

ニューラルネットワークによるマイクロ波バンドパスフィルタの自動設計技術の研究開発

Research and Development on Automatic Design Techniques of Microwave BPF Using Neural Networks



大平 昌敬 (Masataka OHIRA, Dr. Eng.)

埼玉大学 大学院理工学研究科 准教授

(Associate Professor, Saitama University, Graduate School of Science and Engineering)

電子情報通信学会 電気学会 IEEE EuMA

受賞：電子情報通信学会 2017 年度論文賞 (2018 年) IEEE MTT-S Japan Young Engineer Award 及び Michiyuki Uenohara Memorial Award (2014 年) IEEE AP-S Japan Chapter Young Engineer Award (2011 年) 他

研究専門分野：マイクロ波工学 アンテナ工学

あらまし

マイクロ波帯域通過フィルタ (BPF : Bandpass Filter) の自動設計技術を開発することを目的として、順モデルと逆モデルのニューラルネットワーク (NN : Neural Network) を併用したマイクロ波 BPF の高速自動設計法を提案する。提案法では、逆モデルの NN により得られる形状パラメータを初期値として、順モデルの NN による高速な特性計算を用いて形状最適化を行うことで、BPF の高速自動設計を実現している。設計例として、提案法を用いて 5 段マイクロストリップ BPF を自動設計し、その電磁界シミュレーション結果と理論特性の比較によって提案法の有効性を実証している。

1. 研究目的

スマートフォン等のワイヤレス通信で利用されているマイクロ波帯の高周波回路設計では、電磁界シミュレーション技術が発展した今日においても経験とノウハウの蓄積が欠かせない。そのため、マイクロ波回路設計では技術者の勘と経験に頼るか、電磁界シミュレーションの多用に頼るかの二択を余儀なくされている。

このような状況を鑑み、自動設計技術の開発がマイクロ波回路設計においても切望されている

そこで本研究では、ニューラルネットワーク (NN : Neural Network) を用いて、ワイヤレス通信で必要不可欠なマイクロ波バンドパスフィルタ*1 (BPF : Bandpass Filter) の回路パターンを自動設計技術を開発することを目的としている。

2. 研究背景

マイクロ波 BPF の回路合成理論は古くは「パイプ」^[1]と呼ばれる Matthaei の著書まで遡ることができ、近年では Cameron の結合行列*2^[2]を用いた理論へと発展してきた長い歴史を持つ。BPF 設計の初心者にとってその理論を理解するのは非常に敷居が高いものの、そのエレガントな理論を用いれば伝達関数に応じて理論的に共振器間の結合係数等を算出できる。従って、回路サイズや損失、耐電力性等の無線システムの要求に応じて BPF の物理構造を選定し、結合係数等の理論値に基づいてその物理構造を設計すればよい。ところが、実際には BPF の多くは形状パラメータを一つ変えれば他の共振器は摂動を受けて共振周波数や結合係数が変化してしまう。つまり、BPF の構造パラメータと電気パラメータ (共振周波数や結合係数) の間には一対一の対応関係が保証されていない。

それでも高性能な BPF の設計が可能な理由は、良くも悪くも電磁界シミュレータの浸透にある。フィルタ理論や物理メカニズムがわからずとも電磁界シミュレータで構造パラメータを最適化すれば (あるいは試行錯誤の繰り返しで) 設計が可能なのである。これは電磁界シミュレータが強力なツールである証拠ではあるが、設計時間は設計者の経験値と勘で決まってしまう。

このような問題に対して、設計の効率化を目的に NN を利用した BPF 設計技術の開発がこれまで行われてきた[3],[4]。例えば、共振器段数の多い導波管 BPF の設計では、共振器間の結合係数と構造パラメータの関係のモデリングにニューラルネットワークを導入し、それを複数個用いた調整設計が提案されている。しかし、従来手法では構造の一部の設計に NN を使用している例が多く、BPF の回路全体に対する汎用的な設計

ニューラルネットワークによるマイクロ波バンドパスフィルタの自動設計技術の研究開発

Research and Development on Automatic Design Techniques of Microwave BPF Using Neural Networks

への道筋は見えていない。一方、国内では NN を用いたマイクロ波 BPF の設計は筆者らの研究以外に皆無である。

3. 提案法

以上の問題を解決するため、NN を用いた BPF の自動設計を提案する [5]。提案方法の特徴は 2 つのモデルを NN で構築し、それを併用する点にある。

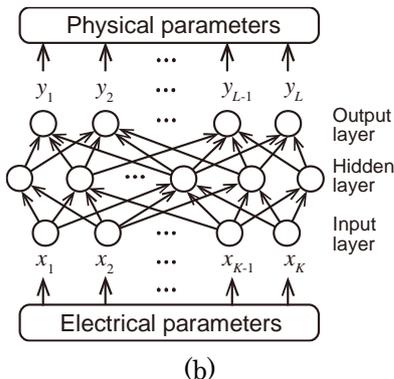
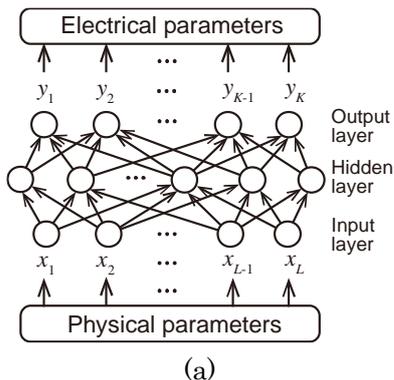


図 1 (a) 順モデルの NN、(b) 逆モデルの NN

その一つが「順モデル」(図 1(a))、もう一つが「逆モデル」(図 1(b)) である。前者は物理パラメータから電気パラメータを求めるモデルであり、後者はその逆である。BPF の物理パラメータから電気パラメータを出力する順モデルを NN で構築できれば、BPF の形状パラメータから高速にフィルタ特性を求めることができる。つまり、電磁界シミュレータの代替となる。

それに対して、電気パラメータを入力して物理パラメータを出力する逆モデルでは、所望の特性を実現する理論的な電気パラメータを与えると、それを物理的に実現し得る最も近い物理パラメータの組合せが得ら

れる [6]。ただし、理論的な電気パラメータをそのまま物理的に達成できるような形状パラメータの組合せが存在するとは限らないため、必ずしも設計仕様を満足するとは限らない。しかし、見方を変えれば、逆モデルの出力は最適値の極近傍にあると考えられ、形状最適化の初期値として利用できる。

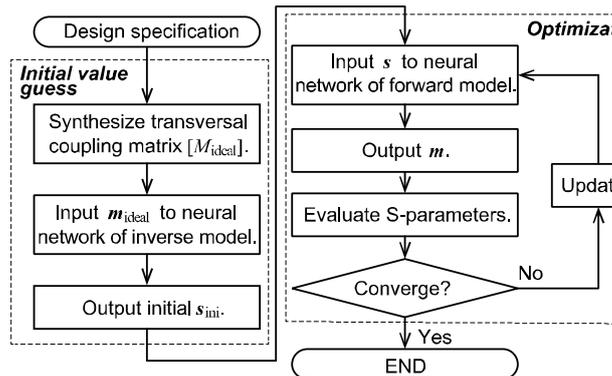
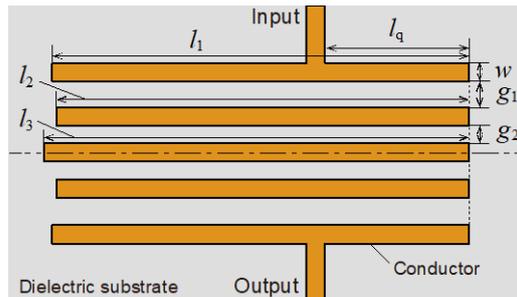


図 2 順モデルと逆モデルの NN を併用したマイクロ波帯 BPF の自動設計のフローチャート (形状パラメータの初期値推定: 逆モデル、電磁界シミュレータの代替: 順モデル)

そこで、図 2 に示すように提案する自動設計法では逆モデルを用いて BPF の形状パラメータの初期値を設計仕様の電気パラメータから推定し、その後、順モデルでフィルタ特性を評価しながら形状最適化を実行する。この方法では初期値が最適値の極近傍にあるため最適化の収束も速い上、電磁界シミュレータの代替として順モデルを用いるため計算時間も大幅に短縮される。また、図 2 の一連のフローは自動で行われるため、設計者は設計仕様を入力しさえすればよい。

4. 提案法の適用例



ニューラルネットワークによるマイクロ波バンドパスフィルタの自動設計技術の研究開発

Research and Development on Automatic Design Techniques of Microwave BPF Using Neural Networks

図 3 設計対象の共振器 5 段マイクロストリップ BPF

提案法の適用例として、図 3 に示す共振器 5 段のマイクロストリップ BPF を取り上げる。この BPF は図中の一点鎖線について対称構造である。よって、BPF の設計変数は図中の共振器長 l_1, l_2, l_3 、共振器間隔 g_1, g_2 、入出力線路と共振器の接続位置 l_q である。なお、線路幅は固定とする。

逆モデルへの入力 \mathbf{x} ($=\mathbf{m}_{ideal}$) は、設計仕様からフィルタ理論によって求められる結合行列の要素（電気パラメータ）である。一方、その出力 \mathbf{y} ($=\mathbf{s}_{ini}$) は BPF の設計変数である形状パラメータである。順モデルの入力と出力は逆モデルとは逆になり、入力が形状パラメータ \mathbf{x} ($=\mathbf{s}$)、出力 \mathbf{y} ($=\mathbf{m}$) が結合行列の要素である。なお、BPF の透過係数と反射係数の周波数特性は結合行列から求められる [2]。BPF の形状最適化に用いる評価関数は、通過域内における BPF の反射係数と理論特性の反射係数の平均二乗誤差で定義し、最適化変数の形状パラメータの刻み幅は 0.05 mm に設定する。

順モデルと逆モデルの NN の構築には学習データを事前に用意する必要がある。そのデータセットとして、 $32.5 \text{ mm} \leq l_1, l_2, l_3 \leq 35.5 \text{ mm}$ (0.5 mm ステップ)、 $0.5 \text{ mm} \leq g_1, g_2 \leq 3.5 \text{ mm}$ (0.5 mm ステップ)、 $11.0 \text{ mm} \leq l_q \leq 13.0 \text{ mm}$ (0.5 mm ステップ) の組合せで 6300 個（ただし、設計の経験から $l_1 \geq l_2 \geq l_3$ に限定）を用意し、2000 個のテストデータも別途用意した。学習終了時の学習データとテストデータに対する平均二乗誤差は順モデルにおいてそれぞれ 3.9×10^{-5} 、 7.7×10^{-5} 、逆モデルにおいてそれぞれ 9.2×10^{-5} 、 9.8×10^{-5} となり、BPF 設計には十分な精度である。なお、順モデルと逆モデルはいずれも三層 NN であり、その中間層のノード数はそれぞれ 60、70 である。また、活性化関数にはシグモイド関数を用いた。

一例として、以下の仕様を与えてマイクロストリップ BPF の設計を行った。ただし、誘電体基板の比誘電率は $\epsilon_r = 2.6$ 、厚みは $t = 1.0 \text{ mm}$ である。

- ・ 伝達関数：一般化チェビシェフ関数
- ・ 中心周波数：3.0 GHz
- ・ 比帯域幅：5%

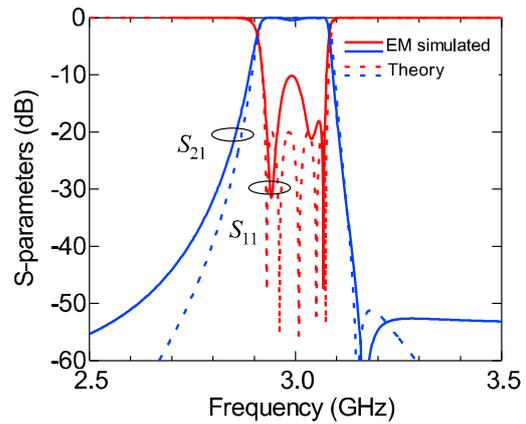
- ・ 帯域内反射損失：20 dB
- ・ 共振器段数：5
- ・ 伝送零点*3：3.15 GHz

この仕様から提案法による自動設計で得られた形状パラメータの初期値 \mathbf{s}_{ini} と最適化後の値 \mathbf{s}_{opt} は以下の通りである。

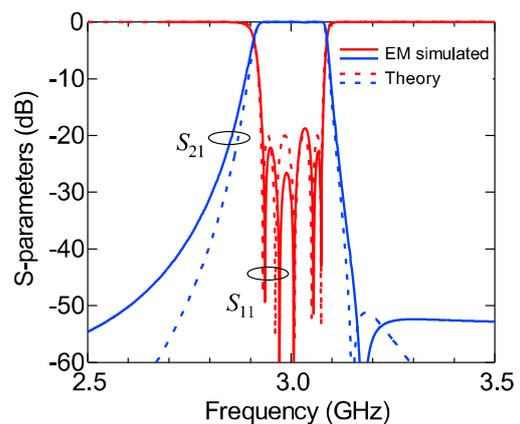
$$\begin{aligned} \mathbf{s}_{ini} &= [l_1 \quad l_2 \quad l_3 \quad g_1 \quad g_2 \quad l_q] \\ &= [34.05 \quad 33.55 \quad 33.40 \quad 2.15 \quad 3.25 \quad 12.80] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_{opt} &= [l_1 \quad l_2 \quad l_3 \quad g_1 \quad g_2 \quad l_q] \\ &= [34.05 \quad 33.45 \quad 33.45 \quad 2.15 \quad 3.10 \quad 12.70] \end{aligned}$$

ただし、単位は mm である。形状パラメータの初期値 \mathbf{s}_{ini} と最適化後の値 \mathbf{s}_{opt} の BPF の周波数特性を図 4(a)、(b) にそれぞれ示す。



(a)



(b)

図 4 順モデルと逆モデルの NN を併用して設計した 5 段マイクロストリップ BPF の周波数特性の電磁界シミュレーション結果と理論特性との比較 (a) 形状パラメータの初期値の特性、(b) 最適化後の形

ニューラルネットワークによるマイクロ波バンドパスフィルタの自動設計技術の研究開発

Research and Development on Automatic Design Techniques of Microwave BPF Using Neural Networks

状パラメータによる特性

逆モデルによる高精度な初期値推定によって通過域の中心周波数や周波数帯域幅はよく一致していることがわかる。そして、形状パラメータの最適化を行うことで通過域内の反射特性が改善されている。なお、本設計に要した計算時間は一般的なデスクトップPCで30秒足らずであった。

このように提案法によって自動的に初期値推定ならびに形状パラメータの最適化が行われた結果、通過域内に5つの反射零点*4が現れ、帯域内の反射損失を設計仕様と同程度まで抑えた良好な特性を得ることに成功した。

5. 課題と将来展望

以上で提案した手法では、予め設計者（人間）がマイクロ波BPFの回路パターンを与えている。より具体的には、これまでの経験から設計変数とすべき形状パラメータを事前に決めている。NNによる自動設計技術の有効性の検証としてはそれで十分であるが、形状パラメータが変わればNNを一から構築し直す必要がある。また、BPFの結合構成や共振器段数が変わっても然りである。平面フィルタの設計に特化して考えてみても下記のような課題がある。

- ✓ マイクロ波フィルタの物理構造や回路パターンに制限されない方法に一般化するにはどうすればよいか
- ✓ 材料定数や設計周波数が大きく変わった場合に効率的に学習するにはどうすればよいか
- ✓ 学習用の大量データの生成を効率的に行うにはどうすればよいか

一番目の課題については、回路パターンを画像化すれば畳み込みニューラルネットワークが応用できる可能性がある。NNの強みは学習データを追加していくことで「賢く」なる点にあるので、回路パターンを学習できる汎用的スキームを考案すれば機械的に学習を進めることが可能になるだろう。二番目の課題に関しては波長短縮効果をニューラルネットワークに組み込めばよいように思うが、そんな単純な問題ではないと

考えている。三番目が実は最も切実な問題であり、NNの構築はデータ数が物を言う。どのように大量のデータを生成・共有化していくかという議論は、無線通信分野におけるNNを用いた回路設計の発展にとって重要かもしれない。

以上のような課題はあるものの、構造や材料定数、デバイスの特性がわかってしまえば、設計技術を習得せずともNNを構築さえすれば短時間で設計が可能になる。将来、この点はメーカーにとって脅威になり得るかもしれない。

おわりに

マイクロ波BPFの自動設計を目的に、NNによる順モデルと逆モデルを併用したBPFの高速自動設計法を提案した。提案法の適用例として、5段マイクロストリップBPFの自動設計を行った。その結果、逆モデルにより構造パラメータの初期値を瞬時に最適値近傍に設定することができるため、順モデルを用いた形状最適化では非常に高速な収束が得られた。最後に、BPFの電磁界シミュレーション結果と理論特性が通過域において良好に一致したことから、提案法の有効性が示された。

用語解説

- *1 マイクロ波BPF: マイクロ波帯で動作するBPFの総称。一般に分布定数型の複数の共振器とそれらの結合で構成される。マイクロストリップフィルタや導波管フィルタ等がある。
- *2 結合行列: 共振器の共振周波数や共振器間の結合係数を表す行列
- *3 伝送零点: 透過電力がゼロとなる周波数点
- *4 反射零点: 反射電力がゼロとなる周波数点

参考文献

- [1] G. L. Matthaei, L. Young, and E. M. T. Jones, Microwave Filters, Impedance-Matching Networks, and Coupling Structures, New York: McGraw-Hill, 1964.
- [2] R. J. Cameron, C. M. Kudsia, and R. R. Mansour, Microwave Filters for Communication Systems:

ニューラルネットワークによるマイクロ波バンドパスフィルタの自動設計技術の研究開発

Research and Development on Automatic Design Techniques of Microwave BPF Using Neural Networks

Fundamentals, Design, and Applications, New York: Wiley, 2007.

- [3] Y. Wang, M. Yu, H. Kabir, and Q. Zhang, "Effective design of cross-coupled filter using neural networks and coupling matrix," 2006 IEEE MTT-S Int. Microwave Symposium Digest, pp.1431-1434, San Francisco, USA, June 2006.
- [4] S. Li, Y. Wang, M. Yu, and A. Panariello, "Efficient modeling of Ku-band high power dielectric resonator filter with applications of neural networks," IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., vol.67, no.8, pp.3427-3435, Aug. 2019.
- [5] 山下 青, 大平昌敬, 馬 哲旺, "ニューラルネットワークによる順モデルと逆モデルを併用した有極形マイクロストリップ BPF の自動設計の一方法," 信学技報, vol.118, no.506, MW2018-178, pp.121-126, Mar. 2019.
- [6] 山下 青, 大平昌敬, 馬 哲旺, 王 小龍, "ニューラルネットワークによる逆モデルを用いたマイクロ波帯域通過フィルタの無調整設計の一方法," 信学論(C), vol.J101-C, no.8, pp.327-335, Aug. 2018.

この研究は、平成28年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成29～30年度に実施されたものです。