

遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク 併用による磁極形状最適化

木村 昭穂*・松坂 知行**

Magnetic Pole Shape Optimization Using the Genetic Algorithm-Neural Network Computing

Akio KIMURA* and Tomoyuki MATSUZAKA**

Abstract

Various methods have been presented for the optimization in the magnetic field problems. This paper describes a shape optimization of a magnetic pole using the neural network together with the genetic algorithm. This method estimates synapse weights of the neural network using the genetic algorithm. The structure of the neural network is three-layer structure, and the effect of a bit array of crossover of the gene in the chromosome is examined.

Key words: genetic algorithm/neural network/shape optimization

1. はじめに

最近、コンピュータの高性能化に伴い、電気・電子機器の設計目標として与えられた磁束分布や電界を満たす形状、寸法を決定する最適化手法の応用が行われている。最適化手法としては、数値計画法、線形計画法¹⁾、Simulated Annealing 法²⁾、ニューラルネットワーク (NN)³⁻⁵⁾ 等が提案されている。ここではニューラルネットワークを適用した場合について考察する。ニューラルネットワークの学習法には、BP (誤差逆伝播法)、カルマンフィルタ、遺伝的アルゴリズム⁶⁾ などがある。それぞれには、長所や短所があり、その時々において使い分けが必要である。ここでは、ニューラルネットワークの学習法に遺伝的アルゴリズムを適用する。

遺伝的アルゴリズムのニューラルネットワークへの応用は、ニューラルネットワークのシナプスの重みを遺伝的アルゴリズムによって学習し推定するものである。遺伝的アルゴリズムによるシナプスの重みの推定は、大量の乱数を発生しその中で出力誤差ができる限り小さくなるような乱数の組を探し出すという方法で、その乱数の取捨選択過程に生物の遺伝の仕組みを取り入れて学習の効率化を図ったものである。本論文は遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク併用による形状最適化の例として、磁極表面を希望磁束密度に保つように磁極形状の最適化を図った。ニューラルネットワークの構造は三層階層構造とし、染色体の遺伝子の交叉ビット数が学習効果に与える影響について考察を行ったものである。

2. 遺伝的アルゴリズムによるシナプスの重みの取り扱い

遺伝的アルゴリズムでは文字列を用い、淘汰、交叉あるいは突然変異などの基本的な操作を行うものである。図1はシナプスの重みの2値文字表記を示したものである。図のようにニューラルネットワークのシナプスの重み W が n 個あるものとする。この n 個のシナプスの重み $W_1 \dots W_n$ の要素を1組のデータとする。最初各要素は、適当な乱数によって0より大きく1より小さい乱数値によって与えられる。次に各要素の値を16進数へ変換し、更に2進数に変換して、各要素を16桁の2値の文字列にする。このようなデータを遺伝子の世代数だけ用意する。一組のデータは、一つのニューラルネットワークのシナプスの重みを全て含んでおり、各組のデータの評価は、各組のデータの出力誤差をもとに評価する。全ての組について出力誤差を計算し、誤差の大きい順に並び替える。次に誤差の大きい上位の数組を削除し、下位にある誤差の小さいデータをここにコピーする。この操作を遺伝子の世代数について行うことによって、全体の平均誤差が小さくなるようにする。これが遺伝的アルゴリズムにおける淘汰である。しかし全体の中にはまだ誤差の大きな組などが残されている。次に、他の組に含まれる同一シナプスの重み間でそれぞれの2値文字列の一部を、乱数を用いて交換する。このプロセスによって染色体の遺伝子の交叉が行われる。ここでは交叉のビット数は、16, 8, 4, 2 のいずれかを用いるものとする。図2は4ビット交叉の一例を示したものである。図のように平均出力誤差の小さい組と大きい組のビット交換を行うようにする。その他に、学習中に乱数により生成した新たなシ

平成12年12月21日受理

* 八戸工業大学 システム情報工学科 講師

** 八戸工業大学 システム情報工学科 教授

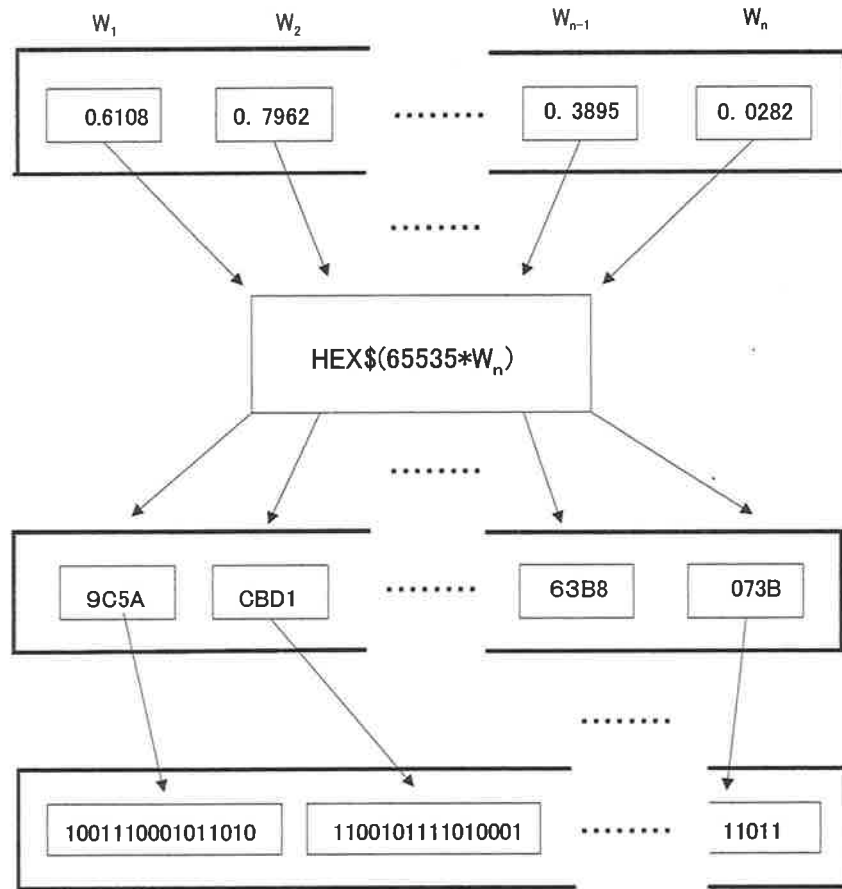


図1 シナプスの重みの2値文字表記

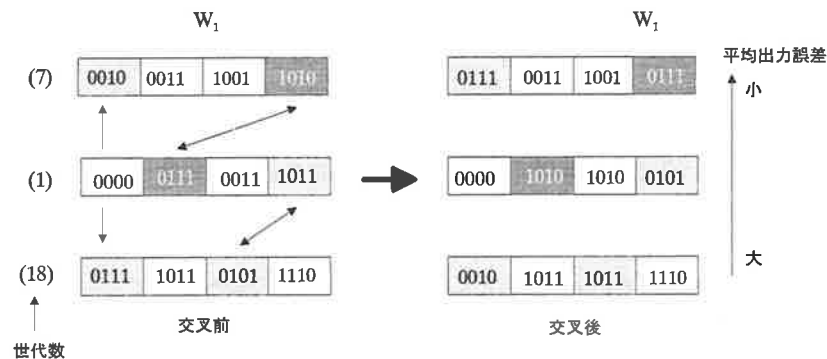


図2 シナプスの重みのビット交換

ナプスの重みで構成された一組のデータを注入し、突然変異といわれる操作も行うことによって、シナプスの重みの推定が行われる。

3. 解析モデル

形状最適化の例として図2に示した磁極 (2D) のギャップ内の磁束密度を希望の値に保つように、磁極形状の最適化⁴⁾⁶⁾を試みたものである。このギャップ内の磁束密度を一定 1.0 (T) に保つために磁極の表面を最適な形状にするものである。図の点 $a_1 \sim a_9$ は考察点である。

ただし、ポール境界点 $b_1 \sim b_9$ は垂直方向にだけ移動するものとする。境界 $\alpha-\beta, \gamma-\delta$ は固定境界条件であり、ベクトルポテンシャル A を零としている。また $\beta-\gamma, \delta-\alpha$ は自然境界条件である。

4. 解析結果

ニューラルネットワーク構造を三層階層構造として磁極の形状最適化を行った。図3に示すように磁極端面が直線のときを初期形状とした。また、磁極形状最適化後の磁束密度誤差 ε の計算は、相対誤差の相加平均とし次

表1 ビット数による磁束密度の誤差 (遺伝子世代数=50)

交叉ビット数	計算回数	学習誤差	磁束密度誤差 $\varepsilon (\times 10^{-2})$	平均磁束密度 B (T)	計算時間 t ($\times 10^4$ sec)
16	1000	0.5289	3.86	1.0332	2.01
8	1000	0.5289	3.86	1.0332	2.14
4	1000	0.5289	3.86	1.0332	2.27
2	1000	0.5289	3.86	1.0332	3.12

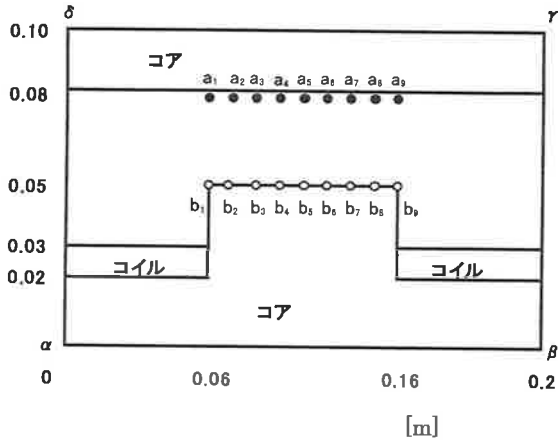


図3 解析対象磁極モデル

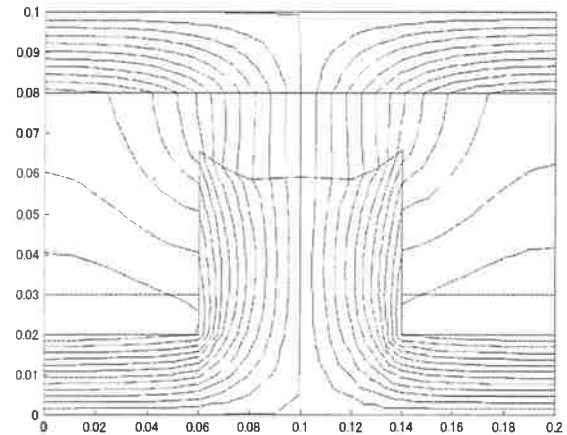


図5 最適化後の磁束分布
(遺伝子の交叉ビット数=16)

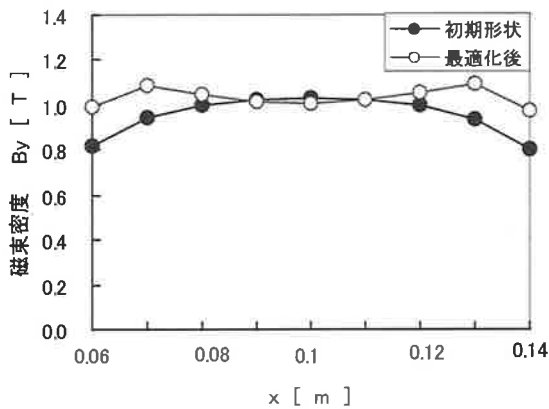


図4 考察点の磁束密度
(遺伝子の交叉ビット数=16)

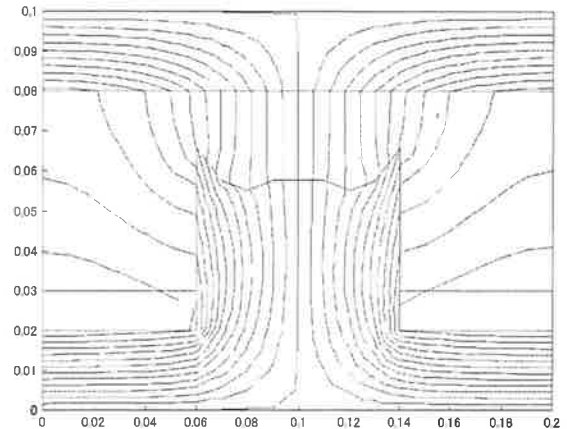


図6 最適化後の磁束分布
(モーメント法)

式を用いた。

$$\varepsilon = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} \left| \frac{B_i - B_i^*}{B_i^*} \right| \dots\dots\dots(1)$$

ただし、 B_i は希望磁束密度、 B_i^* は考察点の磁束密度、 N_0 は考察点の数である。

表1は、計算の反復回数を最高1000回、学習誤差を0.001、遺伝子世代数を50とした場合のビット数による磁束密度の誤差を示したものである。本計算では、遺伝子の交叉ビット数が何れの場合も計算回数が最高1000回までと収束しなかった。また磁束密度誤差 ε について

は 3.86×10^{-2} 、平均磁束密度は1.0332 (T) と染色体の遺伝子の交叉ビット数による影響が殆ど見られなかった。ただし、計算時間については、染色体の遺伝子の交叉ビット数が小さいほど計算時間を要した。

図4は、染色体の遺伝子の交叉ビット数が16ビットの場合の、考察点の磁束密度を示したものである。両端の端の部分で磁束密度が幾分高くなっているが、表1からうかがえるように希望磁束密度に近い磁束密度が得られていることがいえる。

図5は、染色体の遺伝子の交叉ビット数が16ビットの

場合の、磁束密度分布を示したものである。

図6は、ニューラルネットワークのモーメント項を含むBP学習法による最適化後の磁束分布を示したものである。ただし、学習係数は0.75、モーメント係数は0.8である。モーメント項を含むBP学習法による学習回数は656、磁束密度誤差は0.0394、学習時間は 1.76×10^4 であった。モーメント項を含むBP学習法は、遺伝的アルゴリズムより学習回数が少ないが、磁束密度誤差が幾分大きいことがいえる。また、図から学習法によって磁極表面の形状に若干の違いがうかがえる。

5. む す び

遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク併用により、解析対象モデルのギャップ内の磁束密度を希望の値に保つような磁極形状を得ることができた。本計算では、染色体の遺伝子の交叉ビット数が多いほど、学習時間が少ないことがいえる。遺伝的アルゴリズムによる学習は、フィードフォワード型のBP学習法に比較し学習

誤差が大きく、学習が収束に至らなかった。今後の課題として、学習誤差を小さくするために染色体の遺伝子の交叉等についての検討が必要である。

参考文献

- 1) 川井, 戸川: 最適構造設計基礎と応用, 倍風館 (1977)
- 2) 高橋, 中田, その他: 最適化問題解析比較用モデル(磁気プレスモデル)の解析及び実験, 日本シミュレーション学会, 第16回計算電気・電子工学シンポジウムII-2, pp-147-150, 平成7年
- 3) 村瀬他: カルマン・ニューロコンピュータング, 森北出版 (1994)
- 4) 木村, 加川: カルマンフィルタとニューラルネットワーク併用による磁極形状最適化, 日本シミュレーション学会, 18-6, pp-39-46, 1999
- 5) Kimura, Matsuzaka, Kagawa: DESIGN OPTIMIZATION OF ELECTROMAGNETIC DEVICES WITH NEURAL NETWORK, JSST200, pp 391-396, 2000
- 6) S. Ratnajeevan, H. Hoole: Artificial Neural Networks in the Solution of Inverse Electromagnetic Field Problems, IEEE, Trans. Magn., Vol. 29, No. 2, pp. 1931-1933.