計測自動制御学会東北支部第 195 回研究集会(2001.6.22) 資料番号 195-1

IIR 型ニューラルネットワークによる 磁極形状の最適化に関する研究

Research on the optimization of the magnetic pole shape by the IIR type neural network

○木村昭穂 (八戸工業大学)*, 松坂知行 (八戸工業大学)*,加川幸雄 (秋田県立大学)**

OAkio KIMURA*, Tomoyuki MATSUZAKA* (Hachinohe Inst. of Tech.), Yukio KAGAWA** (Akita Prefectural Univ.)

キーワード:ニューラルネットワーク(neural network), デジタルフィルタ(digital filter), 磁界解析(magnetic field analysis), 形状最適化(shape optimization)

連絡先:〒031-0814 八戸市大字妙字大開 88-1 八戸工業大学 システム情報工学科 木村昭穂.Tel: (0178) 25-8144. Fax: (0178) 25-1691

1. まえがき

電子技術の著しい進歩によって、コンピ ユータの小型化と高性能化がなされ,比較 的規模の大きなシミュレーションが身近に 実行可能となり、大きな成果を上げている。 通常の BP(Back Propagation)学習法⁽¹⁾⁻⁽³⁾は、 ネットワークの結合係数が評価関数と出力 に基づいて修正されるので、当然の事なが ら安定のために修正量を小さくすると学習 速度が遅くなる。また、局所解に落ち込み やすいなどの欠点があるので、これらを克 服するためにカルマンフィルタの併用⁽⁴⁾や モーメント項⁽²⁾⁽³⁾⁽⁵⁾の導入がなされてい る。ニューラルネットワークは、あるパタ ーンと雑音を含んだ情報から有意な情報を 抽出するもので、認識、分類において多く の有用な成果を生み出している。

このような観点から,磁極の形状最適化

に, 階層型のニューラルネットワークを適 用するものである。ニューラルネットワー クを用いた磁極形状最適化に関しては, す でに報告^{(6)~(8)}を行ってきた。即ちニュー ラルネットワークの能力を引き出すために, 一つはカルマンフィルタ⁽⁵⁾を組み合わせ た場合, もう一つは BP 学習法を加速する ためにモーメント項⁽⁷⁾を導入した場合, 更には BP が学習を重ねるごとにモーメン ト項の安定化係数の修正⁽⁸⁾を導入した場 合である。

本稿は、ニューラルネットワークの出力 層の遅延素子を介し、フィードバックされ たデータにより重みの学習を行う方法とし て、IIR (Infinite Impulse Response)型ニュ ーラルネットワーク⁽¹⁰⁾を磁極形状最適化 に適用したものである。IIR 型ニューラル ネットワークの特徴は、出力層の遅延を介 して内部にフィードバックされたユニット の出力データにより重みの学習が行われる ことに在り、BPに基づいた通常の階層型ニ ューラルネットワークの重みを、IIR型シ ナプスに置き換えた階層型ニューラルネッ トワークである。

IIR 型シナプスは出力の伝達関数の部分 を除けば、デジタルフィルタの UR フィル タ(11)(12)と構造的にほぼ同じであり、 LIS(Linear Time-Invariant System)システム のインパルス応答を、無限の数列として扱 ったものである。その様な事から、現在の 入力と過去の入力および、過去の出力の線 形和によって記述される。線形和による記 述式の入力側と出力側の係数は、ネットワ ークの重み係数であり、ネットワークの学 習と共に推定される。IIR 型ニューラルネ ットワークは、入力側の遅延素子の個数と 出力側の遅延素子の個数によって、ニュー ラルネットワークの学習が左右されるので、 入力側の遅延素子の個数、出力側の遅延素 子の個数が学習に与える影響についての考 察を行った。

2. IIR 型ニューラルネットワークの構成

IIR 型ニューラルネットワークの1個の 重み(シナプス)を図1に示す。図のx(t)は 現在の入力信号, x,(t-n) (n=1,2,...,N) は遅 延された入力信号, y_k()は出力信号, y_k(t-m) (m=1,2,···,M) は遅延された出力信 号、Z⁻¹は遅延である。IIR 型シナプスは, 入力側がN個の遅延とN+1個の重み係数 akio, aki, ···, akiN, 出力側が M 個の遅延と M 個の重み係数bin, bin, …, bin からなる。ただ し、kはニューラルネットワークの出力層 のk番目のユニットであり、jは入力層の i番目のユニット, tはステップ数である。 IIR 型シナプスの内部ポテンシャルu_k(t)は, 現在の入力と遅延による入力x;(t-n)と, 遅 延による出力 y,(t-m)より, 次式のように 表される。

$$u_{k}(t) = \sum_{n=0}^{N} a_{kjn} x_{j}(t-n) + \sum_{m=1}^{M} b_{km} y_{k}(t-m)$$
.....(1)

図 2 は三層構造の IIR 型ニューラルネッ トワークの全体図を示したものである。ニ ューラルネットワークの1 回の学習に対す る学習パターン p の学習誤差は、出力層か らの出力 $y_k(t)$ と教師データ $d_{pk}(t)$ との二 乗平均誤差をとるものとすると二乗平均誤 差 $E_n(t)$ は、

$$E_{p}(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_{k}} (d_{pk}(t) - y_{k}(t))^{2} \cdots \cdots (2)$$

となる。ここで出力 y_k(t)は,

である。ただし, N_kは出力層のユニットの個数である。また,ユニットの出力には, 次式のようなシグモイド関数を採用する。

$$f(u(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-u(t))}$$
 (4)



図1 IIR 型シナプス



体構成図

3. 磁気回路モデルと解析結果

<3.1>磁気回路モデル 形状最適化 の例として、磁気回路におけるギャップ内 の磁束密度を希望の値に保つために、磁極 の最適化を試みた。図3は、その解析モデ ル(2D)⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽¹³⁾を示したものである。図の A-B は考察領域であり、領域の磁束密度は 正弦分布をなすものとし、最大磁束密度を 0.5[T]とした。また、図の P-Q は垂直方向 にだけ移動するものとした。

<3.2>解析結果 ニューラルネットワ ークの学習データ数は10組,入力層のユニ ット数は12個,中間層のユニット数は12, 出力層のユニット数は12個,学習反復回数 は最高2000回迄とし,収束判定は学習平均 誤差が0.001以下になったとき収束したも のとみなした。また、学習係数を0.75.モ ーメント項の安定化係数αを0.8として行 った。

磁束密度の誤差 ε は、考察点の数 N_0 の相 対誤差の相加平均 ε とし、(5)式より求め た。



図3 磁極モデル

.....(5)

ただし, *B_i*, *B_i* は考察点の希望磁東密度 と計算による磁東密度である。

表1は、入出力側の遅延要素が同数の場 合の学習結果を示したものである。入力側 と出力側の遅延要素がそれぞれ n=3,m=3 の場合に、学習回数が 278、磁束密度誤差 ε が1.47×10⁻²と最も少なく、入出力側の遅延 要素が同数の場合の最適な個数の組み合わ せの1つと考えられる。そこで、入力側と出 力側の遅延要素数 n=3,m=3を、ネットワー クがより効率な学習を行うための、適切な 遅延要素の個数の目安として用いる。また、 遅延要素数 n,m が多くなるに従って学習 時間が増加しているのは、遅延要素数の増 加によってネットワークの計算量が増加し たことによると思われる。

表2は、入力側の遅延要素をn=3と一定 にした場合の、出力側の遅延要素数の違い による学習結果を示したものである。学習 回数については、出力側の遅延要素数が多 くなるに従って、学習回数が少なくなって いる。これは、遅延素子によってユニットの 出力がフィードバックされたことによる効 果と思われる。

表3は、出力側の遅延要素数をm=3と一 定にした場合の、入力側の遅延要素数の違 いによる学習結果を示したものである。学 習回数が入力側の遅延要素nが3の場合最 も小さく、nが3より小さいか、大きくな ると学習回数が増加の傾向にある。表2の 結果と比較した場合、学習時間が増加して いる。これは、入力側の遅延素子が多くな ると、ネットワークの計算量が増加するこ とによるものである。それに伴い学習誤差 が大きくなり学習が嵩み、学習に時間を要 するからである。

これらの表から、入力側の遅延要素数を 一定とし、出力側の遅延要素数を入力側と 同数か、それより幾分多めにすると学習回 数の軽減が図れ、しかも学習時間の短縮が 可能と思われる。

図4は、入出力側の遅延要素が同数の場

入力側の 遅延要素数 <i>n</i>	出力側の 遅延要素数 <i>m</i>	学習回数	学習誤差 E(×10 ⁻⁴)	磁東密度誤 差 ε (×10 ⁻²)	学習時間 T (× 10 ² sec)
2	2	322	9.50	1.48	3.40
3	3	278	9.95	1.47	3.69
4	4	285	9.79	1.76	4.01
5	5	366	9.95	1.71	6.88
б	6	443	9.94	1.64	9.55

表1 入出力側の遅延要素が同数の場合の学習結果

表2 出力側の遅延要素数の違いによる学習結果

入力側の 遅延要素数	出力側の 遅延要素数 	学習回数	学習誤差 E(×10 ⁻⁴)	磁束密度誤 差 。 (X10 ²)	学習時間 T(×10 ² sec)
n	m			E (X10")	
3	2	548	9.20	1.72	6.84
	3	278	9.95	1.47	3.69
	4	275	9.97	1.63	3.93
	5	238	9.94	1.53	3.39
	6	209	9.96	1.62	3.12

表3 入力側の遅延要素数の違いによる学習結果

出力側の 遅延要素数 <i>m</i>	入力側の 遅延要素数 n	学習回 数	学習誤差 E(×10 ⁻⁴)	磁束密度誤 差 ε (×10 ⁻²)	学習時間 T (× 10 ² sec)
3	2	700	8.99	1.80	8.32
	3	278	9.95	1.47	3.69
	4	407	9.83	1.80	7.69
	5	434	9.86	1.81	8.23
	6	531	9.98	1.89	15.27

(CPU PⅢ 600MHz)

合の学習誤差を示したものである。学習誤 差が入出力側の遅延要素数がn,mとも5 以上の場合に振動が見られる。学習誤差の 振動から、学習が収束しにくい事がいえる 図5は、出力側の遅延要素数の違いによ る学習誤差を示したものである。学習回数 が 10 回まで急激に減少し,後は緩やかに 減少し収束している。

図6は、入力側の遅延要素数の違いによ る学習誤差を示したのである。入力側の遅 延要素数nが5以上の場合、学習回数が10 回ぐらいまで小さな誤差の振動が見られ、



の場合の学習誤差







図5 出力側の遅延要素数の違いによ る学習誤差

後は緩やかに減少し収束している。

図7は, A-B 間の磁東密度分布を示したものである。IIR 型,慣性項を含む BP 学習法による FF (feared forward)型とも,希望磁東密度とほぼ同様の磁束分布をなしており,適切な形状が得られていると思われる。

図8は, IIR 型の形状最適化後の磁束分 布図を示したものである。ただし,入力側 と出力側の遅延数*n,m*が3の場合のもので ある。



図7 A-B間の磁束密度分布



図 8 IIR 型の形状最適化後の磁 束分布図



図9 FF型の形状最適化後の磁束分布図

図9は,FF型の形状最適化後の磁束分布 を示したものである。これより,IIR型によ って得られた形状は,FF型より得られた形 状と比較して殆ど差異が見られず有効で あることがいえる。

5. むすび

本論文は、IIIIR 型ニューラルネットワー クの入力側と出力側の遅延素子の個数が、 ネットワークの学習効果及ぼす影響につ いて考察した。その結果、入力側の遅延数 を出力側の遅延数より少なめにした場合、 学習回数も少なく、学習に要する時間も短 縮できることが分かった。また、入力側の 遅延より出力側の遅延素子が多い方が、学 習誤差に振動がみられず安定している。更 に、最適化時の考察領域の磁束密度分布が、 希望磁束密度分布に近く、ほぼ最適な形状 が得られ、本手法が有効であることがいえ る

文献文献

(1) 市川, "階層型ニューラルネットワーク", 共立出版(1993)
 (2)西川,北村, "ニューラルネットワークと計測制御",朝倉書店(1995)

(3)矢川、"ニューラルネットワーク口培風 館(1995)

- (4) 村瀬他, "カルマン・ニューロコンピュ ーテング",森北出版(1994)
- (5)) 桐谷, "ニューロコンピュータロ 技術評論社, 1994
- (6)木村,加川,"カルマンフイルタとニュ 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 - ション学会誌, Vol.18,No.1,18-6
- (7)木村、加川、"ニューラルネットワークの慣性項を含む BP 学習法におよる磁極形状最適化への応用口日本シミュレーション 学会誌,第 19 回計算電気・電子工学シンポジュウム、1-II-6, 1998
- (8)A.KIMURA,M.MATSUZAKA,Y.KAGAW A," Design Optimization of Electromagnetic Devices with Neural Network", Proc. of JSST 2000,pp391/396(2000)
- (9)降矢,西,"FIR 形ニューラルネットワ ークの予測への応用",日本産業技術教 育学会誌,第 41 巻第 4 号,pp175/186 (1999)
- (10) 木村,松坂,加川、"IIR 型ニューラル ネットワークの磁極形状最適化への応 用",電気学会論文誌 D,5 月号掲載予定
- (11) 電子情報通信学会編,"デジタル信号 処理ハンドブック",オーム社(1993)
- (12) 辻井, 鎌田,"デジタル信号処理", 昭晃 堂(1998)
- (13)Levent Ovacik and Sheppard J. Salon, " Shape optimization of Nonlinear Magnetostatic Problems using the Finite element Method Embedded in Optimizer", IEEE trans. On magn., vol. 32, No. 5, pp4323-4325, Sep.