

(400) 情報

マイクロ波回路の自動設計における CNN を用いた冗長な特性計算の排除

Exclusion of simulations of bad solutions on an automatic designing method of microwave circuit

赤田 拓磨[†]

藤森 和博^{††}

Takuma Akada[†]

Kazuhiro Fujimori^{††}

[†]岡山大学 大学院 自然科学研究科

1 概要

近年の IoT 技術の発展により、あらゆるモノをインターネットに接続する事により、センサーとして情報を得たり、コントロールしたりすることによる生活の質の向上が提案されている[1]. 得られる情報は気温、湿度から音声まで様々に渡るため、それらに統計的処理を施すことにより現在の状況のより詳細な把握、更には未来の状態の推定などに用いられることが期待されている[1].

IoT 技術の現在の課題として、電力の確保がある. あらゆるものにインターネットを繋げるためには、あらゆるものが通信のための電力を使用するということになる. 電力に関して、現状ではバッテリーや電力線をつなげることで供給されている. あらゆるものがメンテナンスフリーで IoT 対応するためには、無線で送電できることが望ましい.

また、エネルギー源の枯渇問題において、新エネルギー源として宇宙太陽光発電システム[2]が提案されている. 宇宙空間に太陽光パネルを設置することで太陽光のエネルギーを得て、地球に向かって何らかの方法で送電することで、地球外からのエネルギーをエネルギー源として利用することができるシステムである.

これらの技術に用いることができる送電方式として、マイクロ波無線送電方式が提案されている. 高周波の交流電力として電力伝送を行い、受け側で直流電力に変換して利用するというシステムである. このときに変換を行うのが、RF-DC 変換回路である. マイクロ波無線電力伝送効率を向上させるには、この回路の変換効率を向上させることが必要となる. この回路は分布定数回路であり、整流に用いるダイオードの電流電圧特性が非線形であることなどを要因として、試行錯誤的に回路設計がなされる.

そこで、本研究では GA(遺伝的アルゴリズム)[3]を用いた RF-DC 変換回路の自動設計について着目する. GA は、生物の進化の過程を参考にした近似最適化メタヒューリスティックアルゴリズムであり、様々な問題に適用可能である. しかし、

今回の問題に対して適用する場合、個体の繁殖能力を示す値である適応度の計算が問題となる. 本問題における適応度は RF-DC 変換回路の出力電圧に依存する値となるため、変換効率を求めるための電磁界解析にかかる時間が膨大となる.

この問題を解決するため、本研究では CNN(畳み込みニューラルネットワーク)[4]による適応度の推定を行う. GA ではアルゴリズムの性質上、回路が接触していないなど、明らかに変換効率が低い回路が生成される可能性がある. すべての回路について CNN で適応度を推定し、そのような回路についての電磁界解析をスキップすることによる高速化を提案する.

2 RF-DC 変換回路の構成

2.1 回路理論に基づく設計

無線送電にはレクテナと呼ばれるアンテナと RF-DC 変換回路が一体となった物を用いる. 本研究では、RF-DC 変換回路の設計について議論する.

はじめに、一般的な RF-DC 変換回路の構成例を図 1 に示す.

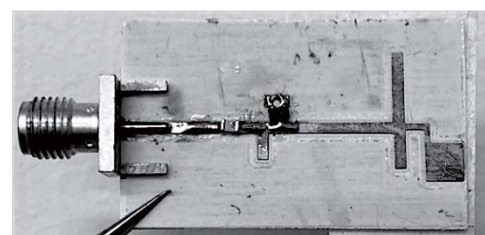


図 1 回路理論に基づいて設計された RF-DC 変換回路

RF-DC 変換回路は高周波を直流に変換する回路である. 例では誘電体基板上にマイクロストリップラインで構成されており、中央の整流部を挟んで、左側に入力回路、右側に出力回路がプリントされている. 整流部に用いるダイオードの非線形特性や、接合容量を含めたリアクタンスの影響により理論的な設計をするのが難しい. したがって、この例ではダイオードの入力回路側に接続されているオープンスタブの長さを調整することによる特性調整を行う. このように、回路理論に基づくアプローチでは、試行錯誤による特性調整が

必要となる[5][6].

2.2 遺伝的アルゴリズム(GA)による設計

本研究では、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた RF-DC 変換回路の設計を用いる。GA は、生物の進化過程を模した近似最適化メタヒューリスティックアルゴリズムである。計算機が自動で設計するため、設計者の知識や意図が反映されず、独特な回路が生成される。GA を適用する RF-DC 変換回路を図 2 に示す。

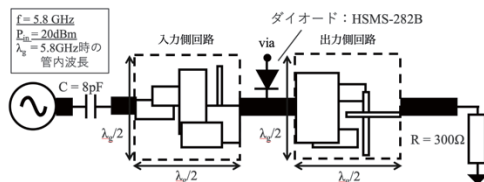


図 2 GA で設計対象の RF-DC 変換回路

図 2 における点線で囲んだ入力回路、出力回路の設計に GA を適用した。この回路の特性解析には LE-FDTD 法を用いた電磁界解析を用い、報告 [7] にない GA の回路の遺伝子への符号化手法および各パラメータを決定した。以下にその一覧表を示す。

表 1 LE-FDTD 法に用いるパラメータ

パラメータ名	値
解析領域 [セル数]	275x150x55
セル(Δx, Δy, Δz) [mm]	0.169, 0.169, 0.190
タイムステップ	30000
吸収境界	16 層 PML

表 2 使用した基板の各パラメータ

パラメータ名	値
使用基板	Rogers RO4350
誘電率	3.48
基板厚さ [mm]	0.76
入力電力 [dBm]	20
負荷抵抗 [Ω]	300

表 3 GA の各パラメータ

パラメータ名	値
遺伝子長	80
個体数	40
初期集団	一様乱数で生成
エリート戦略	2
選択関数	ルーレット
交叉関数	BLX-1
交叉確率	0.82
突然変異関数	一様突然変異
突然変異確率	0.06

このような条件で回路を設計した。このとき設

計された回路の特性は解析と実測でほぼ一致することが報告されている[7].

この手法で設計した場合の問題点として、解探索時間の長さがある。GA のアルゴリズムの特性上、明らかに変換効率が悪い回路（悪解）が多数存在するが、本アルゴリズムではこのような回路についてもすべて電磁界解析を行うことで特性を計算している。1 回路を計算するために要する計算時間は、GPGPU を用いても 120s ほどを所要するため、上記で提案したような 1 世代 40 個体で 500 世代までを計算するような GA では合計で約 1 ヶ月の解探索時間を要することになる。

3 CNN による悪解の排除

2.2 で示した膨大な解探索の短縮のため、本研究では畳み込みニューラルネットワーク (CNN) による適応度の推定、悪解の排除を行う。CNN は画像認識分野で盛んに用いられているディープニューラルネットワークの一種であり、任意の画像を入力し、そのラベルを出力するというような応用で利用されている。本研究では、入力回路と出力回路を入力し、適応度を出力する。以下でその詳細について論じる。

3.1 悪解の排除手法

図 3 に示したようなブロック図に従って悪解を排除する。図上側が一般的な GA の解探索の略図である。LE-FDTD による電磁界解析を用いた適応度の計算を世代数分(図では 500 世代)繰り返す。一方で、図下側が CNN による悪解の排除を用いた場合のブロック図である。電磁界計算を行う前に CNN による適応度の推定を行う。推定された個体群のうち、適応度の悪いものに関しては、推定された適応度をそのまま用いる。一方で適応度の良いものについては電磁界解析を行い、適応度を決定し、上書きする。こうして得た 1 世代分の適応度を GA で用いる。

GA では適応度の良い個体が次の世代に繁殖する可能性が高くなるため、良解と悪解を区別するしきい値が解精度に関わるパラメータとなる。

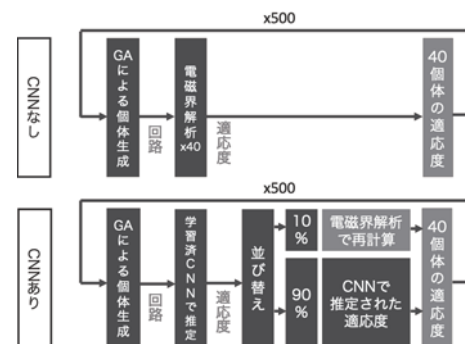


図 3 悪解を排除する際のブロック図

3.2 用いる CNN モデル

本研究で用いた CNN モデルおよびそのパラメータを図 4 と表 4, 5 に示す. 入力回路, 出力回路それぞれを入力として受けつけ, 適応度を出力するモデルとなっている. 過学習を回避するため, Dropout[8] と呼ばれる手法を使用した.

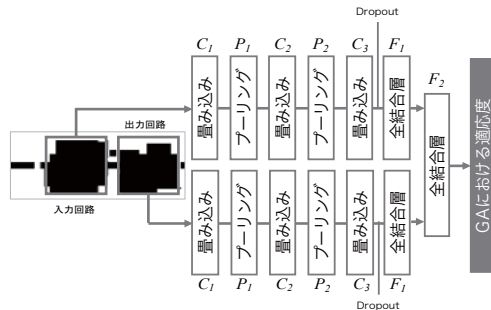


図 4 用いた CNN モデル

表 4 用いた CNN モデルの各パラメータ

記号	サイズ (縦 x 横 x 深さ)
C1	72x72x32
P1	36x36x32
C2	34x34x64
P2	17x17x64
C3	15x15x64
F1	64
F2	64

表 5 CNN の学習に用いた各パラメータ

パラメータ名	値
Dropout 率	0.5
活性化関数	Relu
学習エポック数	20
バッチサイズ	64
オプティマイザ	RMSPProp
畳み込みにおけるストライド	3
使用フレームワーク	Keras

3.3 学習データセット

学習データセットとして, 予め 500 世代まで実行した GA によって生成された約 20000 個体の入力回路と出力回路の回路パターンと適応度のセットを用いた. このデータセットの分布図を図 5 に示す.

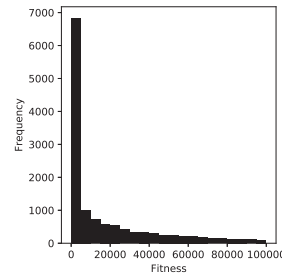


図 5 学習データの適応度分布

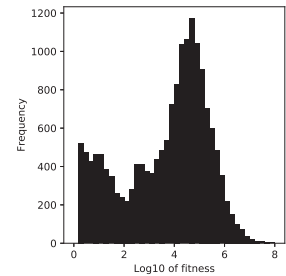


図 6 常用対数をとった適応度分布

図 5 に示した分布図には偏りがあることがわかる. また, 値の取る幅が非常に大きく, 計算機上での情報落ちを避けるため, 適応度に 10 を底とする対数をとったものを用いた. その際の分布図を図 6 に示している. 分布の偏りが軽減され, 値の取る幅も小さくなっていることがわかる.

3.4 学習済み CNN の評価

以上の方法で学習した CNN の評価のため, ランダムに生成した回路を CNN に入力した際に出力される適応度について評価した. ランダムな回路に対する適応度を推定した際の散布図を図 7 に示す. 横軸が電磁界解析によって計算された特性をもとに算出された適応度, 縦軸が CNN により推定された適応度となっている. 推定された適応度を基準に並び替え, 上位 N% を上位集団, それ以外を下位集団としたときのそれぞれの集団における N を横軸にとった相関係数のプロットを図 8 に示す.

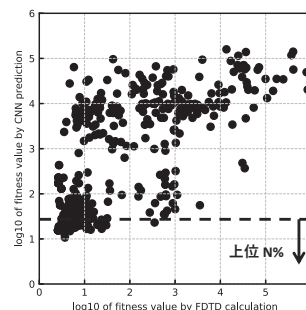


図 7 電磁界解析 vs 推定散布図

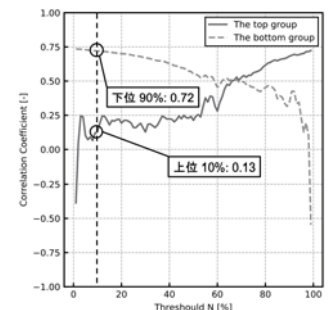


図 8 境界値 N 対相関係数グラフ

この散布図全体 (N=100%) における相関係数は 0.74 となっており, 強い相関を見せているのに対し, N=10% のときの上位集団の相関係数は 0.13, 下位集団は 0.72 と, 上位集団の相関が弱いことがわかる. 上位集団は GA のアルゴリズム上長い世代に渡って繁栄し続ける可能性が高い. したがって, 提案したモデルを用いる場合には推定された適応度のうち, 上位に位置するものに関しては電磁界解析による再計算を行う必要がある. 今回は N=10% として, 3.1 節図 3 のように再計算を実行した.

4 悪解を排除した場合の GA の実行結果

図 9, 10 および表 6 に CNN を用いて悪解を排除した場合に生成された回路パターンおよび所得性を示す。なお、黒く塗りつぶされた領域が銅箔であり、実装されるダイオードやキャパシタは表示していない。図 2 に準拠し、それぞれの図左側が入力側、右側が出力側となっている。



図 9 悪解排除をしない場合の解



図 10 悪解排除をした際の解

表 6 悪解排除の有無の比較表

悪解の排除	なし	あり
近似最適解の適応度	2.0	1.8
RF-DC 変換効率	67.5%	68.1%
解探索時間	約 667 時間	約 70 時間

悪解を排除した場合、解探索時間は良解と悪解を判別するしきい値 N に依存する。今回は $N=10\%$ としたため、電磁界解析を行う回数も $1/10$ となり、削減時間もそのままその比率となっている。また、CNN の学習に用いたデータセットは図 9 の回路を生成する過程で生成された個体であるが、図 10 は異なる回路パターンを有していることから、一旦学習させたあとは、同じネットワークを用いて一部の個体を電磁界解析で評価するだけで、要件を満たす異なる回路を短時間で生成可能であることがわかる。

5 まとめ

今回用いた GA のようなメタヒューリスティックアルゴリズムを用いる場合における悪解の発生に対し、CNN を用いることで電磁界計算をスキップし、冗長な計算を省く方法を提案した。GA に対して悪解排除を適用した場合、本研究で用いている GA の適応度算出に用いる電磁界計算回数を削減し、約 $1/10$ の解探索時間で悪解排除しない場合とほぼ同等な性能の回路が設計可能であることを示すことができた。

参考文献

- [1] 総務省: “平成 29 年版 情報通信白書”, pp. 125-142 (2018).
- [2] J. O. McSpadden and J. C. Mankins: “Space solar power programs and microwave wireless power transmission technology”, IEEE microwavemagazine, 3, 4, pp. 46-57 (2002).
- [3] 北野宏明: “遺伝的アルゴリズム”, 人工知能学会誌, 7, 1, pp. 26-37 (1992).

- [4] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner: “Gradient-based learning applied to document recognition”, Proceedings of the IEEE, 86, 11, pp. 2278-2324 (1998).
- [5] J. O. McSpadden, L. Fan and K. Chang: “Design and experiments of a high-conversion-efficiency 5.8-GHz rectenna”, IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 46, 12, pp. 2053-2060 (1998).
- [6] 山本綱之, 藤森和博, 佐藤稔, 野木茂次, 真田篤志: “Rf-dc 変換回路の変換効率に対するダイオードの接合容量の影響”, 信学技法, 10, pp. 21-26 (2010).
- [7] N. Kento and F. Kazuhiro: “Design of the rf-dc conversion circuit by ga adopting mutation based on fourier coefficients on unit structures”, Progress In Electromagnetics Research Symposium 2018 (PIERS 2018), 33, (2018).
- [8] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever and R. Salakhutdinov: “Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting”, The Journal of Machine Learning Research, 15, 1, pp. 1929-1958 (2014).