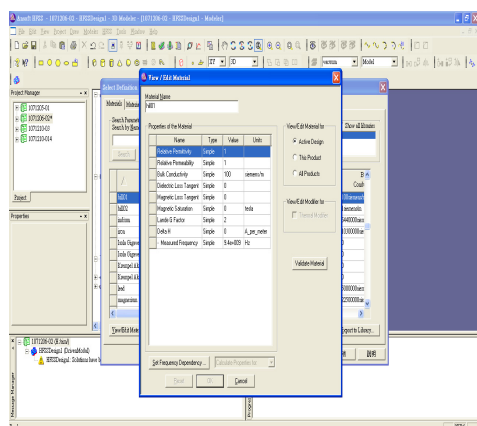


圖五 微帶線與薄膜

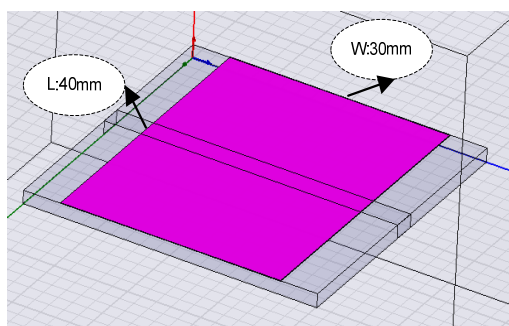
薄膜依不同導電率 (30s/m、50s/m、100s/m、200 s/m、300 s/m、400 s/m、500 s/m)，不同厚度 (0.01mm、0.02mm、

0.03mm、0.04mm、0.05mm)，不同尺寸 (W:40mm/L:40mm、W:40mm/L:30mm、W:40mm/L:20mm、W:40mm/L:10mm、W:30mm/L:10mm、W:30mm/L:20mm、W:30mm/L:30mm、W:30mm/L:40mm、W:20mm/L:30mm、W:10mm/L:30mm)設計 (如圖六~圖十)。圖六為改變導電率參數，圖七~圖十為改變薄膜尺寸 (40mm*30mm、30mm*20mm、20mm*30mm、10mm*30mm)

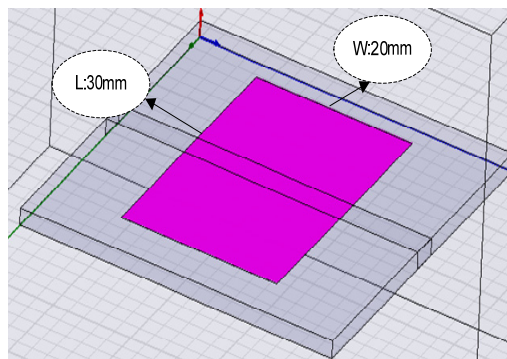
，本研究依上述條件，並以頻率 0.5GHz、1.5GHz 及 3GHz 之 P_{loss}/P_{in} 為取樣輸出，圖十一為取樣輸入/輸出資料。



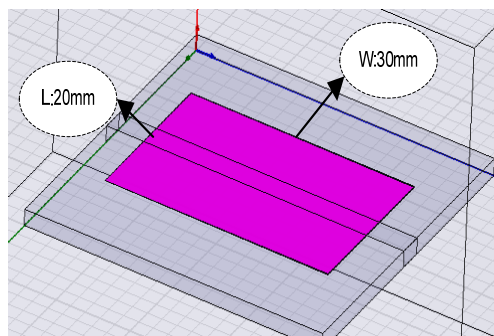
圖六 利用 HFSS 修改薄膜參數



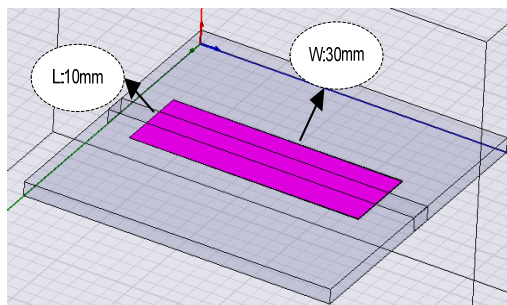
圖七 L:40mm；W:30mm 覆蓋於微帶線上



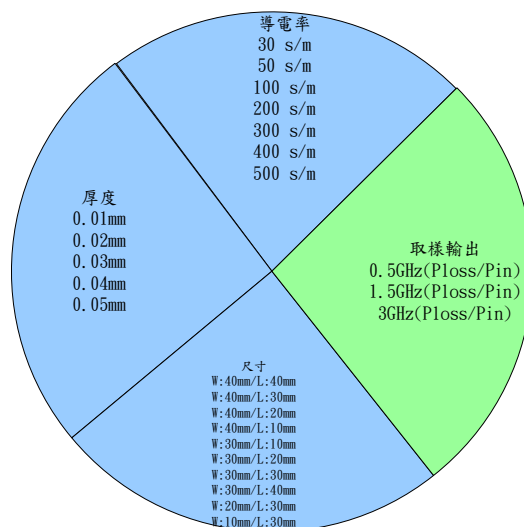
圖八 L:30mm；W:20mm 覆蓋於微帶線上



圖九 L:20mm；W:30mm 覆蓋於微帶線上



圖十 L:10mm；W:30mm 覆蓋於微帶線上



圖十一 取樣輸入/輸出資料

2. 類神經網路學習

本研究將所取樣資料 110 筆做為學習資料，30 筆作為測試資料，經由類神經參數設定後，執行類神經網路學習。圖十二為本研究類神經學習網路示意圖，參數設定為：

輸入層：1 層

隱藏層：2 層

轉換函數(TFi)：logsig

倒傳遞網路訓練函數(BTF)：

traingdm

倒傳遞網路權重學習函數(BLF)：

learnsgdm

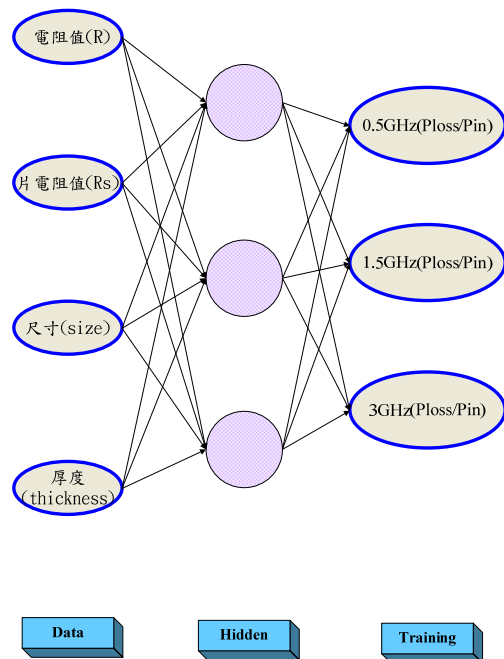
效能函數(PF)：mse

迭代數目：3000 epoch

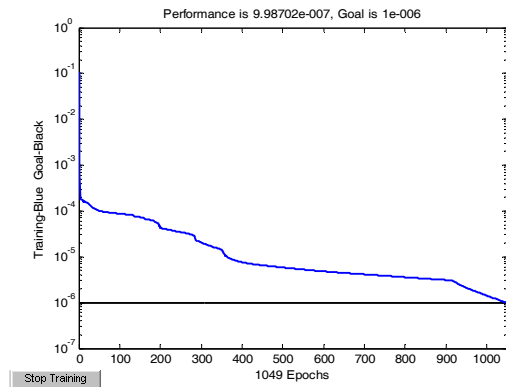
學習速度：0.7

收斂條件目標： 10^{-6}

以上作為本研究之參數設計，使類神經收斂為止，本研究取收斂條件目標為 10^{-6} 主要為使訓練更能完整，圖十三所示為類神經收斂完成。



圖十二 類神經學習網路示意圖



圖十三 類神經收斂完成

3. 模式預測評估

本研究係利用類神經網路預測高頻阻值特性，表一所示為模擬 HFSS 及類神經網路預判值，取樣頻率 0.5GHz、1.5GHz 及 3GHz 之 P_{loss}/P_{in} ，本研究隨機採取(尺寸長寬；厚度；導電率) 3030；0.04；150、3030；0.04；350、3040；0.02；450、3040；0.04；150、4010；0.03；250 及 1030；0.02；450 等六點，作為研究參數測試表示值。

由表一可看出 3030；0.04；150 等為測試參數時，其差異性並不大；本研究係利用平均殘差值(mean absolute percentage error, MAPE)、均方誤差(mean square error, MSE)、均方根誤差(root mean square error, RMSE)，對類神經預測與 HFSS 取樣值進行標準差分析評估。MAPE (%)、均方誤差及均方根誤差值越小，表示類神經預測與 HFSS 取樣值相似度越高，預測效能越好。

Lewis 將平均殘差值依預測能力共分為四個等級，如表二所示[6]。由表二 MAPE 知其各點均介於 Best 及 Better(MAPE<10、10<MAPE≤20)之間，符合預測能力標準值。另 MSE 及 RMSE 等，其值均趨近於零，預測符合。

(1) 平均殘差值

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left[\left| \frac{Mi - Ei}{Mi} \right| \times 100 \% \right] \quad (13)$$

(2) 均方誤差

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Ei - Mi)^2 \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Ei - Mi)^2} \quad (15)$$

(3)均方根誤差

式中 Mi 為 HFSS 取樣值， Ei 為類神經預測值

表一、類神經預測與 HFSS 模擬三點頻率 P_{loss}/P_{in} 值

尺寸 W/L(mm2)； 厚度(um)；導電率(s/m)	3030； 0.04；150	3030； 0.04；350	3040； 0.02；450	3040； 0.04；150	4010； 0.03；250	1030； 0.02；450
HFSS 取樣值 0.5GHz	0.042	0.035	0.041	0.043	0.034	0.009
HFSS 取樣值 1.5GHz	0.076	0.078	0.082	0.083	0.044	0.044
HFSS 取樣值 3GHz	0.087	0.087	0.091	0.091	0.062	0.075
類神經預測值 0.5GHz	0.0407	0.0331	0.0405	0.0454	0.0373	0.0073
類神經預測值 1.5GHz	0.0787	0.0772	0.0822	0.084	0.0453	0.0427
類神經預測值 3GHz	0.0892	0.0863	0.09	0.0922	0.0594	0.0747

(本研究取正規化將 (P_{loss}/P_{in}) 除 10 利於類神經收斂)

表二、MAPE 之預測能力

MAPE(%)	Forecasting ability
MAPE<10	Best
10<MAPE≤20	Better
20<MAPE≤50	Reasonable
50<MAPE	Worse

4.類神經預測結果

表三至五分別為在頻率 0.5GHz(P_{loss}/P_{in})、1.5GHz(P_{loss}/P_{in})、3GHz (P_{loss}/P_{in})類神經預測與 HFSS 模擬之 MAPE、MSE、RMSE 標準差。經由類神經 MAPE、RMSE 及 MSE 標準差分析，均趨近於 HFSS 預測值，因此本研究類神

經預測可作為高頻雜訊特性之評估；以 MAPE 標準差為準其範圍介於 0.244~18.889，以 RMSE 及 MSE 標準差為準其範圍均趨近於 0，可以判斷出類神經學習情況均符合 HFSS 所模擬數據。

表三、類神經預測與 HFSS 模擬 MAPE 標準差

0.5GHz(MAPE)	3.095	5.429	1.22	5.581	9.706	18.889
1.5GHz(MAPE)	3.553	1.026	0.244	1.205	2.955	2.955
3GHz(MAPE)	2.529	0.805	1.099	1.319	4.194	0.4

表四、類神經預測與 HFSS 模擬 MSE 標準差

0.5GHz(MSE)	1.69E-06	3.61E-06	0.00000025	5.76E-06	0.00001089	0.00000289
1.5GHz(MSE)	7.29E-06	6.4E-07	4E-08	0.000001	1.69E-06	1.69E-06
3GHz(MSE)	4.84E-06	4.9E-07	0.000001	1.44E-06	6.76E-06	9E-08

表五、類神經預測與 HFSS 模擬 RMSE 標準差

0.5GHz(RMSE)	0.0013	0.0019	0.0005	0.0024	0.0033	0.0017
1.5GHz(RMSE)	0.0027	0.0008	0.0002	0.001	0.0013	0.0013
3GHz(RMSE)	0.0022	0.0007	0.001	0.0012	0.0026	0.0003

四、結論

本研究以類神經網路學習薄膜抑制高頻訊號之特性，研究薄膜特性抑制頻率範圍，以 0.5GHz~3GHz 為輸出資料，依類神經網路學習 HFSS 中三個不同參數的 $P_{\text{loss}}/P_{\text{in}}$ 值，再由倒傳遞網路修正權重值後，收斂學習完成，後續執行類神經預判高頻雜訊抑制特性，則可以大幅縮短所需時間，本研究係利用類神經網路建模，處理高頻雜訊抑制，為研究薄膜抑制結合演算法模擬基石，後續亦可結合基因演算、田口方法或柔性演算法等做為最佳化演算參考，提供相關研究之依據，亦可作為類神經網路研究之延伸。

參考文獻：

- [1] Sho Muroga ; Masahiro Yamaguchi , "RF Joule Losses Analysis in Thin Film Noise Suppressor Estimated by 3-D Equivalent Circuit Network", IEEE Transactions on Magnetics , Volume: 45 , Issue: 10 , Oct. 2009.
- [2] Guo-Sheng Lin ; Jing-Lun Chen ; Lih-Shan Chen ; Mau-Phon Houng , "Effect of Carbon Black Film on High-Frequency Power Absorption", IEEE Microwave and Wireless Components Letters, Voume: 27 , Issue: 9 , Sept. 2017.
- [3] Sho Muroga ; Yasushi Endo ; Masanari Takamatsu ; Hiroya Andoh, "T-Type Equivalent Circuit of On-Chip Microstrip Line With Magnetic Film-Type Noise Suppressor", IEEE Transactions on Magnetics , Volume: 54 , Issue: 6 , June 2018.
- [4] 葉怡成，應用類神經網路，台北市，儒林書局，第一章~第四章，1997.
- [5] 葉怡成，類神經網路模式應用與實作，台北市，儒林圖書有限公司，第一章~第二章，2004.
- [6] Lewis. "Control of body segment differentiation in drosophila by the bithorax gene complex". Embryonic development, Vo l .1, pp. 269-288, 1982.

An application of neural networks Predict the characteristic of microstrip line harmonic suppression in high frequency

Jung-Yann Shyu¹

Lih-Shan Chen²

Department of Electronic Engineering, I-Shou University, Taiwan

Abstract

The microstrip line filter can achieve the requirements of the filter by adjusting the length, width and gap of the coupled structure, it has the advantages of low cost and easy manufacturing, and can be applied to high frequency electronic circuit design, but this design method also generates high-frequency harmonics ; therefore, the suppression of high-frequency harmonics is a topic of much research. One of the methods is to use the cover thin film to suppress high-frequency harmonics. The main concept is to use different high-frequency absorption materials to mix and use as a surface coating to absorb high-frequency signals, and then convert electromagnetic energy into heat energy. The equivalent circuit can be regarded as low-pass filter that suppresses high-frequency harmonics. The parameters affecting the high-frequency harmonic absorption are the resistance value of the film, the conductivity, thickness and size of the film material. In this study, the neural network is used to investigate the influence of the above parameters on the high-frequency harmonic suppression, and then the frequency range can be suppressed. As the basis for high frequency.

Key words : microstrip filter , thin film , suppression noise