

令和 4 年 6 月 6 日現在

機関番号：12401

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2019～2021

課題番号：19K04506

研究課題名(和文)ニューラルネットワークによるマイクロ波フィルタの完全自動設計法の研究開発

研究課題名(英文) Research and development on automated design method of microwave bandpass filters using neural network

研究代表者

大平 昌敬 (Ohira, Masataka)

埼玉大学・理工学研究科・准教授

研究者番号：60463709

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,300,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、マイクロ波バンドパスフィルタ(BPF)の設計の自動化を実現するため、ニューラルネットワークで構築した順モデルと逆モデルを併用した高速自動設計法を提案した。本設計法ではまず、逆モデルによって設計仕様からBPFの構造パラメータの初期値を高精度に推定し、順モデルを用いた高速特性計算によって構造パラメータの最適化を行うことで設計の自動化に成功した。さらに、その設計技術を計算機に獲得させるため深層Qネットワークによる強化学習のフレームワークを提案し、BPF設計技術の獲得が可能であることも示した。そして、共振器5段マイクロストリップBPFの自動設計を行い、提案法の有効性を実証した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

マイクロ波回路設計では、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がものを言う。そのため、設計者に相当の経験や知識が要求され、場合によっては電磁界シミュレーションによる特性調整に膨大な計算時間を要していた。本研究ではマイクロ波BPFの設計において、そのような試行錯誤による設計から脱却するため、設計仕様から設計結果が瞬時に得られる新しい自動設計の一手法を提供した。さらに、BPFの構造パラメータとBPFの特性の関係を計算機が学習するフレームワークを構築し、BPFの設計技術を計算機が獲得できることを初めて示した。

研究成果の概要(英文)：In this study, an automatic design method using both a forward model and an inverse model constructed by a neural network has been proposed to realize automation of the design of microwave bandpass filters (BPFs). In the proposed design method, initial values of structural parameters of BPF to be designed are first estimated with high accuracy from design specifications by the inverse model, and then the structural parameters are optimized with the help of fast calculation of frequency responses using the forward model. Furthermore, this study has also proposed a framework for reinforcement learning using a deep Q-network to acquire design techniques with a computing machine. The effectiveness of the proposed design methods has been demonstrated through design examples of a fifth-order microstrip BPF.

研究分野：マイクロ波工学

キーワード：バンドパスフィルタ ニューラルネットワーク 自動設計

1. 研究開始当初の背景

深層学習に対する期待は年々高まり、今後の社会・生活環境を変革する技術として非常に注目を集めている。一方で、より一層の高速・大容量化が要求される次世代ワイヤレス通信では回路設計がますます複雑化している。特にマイクロ波回路設計では、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がものを言う世界である。ワイヤレス通信回路の中で最も重要なマイクロ波バンドパスフィルタ (BPF : Bandpass filter) も例外ではない。

BPF 設計においていまだ問題となっているのは、(1) 電磁界シミュレーションに要する特性計算時間と、(2) BPF 回路内の共振器間の不要な電磁界結合に起因する構造パラメータの調整時間である。前者は計算機性能の向上とともに解決できるが、後者はフィルタ技術者の経験が要求され、場合によっては電磁界シミュレーションによる調整に膨大な計算時間を要している。

前者の問題(1)の解決策として、ニューラルネットワーク (NN : Neural Network) を用いて「構造パラメータ (物理パラメータ) からフィルタ特性 (電気パラメータ) を計算」するための順モデルが構築されてきた [1]-[3]。ところが、それは電磁界シミュレータの代わりにすぎず、実際の設計では闇雲な特性調整が繰り返されている状況である。従って、BPF の設計のために構築すべきモデルは、「与えられたフィルタ特性の設計仕様 (電気パラメータ) から構造パラメータ (物理パラメータ) を決定」する逆モデルである。しかし、逆モデルの欠点として、一般に入力と出力のデータ間で一対一対応が保証されないという問題がある。そのため、逆モデルのみでは必ずしも目的とする解が得られるとは限らないという課題に直面していた。

2. 研究の目的

本研究では、上記の問題点を解決するため、順・逆モデルを併用した新しい BPF 自動最適化設計法を提案する。そして、順・逆モデルを NN で構築し、BPF 設計を通して提案手法の有効性を検証することを目的とする。前述のように順モデル・逆モデルの両方に課題がある。本研究課題では逆モデルで構造パラメータの初期値を推定し、順モデルを用いた高速特性計算によって構造最適化を行う。このようにして欠点を互いの長所で補うことで、設計仕様のみを入力すれば、BPF の設計結果が瞬時に得られる自動設計技術を確立する。提案法によりマイクロストリップ BPF の設計を行い、電磁界シミュレーション結果と理想特性を比較することでその有効性を実証する。

さらに本研究では、深層 Q ネットワーク (DQN : Deep Q-Network) を用いたマイクロストリップ BPF の設計技術の獲得方法、ならびにそれを用いた自動設計手法も提案する。BPF の設計技術を計算機 (DQN) で獲得するため、逆モデルによって得られる構造パラメータにあえて乱数を加えた多数の組み合わせを構造パラメータの初期値として強化学習を行う。提案法では、NN で事前に構築した順モデルを用いることで強化学習に要する時間を劇的に短縮する。また、提案法の適用例として、DQN を用いてマイクロストリップ BPF の自動設計を行い、提案法の有効性を実証する。

3. 研究の方法

(1) 順・逆モデルを併用した BPF の自動最適化設計法

提案する順モデルと逆モデルを併用した BPF の自動設計手順を説明する。

まず、図 1(a) に逆モデルを示す。入力には共振器並列形フィルタ回路の結合行列であり、出力は BPF の構造パラメータである。仕様から得られる結合行列の理想値をこの逆モデルに入力すると、それを実現する最適値近傍の構造パラメータを瞬時に得ることができる。一方、図

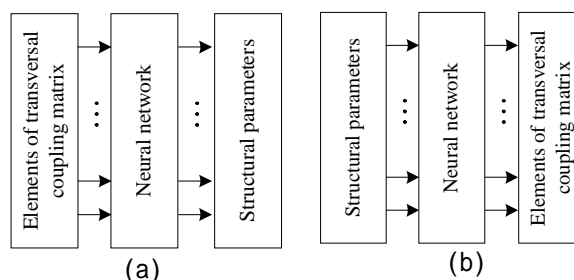


図 1 NN による逆モデルと順モデル

1(b) に順モデルを示す。入出力は逆モデルとは反対であり、入力には構造パラメータ、出力は結合行列の要素である。順モデルによって BPF の周波数特性を高速に計算することができる。

次に、NN を用いて順モデルと逆モデルを構築するために必要な教師データの生成について説明する。まず、設計対象とする BPF について、設計変数とする構造パラメータを決定する。構造パラメータを変化させる範囲を定め、その範囲内で任意の値を組み合わせさせて電磁界シミュレーションを行う。電磁界シミュレーションによって得られる S パラメータから、結合行列抽出法 [4] により共振器並列形フィルタ回路の結合行列を得る。このときの構造パラメータと結合行列の要素の組み合わせが、順モデルと逆モデルの構築に用いる教師データである。以上のようにして順モデルと逆モデルの構築に必要な十分な数の教師データを生成し、NN の学習を行うことで両モデルを構築できる。

図2に提案するBPFの自動最適化設計法の手順を示す。まず、与えられた設計仕様からフィルタ回路合成理論により共振器並列形フィルタ回路の結合行列の理想値を算出する[5]。構築した逆モデルに結合行列の理想値を入力すると、最適値近傍の構造パラメータが得られる。得られた構造パラメータを初期値として、順モデルを用いて準ニュートン法により構造最適化を行う。ただし、最適化の際は結合行列を直接評価するのではなく、結合行列から計算できるSパラメータを評価する。目的関数値が十分小さくなる、もしくは収束すれば、BPFの設計は終了である。このように構造パラメータの初期値推定から構造最適化までが自動で実行される。

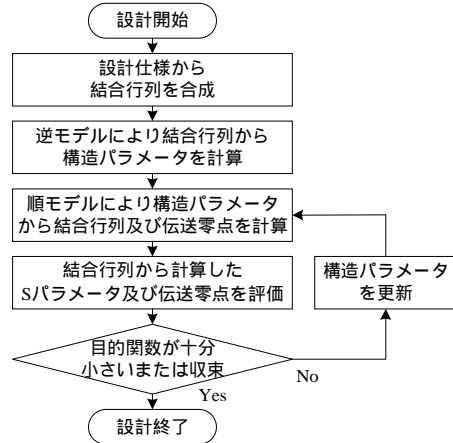


図2 準ニュートン法を用いたBPF自動最適化設計法の手順

(2) DQNを用いたBPF自動設計法

次にDQNによるBPF設計技術獲得のフレームワークと、それを用いたBPFの自動設計法を提案する。

図3にDQNによるBPF設計技術獲得のフレームワークを示す。エージェントはBPF設計者を模擬するDQNであり、環境は電磁界シミュレータの模擬システムである。図に示すように、DQNの入力の状態 s は構造パラメータ $p_k(k=1, 2, \dots, K)$ であり、出力は行動 a_i に対するQ値 $Q_i(i=1, 2, \dots, n, n$ は行動の数)である。ここで、Q値は行動を評価するパラメータである報酬 r が得られる期待値を表し、行動は構造パラメータのうち一つの要素 p_k を $+\Delta p_k$ または $-\Delta p_k$ だけ変化させる処理を意味する。環境ではまず、行動によって更新された構造パラメータに対して順モデルによって周波数特性を計算し、評価する。事前に定めた構造パラメータの範囲における順モデルをNNで構築しておくことで、電磁界シミュレーションに比べて特性計算に要する時間を劇的に短縮できる。これが強化学習や自動設計の高速化を可能にする。次に、周波数特性の評価値に応じて与えられる報酬 r と、更新された構造パラメータがエージェントに返される。

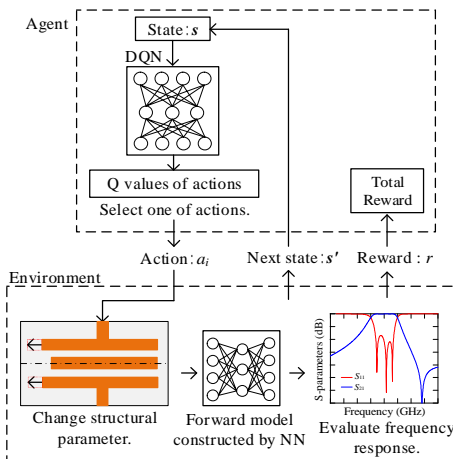


図3 DQNを用いたBPF設計技術獲得のフレームワーク

強化学習はエピソードと呼ばれる学習単位を繰り返すことで行われる。その実行手順は、まず、エピソード開始時に状態(構造パラメータ)の初期値を決定する。初期値依存性の低いDQNを構築することを目的として、逆モデルによって得られる構造パラメータにあえて乱数を加える。こうして生成された多数の組み合わせ $P_j(j=1, 2, \dots, m)$ から初期値がランダムに選択される。この初期値に対して構造パラメータ更新と周波数特性の評価を繰り返し、蓄積される経験データを基に経験リプレイによって累積報酬が最大化されるようにDQNを構築していく。最後に終了条件が満たされると一つのエピソードが終了となる。

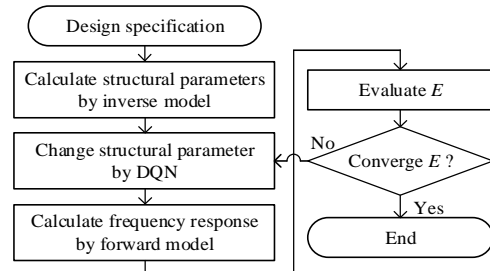


図4 DQNを用いたBPF自動設計法の手順

図4にDQNを用いたBPF自動設計法の手順を示す。まず、逆モデルによって設計仕様から構造パラメータが瞬時に計算される。これを初期値としてDQNによる自動設計を行う。このDQNは、事前に強化学習によって累積報酬を最大化するQ値を近似している。そのため、出力された中で最もQ値の大きい行動を選択し続けるだけで構造パラメータの更新が自動的に繰り返される。そして、周波数特性の評価値 E が収束、つまり設計仕様に十分近い特性が得られれば自動設計は終了となる。

4. 研究成果

(1) 順・逆モデルを併用したBPFの自動最適化設計法による設計例

提案するBPFの自動設計法による設計例として、マイクロストリップBPFの設計を行い、提案法の有効性を実証する。BPFの設計例として、図5に示す5段マイクロストリップBPFを取り上げる。図中の l_1, l_2, l_3

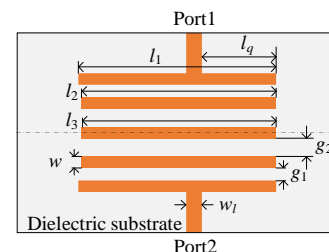


図5 5段マイクロストリップBPF

は共振器長、 g_1 、 g_2 は共振器間隔、 l_q は入出力線路と共振器の接続位置であり、これらを変数とする。誘電体基板は比誘電率 $\epsilon_r=2.6$ 、厚さ 1.0 mm とし、共振器の幅 w 、入出力線路の幅 w_1 はそれぞれ 2.0 mm、2.7 mm とした。

順モデルと逆モデルを 3 層 NN で構築する。NN の入出力である構造パラメータ数は 6 個、結合行列の要素数は 10 個である。表 1 に構造パラメータを変化させる範囲と刻み幅を示す。なお、教師データは NN の重みなどのパラメータを更新するために用いるデータであり、テストデータは教師データ以外の点における NN の精度を確認するために用いるデータである。表 1 に示す範囲でデータを生成し、順モデル及び逆モデルを構築した結果を表 2 に示す。ただし、データに対する誤差は平均二乗誤差で評価している。両モデルは今回の自動設計に支障がない精度で構築できていると言える。

構築した順モデルと逆モデルを用いて自動設計を行う。設計仕様は一例として、通過域の中心周波数 3.0 GHz、比帯域幅 5%、帯域内反射損失 20 dB、伝送零点周波数 3.15 GHz と与えた。図 6 に自動設計で得られた構造パラメータの初期値と最適化後の値及び電磁界シミュレーション結果と理論特性の比較を示す。逆モデルにより得られた構造パラメータの初期値は最適化後の値に近く、良い初期値が得られている。また、最適化後には理論特性と同様に通過域内に 5 つの反射零点が現れ、帯域内の反射損失として仕様で与えた 20 dB 程度まで抑えられていることがわかる。以上から、順モデルと逆モデルを併用した BPF の自動最適化設計法の有効性が示された。

(2) DQN を用いた BPF 自動設計法による設計例
 続いて、DQN を用いた自動設計法によって先と同じ BPF を設計する。設計すべき構造パラメータ $p_k(k=1, 2, \dots, K)$ も同じく、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 であり、 $K=6$ となる。また、誘電体基板の比誘電率 $\epsilon_r=2.6$ 、厚さ 1.0 mm である。設計仕様は、通過域の中心周波数は 3.0 GHz、比帯域幅は 5%、帯域内反射損失は 14 dB と与えた。なお、順・逆モデルの NN の構築に必要な構造パラメータの変化範囲は表 1 と同じである。次に、強化学習に関する設定として、構造パラメータの変化ステップは $p_k=0.05$ mm とする。また、DQN は入力ノード数 6、出力ノード数 12 であり、隠れ層の層数は 6、そのノード数は 100 とする。また、一つのエピソードの最大行動回数を 30 と設定し、構造パラメータの初期値から評価値 E が所定値以下を達成する DQN を構築することを目標として強化学習を行った。

構築した DQN を用いた自動設計結果を A とする。また、構造パラメータに強化学習時とは異なる乱数を加えたテスト用の構造パラメータの初期値に対する自動設計の結果例を B とする。表 3 に A と B の設計前後の構造パラメータおよび評価値 E を示し、図 7 にその周波数特性を示す。なお、これらは順モデルによって得られた周波数特性である。図からわかるように、設計仕様を満たしていない特性から、A はステップ数 20 で 0.23 秒、B はステップ数 29 で 0.31 秒という非常に短い設計時間でどちらも設計仕様を十

表 1 順モデルと逆モデルの構築に用いた構造パラメータの変化範囲と刻み幅

Structural parameters	Training data			Test data		
	Min.	Max.	Step	Min.	Max.	Step
l_1 (mm)	33.0	35.0	0.5	33.25	34.75	0.5
l_2 (mm)	33.0	35.0	0.5	33.25	34.75	0.5
l_3 (mm)	33.0	35.0	0.5	33.25	34.75	0.5
g_1 (mm)	1.5	4.0	0.5	1.75	3.75	0.5
g_2 (mm)	1.5	4.0	0.5	1.75	3.75	0.5
l_q (mm)	11.0	13.0	0.5	11.25	3.75	0.5

表 2 3 層 NN による各モデルの構築結果

Model	Number of hidden units	Training error	Test error
Forward	60	3.86×10^{-5}	7.70×10^{-5}
Inverse	70	9.22×10^{-5}	9.83×10^{-5}

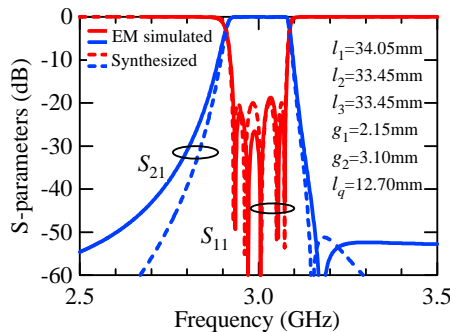
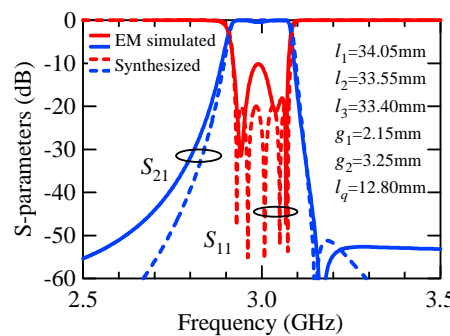


図 6 電磁界シミュレーション結果と理想特性の比較 (a) 逆モデルによる初期値, (b) 構造最適化後の値

表 3 DQN による BPF 自動設計前後の構造パラメータと周波数特性の評価値

Ex.	State	l_1 (mm)	l_2 (mm)	l_3 (mm)	g_1 (mm)	g_2 (mm)	l_q (mm)	E
A	Initial	34.05	33.65	33.35	2.75	3.65	13.20	15.06
	Designed	34.05	33.45	33.40	2.50	3.35	13.10	0.12
B	Initial	34.20	33.50	33.20	2.90	3.80	13.20	16.75
	Designed	34.05	33.45	33.40	2.50	2.35	13.10	0.12

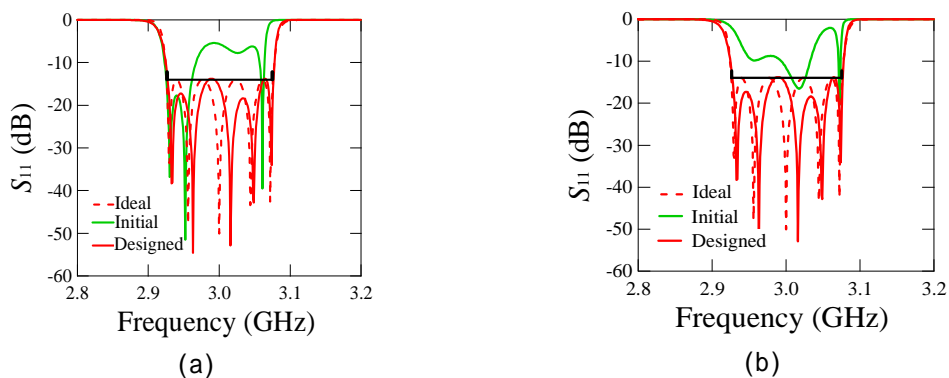


図7 DQNによる自動設計前後の特性比較 (a) 設計例A, (b) 設計例B

分満足する特性が得られた。これらの結果より DQN によって自動設計技術が獲得でき、その DQN を用いて自動設計の高速化が可能であることを実証できた。さらに、この DQN の構築時間は 3 時間であった。順モデルではなく電磁界シミュレーションを用いて同様の強化学習を行うと 1 年以上かかることから大幅に高速化できた。

<引用文献>

- [1] Q. J. Zhang, K. C. Gupta, and V.K. Devabhaktuni, "Artificial neural networks for RF and microwave design from theory to practice," IEEE Trans. Microwave Theory Tech., vol.51, no.4, pp.1339-1350, Apr. 2003.
- [2] Y. Wang, M. Yu, H. Kabir, and Q. J. Zhang, "Effective design of cross-coupled filter using neural networks and coupling matrix," IEEE MTT-S Int. Microwave Symp. Dig., San Francisco, CA, pp.1431-1434. Jun. 2006.
- [3] F. Feng, C. Zhang, J. Ma, and Q. J. Zhang, "Parametric modeling of EM behavior of microwave components using combined neural networks and pole-residue-based transfer function," IEEE Trans. Microwave Theory and Tech., vol.64, no.1, pp.60-77, Jan. 2016.
- [4] 富田 諒, 大平昌敬, 馬 哲旺, 王 小龍, "入出力線路の伝送損失のディエンベイングによるマイクロ波帯域通過フィルタの結合行列抽出法の改善," 信学論(C), vol.J100-C, no.12, pp.569-579, Dec. 2017.
- [5] R. J. Cameron, C. M. Kudsia, and R. R. Mansour, Microwave Filters for Communication Systems: Fundamental Design, and Applications, New Jersey: Wiley, 2007.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 0件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Ohira Masataka, Takano Kohei, Ma Zhewang	4. 巻 31
2. 論文標題 A Novel Deep-Q-Network-Based Fine-Tuning Approach for Planar Bandpass Filter Design	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 IEEE Microwave and Wireless Components Letters	6. 最初と最後の頁 638 ~ 641
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/LMWC.2021.3062874	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計15件（うち招待講演 3件 / うち国際学会 6件）

1. 発表者名 大野美帆, 大平昌敬, 馬 哲旺
2. 発表標題 半波長共振器の電界分布の偶奇対称性を利用したボックス型結合マイクロストリップBPFの設計
3. 学会等名 電子情報通信学会マイクロ波研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 高野晃平, 大平昌敬, 馬 哲旺
2. 発表標題 Deep Q-networkを用いたマイクロストリップBPF自動構造調整法
3. 学会等名 電子情報通信学会マイクロ波研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 大野美帆, 大平昌敬, 馬 哲旺
2. 発表標題 両端開放半波長共振器の電界分布の偶奇対称性を利用した4段ボックス型結合マイクロストリップBPF
3. 学会等名 電子情報通信学会ソサイエティ大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 M. Ono, M. Ohira, and Z. Ma
2. 発表標題 A microstrip box-type coupling bandpass filter using even/odd-symmetric electric field distributions of half-wavelength resonator
3. 学会等名 Asia-Pacific Microwave Conference (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 高野晃平, 大平昌敬, 馬 哲旺
2. 発表標題 深層Qネットワークを用いたマイクロストリップBPF自動設計
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 R. Shibata, M. Ohira, and Z. Ma
2. 発表標題 A forward model to output coupling matrix elements from planar filter images using CNN
3. 学会等名 Thailand-Japan MicroWave Student Workshop (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 M. Ohira
2. 発表標題 Future Microwave Circuit Design Assisted by Neural Networks - Microwave Planar Filter Design as an Example-
3. 学会等名 2019 Global Symposium on Millimeter Waves (招待講演) (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 M. Ohira, S. Hashimoto, and Z. Ma
2. 発表標題 A fully reconfigurable microstrip transversal resonator array bandpass filter
3. 学会等名 2019 Thailand-Japan MicroWave (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 M. Ohira, S. Hashimoto, and Z. Ma
2. 発表標題 A new microstrip reconfigurable transversal coupling bandpass filter with highly controllable number and positions of transmission zeros
3. 学会等名 2019 Asia-Pacific Microwave Conference (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 大平昌敬, 馬 哲旺
2. 発表標題 BPF結合行列抽出のためのベクトルフィッティング法による入出力線路の振幅・位相特性の高精度推定手法
3. 学会等名 2019年電子情報通信学会ソサイエティ大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 大平昌敬
2. 発表標題 ニューラルネットワークを用いたマイクロ波BPF設計
3. 学会等名 電子情報通信学会スマート無線研究会 (招待講演)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 柴田 蓮、大平昌敬、馬 哲旺
2. 発表標題 平面BPFの高速周波数特性計算のための畳み込みオートエンコーダを用いた代理モデルの構築
3. 学会等名 電子情報通信学会マイクロ波研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 大平昌敬
2. 発表標題 ニューラルネットワークを援用したマイクロ波フィルタ設計
3. 学会等名 IEEE MTT-S Kansai Chapter ワークショップ (招待講演)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 柴田 蓮、大平昌敬、馬 哲旺
2. 発表標題 エンコーダを用いた平面BPF高速特性計算用代理モデル
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Masataka Ohira, Kohei Takano, Zhewang Ma
2. 発表標題 A novel deep-Q-network based fine-tuning approach for planar bandpass filter design
3. 学会等名 IEEE MTT-S International Microwave Symposium (国際学会)
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

埼玉大学 馬・大平研究室
<http://reso.eeap.saitama-u.ac.jp/>

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	馬 哲旺 (Ma Zhewang)	埼玉大学・大学院理工学研究科・教授 (12401)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------