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

正 員 木村昭穂 (八戸工業大学), 正員 松坂知行 (八戸工業大学)

非会員 加川幸雄 (岡山大学)

The application of the IIR – type neural network to the magnetic pole shape optimization

Akio KIMURA, Member, Tomoyuki MATSUZAKA, Member (Hachinohe Inst. of Tech.),
Yukio KAGAWA, Non-member (Okayama University)

A FIR type neural network that replaced the weight of the neural network with the FIR (Finite Impulse Response) type synapse was proposed previously, which is reported to be excellent for identification and prediction comparing with the usual FF (Feed Forward) type neural network. With reference to this idea, this paper presents the IIR (Infinite Impulse Response) type neural network that has delay elements to both input layer and output layer. We calculated the magnetic pole optimization using the proposed neural network. The result showed that the learning iteration could be reduced in comparison with the neural network of the usual FF.

キーワード: ニューラルネットワーク, デジタルフィルタ, 磁界, 形状最適化

1. まえがき

ニューラルネットワークの重みを FIR (Finite Impulse Response) 型シナプスに置き換えた, FIR 型ニューラルネットワーク⁽¹⁾が提案され, 同定や予測に優れていることが報告されている。本稿では IIR (Infinite Impulse Response)⁽²⁾フィルタの構造を取り入れ, 入力層と出力層の両方に遅延要素を用いた IIR 型ニューラルネットワークについて考察した。ニューラルネットワークを磁極最適化⁽³⁾への計算に応用し, 良好な結果が得られたので報告する。

2. IIR 型ニューラルネットワーク

図1に IIR 型ニューラルネットワークの構成図を示す。図の $x(n)$ は現在の入力信号, $x(n-i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) は遅延された入力信号, $y(n)$ は出力信号, $y(n-j)$ ($j=1, 2, \dots, N$) は遅延された出力信号である。ニューラルネットワークを学習させる場合, 通常のフィードフォワード (FF) 型のニューラルネットワークは予め, 遅延されたデータの組 $x(n-i)$ ($i=0, 1, 2, \dots, N$), $y(n-j)$ ($j=0, 1, 2, \dots, N$) を複数组用意しておき, これに対応する教師データに従って重み係数が学習される。一方, IIR 型ニューラルネットワークは出力層の遅延要素を介して, 内部にフィードバックされたデータにより重みの学習が行われるのが特徴である。

(a) IIR 型フィルタ

(b) ニューラルネットワークの全体構成図

図1 IIR 型ニューラルネットワークの構成
Fig.1 The structure of the neural network

図2 解析のための磁極モデル

Fig.2 The magnetic pole model for the analysis

図3 磁束分布図

Fig.3 The magnetic flux distribution

3. 磁気回路モデルと実験結果

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2は、その解析モデル(2D)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。図のP-Qは垂直方向にだけ移動するものとした。境界 α - β 、 γ - δ 、 δ - α は、固定境界条件でベクトルポテンシャルAを零とした。また β - γ は自然境界条件とした。

図4 A-B間の磁束密度分布

Fig.4 The magnetic flux density distribution along A-B line

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、出力層のユニット数は12個、学習反復回数は最高2000回返とし、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。また学習係数は0.75、モーメント係数は0.8とした。図3は、最適化時の磁極の形状を示したものである。図4は、形状最適化時のA-Bの磁束密度分布を示したものである。図からIIR型の方が、希望磁束密度に近い値を示している。学習回数はIIR型の場合805回で計算時間が 4.74×10^2 (sec)、通常のフィードフォワード型の場合、最高2000回で計算時間が 6.01×10^2 (sec)(CPU P III 600MHz)であり、IIR型ニューラルネットワークの方が学習回数で比較すると、収束が2倍以上速いという結果が得られた。

4. むすび

IIR型ニューラルネットワークは、通常のフィードフォワード型のBP学習法によるニューラルネットワークよりも学習回数が少なく、学習時間も短縮できることが分かった。また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た。

(平成12年12月20日受付)

文献

- (1)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)
- (2)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)
- (3)A.KIMURA, M.MATSUZAKA, Y.KAGAWA: "Design Optimization of Electromagnetic Devices with Neural Network", Proc. of JSST 2000, pp391/396(2000)