

ニューラルネットワーク角度推定器を用いた ステッピングモータの励磁タイミングの調整

三浦 武**・秋山宜万**・谷口敏幸**

Tuning of Exciting Period of a Stepping Motor with a Neural Network Type Rotor Angle Estimator

Takeshi Miura**, Yoshikazu Akiyama** and Toshiyuki Taniguchi**

Abstract

In the drive of a stepping motor, it is well known that rotor oscillation at the natural frequency causes harmful phenomena like low-frequency resonance, acoustic noise, etc. Electrical damping techniques in which the switching sequence of each phase is changed in respective manners are often used for avoidance of such problems. In these methods, the exciting period of each phase must be tuned appropriately, and several adaptive methods for on-line tuning of the exciting period have been suggested.

The authors suggest the method for estimation of rotor angle from the data of exciting currents in stator windings using a feedforward neural network, with the regulator type on-line tuning method for half-step type damping sequence. In this method, direct detection of the rotor angle can be omitted, and the advantage of non-sensor drive of a stepping motor is maintained. It is demonstrated experimentally that the exciting period is tuned appropriately and rotor oscillation is suppressed by this method under the driving conditions with different inertial loads which causes the variation of oscillatory characteristic.

1. はじめに

ステッピングモータは、角度センサを用いずに開ループで簡易に位置および速度制御が可能であるため、近年特に OA・FA 関連の機器において数多く用いられている。

ステッピングモータの駆動に関して、特に低速域で駆動する場合にステップごとに現れる回転子の固有振動が、低速域共振およびそれに伴う不安定現象や騒音の原因となることはよく知られている^{(1),(2)}。

上記のような問題を解決するため、モータの励磁シーケンスを調整することにより回転子振動を抑制する方法がいくつか提案されている^{(1),(3)}。これらの手法は、各相の励磁のスイッチングのタイミング調整のみにより特性の改善が可能になるという利点を持つ。

励磁シーケンスの調整による振動抑制法を実装する

場合、従来は、オペレータがオフラインで試行錯誤的に励磁タイミングを調整し、決定されたパラメータを固定したまま使用するという形で運用がなされてきた。このため、負荷変動などにより駆動条件が変化する場合には、システムを停止してオペレータが再調整を行わざるを得なかった。しかし、近年では、励磁タイミングの調整を駆動ステップ毎に自動的に行うためのアルゴリズムがいくつか提案され始めており、オペレータによるパラメータ調整過程を省き、且つ駆動条件が変化した場合でもシステムを停止せずにオンラインで運用するといったことが可能となりつつある。

上記の自動調整法の具体例としては、千住らにより提案された逆相励磁ダンピング法の励磁タイミングをファジィ推論により調整する方法^{(4),(5)}や、著者らにより提案されたハーフステップ振動抑制励磁シーケンスの励磁タイミングを極配置レギュレータにより調整する方法⁽⁶⁾などがある。これらの手法は極めて効果的であるが、その調整過程において回転子の角度情報を必要とするため、ロータリーエンコーダ等の角度センサ

2000年7月24日受理

**秋田大学工学資源学部電気電子工学科, Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering and Resource Science, Akita University.

をモータに取り付けなければならない、角度センサなしで駆動が可能であるというステッピングモータの長所を損なうこととなっていた。

このような事実を踏まえ、本論文において著者らは、励磁タイミングの調整による低速域の回転子振動抑制法において、角度情報の取得のセンサレス化を試みている。具体的には、調整パラメータがただ1個のみとなる前述のハーフステップ振動抑制励磁シーケンスの極配置レギュレータによる励磁タイミングの調整法に関して、ニューラルネットワークを用いたセンサレス角度推定法⁷⁾を適用してパラメータ調整を行うシステムを構築している。

上記の方法は、ステッピングモータの各駆動ステップにおける励磁電流波形と角度情報の間の関係を予め学習したニューラルネットワークを用いて、角度の直接検出を行わずに励磁電流データから角度情報を推定するものである。この手法においては、駆動中に得られるデータを瞬時に処理せず、各ステップごとに時系列データとして取得してまとめて処理するので、本論文で扱っているような低速域における運用に適している。また、機器パラメータを一切使用しないので、システムをその構造や特性に関する事前知識に基づいて数式モデル等で表現するというプロセスが不要となる。

以下ではまず、ハーフステップ振動抑制励磁シーケンスの極配置レギュレータによる励磁タイミングの調整法を概説し、本システムにおいて角度センサを用いた場合に関してその効果を確認している。次に、ニューラルネットワークを用いたセンサレス角度推定器を、本調整法において必要となる角度情報である回転子振動の振幅を推定する形で構成し、角度センサの代わりに用いて実際に励磁タイミングを調整することによりその有効性に関する検討を行っている。以下にその詳細を報告する。

2. レギュレータによるハーフステップ振動抑制励磁シーケンスのタイミング調整

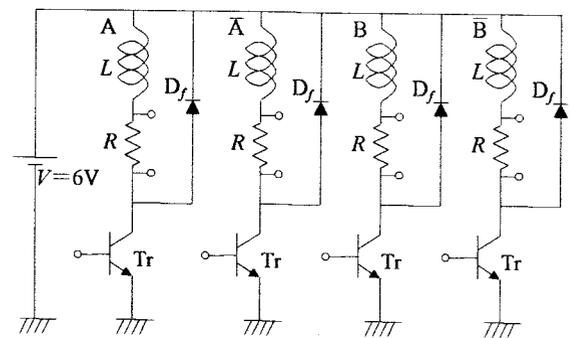
2.1 実験システム

本論文においては、バイファイラ巻線を持つ2相ハイブリッド形ステッピングモータを2相励磁方式によって駆動する場合を扱う。実際に使用したモータは、PX244-02B（オリエンタルモーター）である。その定格値を Table 1 に示す。

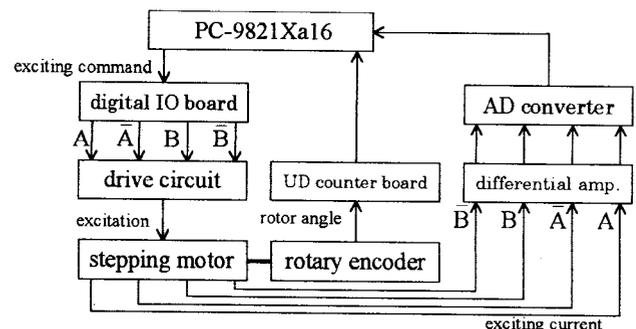
本論文で用いた実験システムを Fig. 1 に示す。(a) は用いた駆動回路である。本回路は単純な電圧スイッチング形のもので、励磁電流値を検出できるように電

Table 1 Rated values of a stepping motor.

rotor inertia	0.024 kg·cm ²
winding resistance	7.5 Ω
fundamental step angle	1.8 deg
rated voltage	6.0V
rated current	0.8A



(a) Drive circuit.



(b) System.

Fig. 1 Experimental system.

流検出用抵抗 R (1Ω) が励磁巻線に直列に挿入されている。(b)はシステム全体の構成である。モータの各相の励磁指令がパーソナルコンピュータ (NEC PC-9821Xa16) よりデジタル IO ボードを通して駆動回路に送られ、モータが駆動される。回転子の角度は、分解能 6000 pulses/rev.の光学式インクリメンタル形ロータリーエンコーダの2相の信号をアップダウンカウンタボードで4通倍することにより、最終的に24000 pulses/rev.の分解能で検出される。また、 R の両端の電圧を検出し、これをAD変換することにより、各相の励磁電流の値をコンピュータへ入力する。

回転子の振動特性は、モータの駆動条件によって異なるものとなる。特に、負荷の変化等に伴う回転子の慣性モーメントの変動は、振動特性に最も大きな影響

Table 2 Inertial loads.

driving condition	load inertia
case 1	no load
case 2	$57.1 \times 10^{-7} \text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}^2/\text{rad}$
case 3	$100.1 \times 10^{-7} \text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}^2/\text{rad}$
case 4	$78.2 \times 10^{-7} \text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}^2/\text{rad}$
case 5	$154.1 \times 10^{-7} \text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}^2/\text{rad}$

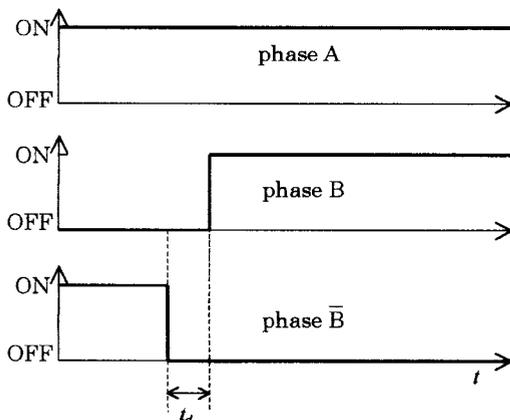


Fig. 2 Half-step type exciting sequence for rotor oscillation damping.

を与える。よって、本論文では、回転子に慣性負荷を取り付けることにより、振動特性の変化の影響を評価する。実際に用いた負荷の慣性モーメントを Table 2 に示す。この中で、case 2 は無負荷の場合の 2 倍程度、case 3 は 4 倍程度の慣性モーメントとなっており、これらは後に示すようにニューラルネットワーク学習用の教師データを取得する場合の実験条件として用いている。case 4 は case 2 と case 3 の中間の値、case 5 は case 3 より更に大きい値となっており、これらの条件はニューラルネットワークの汎化能力の評価のために用いられる。

2.2 ハーフステップ振動抑制励磁シーケンス

単一ステップ駆動において回転子の振動を抑制できる励磁シーケンスとして、ステップの立ち上がりのある期間だけハーフステップ駆動を行う方法が提案されている⁽⁶⁾。その 2 相励磁方式の場合の具体的な励磁シーケンスを Fig. 2 に示す。ここでは、励磁を A 相・B 相から A 相・B 相に切り換えるステップを扱っている。通常は、B 相の励磁を OFF にすると同時に B 相を ON にするが、この励磁シーケンスでは、B 相の OFF から B 相の ON までの間に期間 t_d を設け、この期間内は A 相のみを励磁するという形で、 t_d の間だけ 1-2

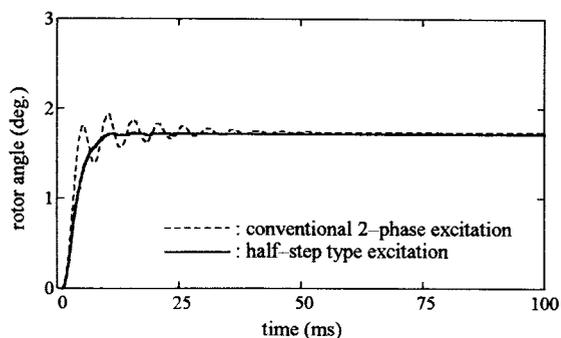
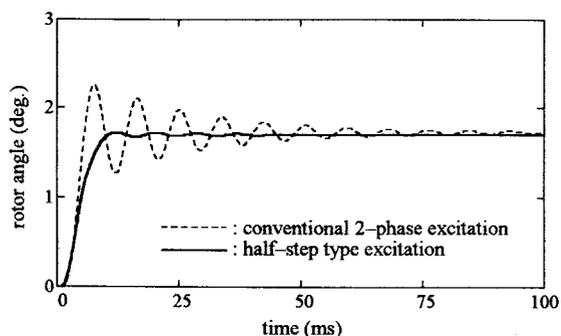
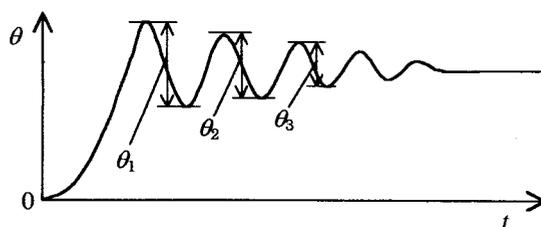
(a) load : case 1, $t_d=3.0$ ms(b) load : case 3, $t_d=4.8$ ms

Fig. 3 Step responses with half-step type exciting sequence.



$$\theta_{osc} = \max(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots)$$

Fig. 4 Definition of θ_{osc} .

相励磁方式によるハーフステップ駆動を行っている。

本論文においては、第 1 章で述べたように、ステップモータの低速駆動時における固有振動を扱っている。低速領域においては、ステップ毎の動作がそれぞれ独立したものとなり、この場合ステップ毎の過渡特性が問題となる。ステップモータの過渡特性の評価法としては、スイッチングの切換により 1 基本ステップ角（本モータの場合 1.8deg.）だけ駆動した場合の回転子角度の時間変化波形を評価するステップ応答⁽⁷⁾による方法が広く知られており、以下でもこれを用いて検討を行う。

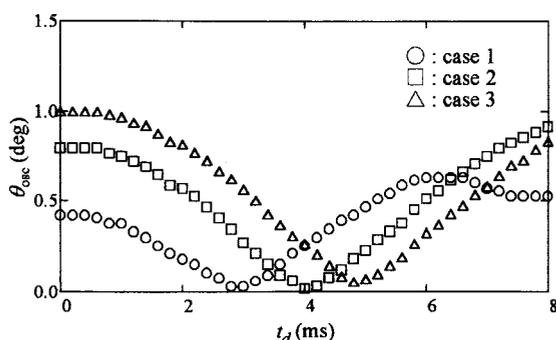


Fig. 5 Values of θ_{osc} for various values of t_d .

Fig. 3 に、Fig. 2 の励磁シーケンスにおいて t_d を適当に調整してモータを 1 ステップ駆動した場合のステップ応答波形の例を示す。ここでは、駆動条件を Table 2 の case 1 および case 3 としてモータを駆動した。通常の 2 相励磁駆動の場合には無負荷の場合でも励磁切替後 50ms 程度まで、負荷付きの場合には 100ms を超えて回転子の振動が続いているが、振動抑制励磁シーケンスを用いた場合には、いずれの駆動条件においても回転子の振動が極めて効果的に抑制されており、整定時間が数分の一～十分の一程度まで減少していることがわかる。Table 2 中の他の駆動条件についても、 t_d を適切に設定すれば、これらの結果と同等に振動が抑制可能となることを確認している。

ハーフステップ励磁シーケンスを用いて回転子振動抑制を行う場合、 t_d の値を適切に調整しないとその効果は十分なものとはならない。よって、ここではまず、 t_d の変化が振動特性へ及ぼす影響に関して考察する。回転子振動を定量的に扱うための何らかの評価指標を設定しなければならないが、本論文では Fig. 4 のように、回転子角度のステップ応答波形に現れる極大値と極小値の各々のペアに関してその差の最大のものをそのステップにおける振幅 θ_{osc} と定義する⁽⁶⁾。ここでは、システムへの入力として取り扱うことのできる励磁シーケンスは Fig. 2 の様にステップモータの駆動法として良く知られたハーフステップ形のものに限定されており、この場合には振動が持続あるいは増幅することはない。また、この振動抑制励磁シーケンスを用いる場合、 t_d が最適値より長くなると即応性が悪化するが、このときには単なるハーフステップ駆動が行われることとなり、固有振動も誘起される。 t_d が短すぎる場合にも固有振動は抑制されないので、結局、応答波形中の最大振幅 θ_{osc} を評価することにより、振動および即応性の双方が評価されることとなる。

Fig. 5 に、case 1～case 3 の各々に関して t_d を変化

させてステップ応答を観測し、各ステップにおける θ_{osc} を測定した結果を示す。ここで、各々の駆動条件において、 θ_{osc} が最小となり振動が最も抑制された場合の t_d を、その駆動条件における最適値 $t_{d,opt}$ と定義する。

Fig. 5 より、駆動条件が異なれば $t_{d,opt}$ の値も異なっていることがわかる。よって、駆動条件が変動するような状況下でモータを用いる場合には、 t_d を常に調整し、 $t_{d,opt}$ 付近に保つ手段が必要となる。

上記の調整を自動的に行う手段として、極配置レギュレータを用いる手法⁽⁶⁾が報告されている。以下にその具体的な方法を述べる。

Fig. 5 のように、各々の駆動条件において θ_{osc} は t_d の関数として得られる。よって、

$$\theta_{osc} = h(t_d) \quad (1)$$

のように表すことができる。このとき、 t_d を微小量 Δt_d だけ変化させた場合に得られる θ_{osc} の変化量 $\Delta\theta_{osc}$ は次式のように近似できる。

$$\Delta\theta_{osc} = \frac{dh(t_d)}{dt_d} \Delta t_d \quad (2)$$

ここで、モータを 1 ステップずつ駆動し、ステップ毎に得られた結果に基づき t_d を修正することで最終的に t_d を $t_{d,opt}$ に収束させるという過程を考える。修正過程の第 i 回目のステップにおいて、 $t_d = t_d(i)$ とした結果 $\theta_{osc}(i)$ が得られ、それに対して t_d に $\Delta t_d(i)$ を加えて修正を行った結果次のステップで $\theta_{osc}(i+1)$ が得られたとすると、式(2)より次のような離散時間系の状態方程式が得られる。

$$x(i+1) = ax(i) + b(i)u(i) \quad (3)$$

ただし、

$$x(i) = \theta_{osc}(i), \quad u(i) = \Delta t_d(i), \quad a = 1,$$

$$b(i) = (d\theta_{osc}/dt_d)(i)$$

であり、 $(d\theta_{osc}/dt_d)(i)$ は第 i 回目のステップでの動作点における $\theta_{osc}-t_d$ 曲線の傾きである。 $u(i) = -k(i)x(i)$ ($k(i)$ は第 i 回目のステップでのフィードバックゲイン) とすると、

$$x(i+1) = \{a - b(i)k(i)\}x(i) \quad (4)$$

のようにレギュレータを構成することができる。その特性方程式は、

$$z - \{a - b(i)k(i)\} = 0 \quad (5)$$

となるので、その極 z は、

$$z = a - b(i)k(i) \quad (6)$$

として与えられる。極が後述のような漸近安定領域に配置されていると仮定すると、フィードバックゲイン $k(i)$ を、

$$k(i) = \frac{a-z}{b(i)} = \frac{1-z}{(d\theta_{osc}/dt_d)(i)} \quad (7)$$

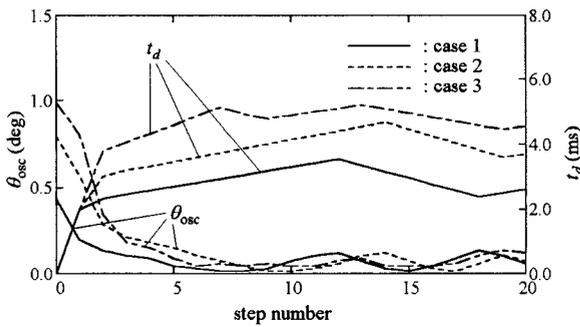


Fig. 6 Tuning process of t_d by regulator-type method.

とすればシステムが漸近安定となる。上式の分母の導関数を差分によって置き換えると、

$$k(i) = (1-z) \frac{t_d(i) - t_d(i-1)}{\theta_{osc}(i) - \theta_{osc}(i-1)} \quad (8)$$

となるので、結局 $t_d(i)$ に次式のような修正を加えたものを第 $(i+1)$ 回目のステップで用いる $t_d(i+1)$ として用いればよいことになる。

$$\begin{aligned} t_d(i+1) &= t_d(i) + \Delta t_d = t_d(i) - k(i)\theta_{osc}(i) \\ &= t_d(i) - (1-z) \frac{t_d(i) - t_d(i-1)}{\theta_{osc}(i) - \theta_{osc}(i-1)} \theta_{osc}(i) \end{aligned} \quad (9)$$

上記の制御系が漸近安定であるためには、その極が複素平面上の原点を中心とする単位円内に配置されなければならない。また、本システムではフィードバックゲインは実数でなければならないので、結果として、

$$-1 < z < 1 \quad (10)$$

の領域に極が配置されればよいことになる。ただし、上式が満足される場合でも、式(2)の近似が成り立つ範囲内で動作が行われない場合には、動作が不安定になる可能性が生じる。これを避けるために、極を式(10)の範囲でできるだけ 1 に近い値とし、 $\Delta t_d(i)$ を小さい値に抑える。

本アルゴリズムにおいては、式(9)のように極めて少ない演算で励磁タイミングの調整が可能となる。このアルゴリズムを用い、実際に実験システムにおいて励磁タイミングのオンライン調整を行った。このとき、上記の極は、調整時においてステップ毎の t_d の変化が大きすぎて振動的にならないように、かつできる限り少ないステップ数で最適値に収束する事を考慮し、若干の試行錯誤を行って $z=0.8$ と設定した。 θ_{osc} はロータリーエンコーダを用いて検出した角度変化の実測波形より算出した。また、最初のステップ（これを第 0 ステップと定義する）においては t_d を 0 とし、次の

ステップ（これを第 1 ステップとする）では t_d を 2.0ms として、これ以降のステップにおいて式(9)により t_d の値を修正した。式中の分母が 0 になる場合には、前ステップの修正量をそのまま用いた。本アルゴリズムを実行した結果を Fig. 6 に示す。いずれの駆動条件においても t_d は $t_{d, opt}$ 付近の値に調整され、 θ_{osc} が小さい値に抑えられている。このことから、角度センサを用いて直接角度情報を得た場合には本手法が極めて有効であることがわかる。

3. ニューラルネットワークによる角度情報の推定

前章で示した励磁タイミングの自動調整法では、モータ駆動中の各ステップにおいてロータリーエンコーダを用いて回転子の角度を検出し、そのデータを元に逐次励磁タイミングを調整していた。しかし、この場合には角度センサ無しで制御が可能であるというステッピングモータの長所が損なわれることになる。

本章では、上記のような長所を維持するため、前章の励磁タイミングの調整法をセンサレス化することを試みる。特に、本論文のように、モータの駆動が低速域において行われる場合には、励磁タイミングの調整を駆動ステップ毎に行えばよく、各時刻において角度情報を瞬時にフィードバックして制御に反映させる必要がない。よって、ここでは、文献(7)と同様の方法を採用する。この方法は、ステップ毎に取得される励磁電流値の時系列データのみを用いて、そのステップにおける角度情報をニューラルネットワークによって推定するというものであり、他の多くの手法において必要となるモータの構造や特性といった事前知識に基づく数式モデル等の構築のプロセスが不要になるという利点を持っている。

具体的には、種々の駆動状況において取得されたステップ応答時の巻線電流波形と角度情報の対応関係をニューラルネットワークに学習させ、学習の完了したニューラルネットワークに任意の駆動状況におけるステップ応答時の巻線電流波形の時系列データを入力することにより角度情報の推定を行うという形でシステムが構成される。以下では、本手法を用い、前章の励磁タイミング調整法において用いる角度情報である θ_{osc} を推定するシステムを構築する。

まず、駆動条件 case 1~case 3 の各々の場合に関して、励磁を A 相・ \bar{B} 相から A 相・B 相に切り換えて 1 ステップ駆動したときに取得された回転子角度および各相の電流波形の変化を Fig. 7 に示す。

図を見ると、駆動条件の変化による回転子の振動波形の違いが励磁電流波形の違いとして現れていること

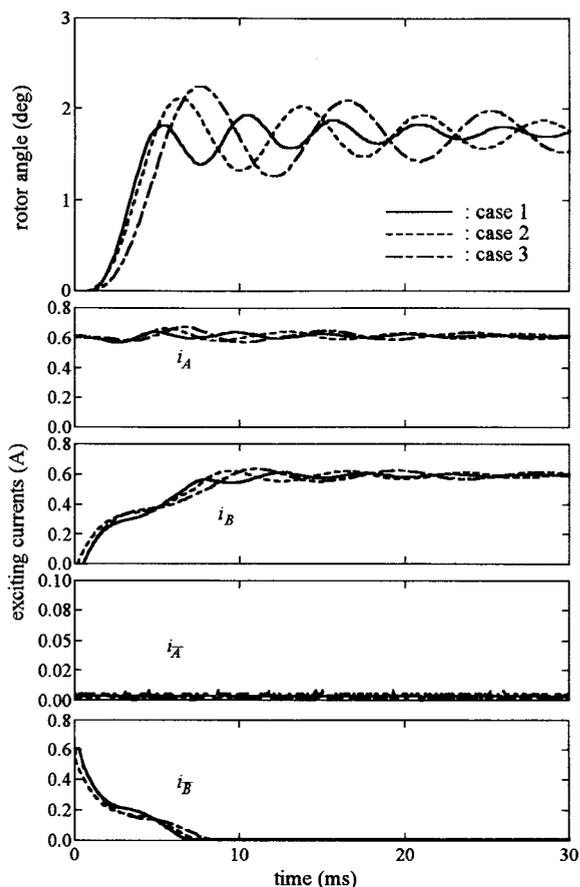


Fig. 7 Variation of waveforms of exciting current caused by variation of driving condition.

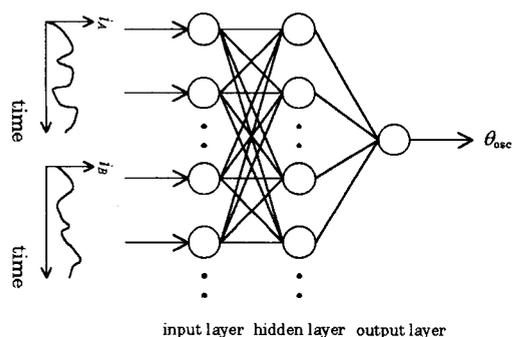


Fig. 8 Structure of neural network.

がわかる。この中でも特に i_A および i_B の波形において、振動の顕著な影響が長時間に渡って持続している。よって、本手法では、ニューラルネットワークの入力に用いる電流波形として i_A および i_B のデータを用いることとする。

Fig. 8に、本手法において用いるニューラルネットワークの構造を示す。入力には上記のように i_A および

Table 3 Driving conditions for acquiring the data for learning.

condition	t_d
case 1	0~5.0ms (interval : 0.5ms)
case 2	$t_d=0, 2.5\sim 6.5$ ms (interval : 0.5ms)
case 3	$t_d=0, 3.5\sim 7.5$ ms (interval : 0.5ms)

i_B の時系列データが用いられ、出力として θ_{osc} が得られる構造となっている。具体的には、ステップ応答時の各相の巻線電流値を0.5ms毎にサンプリングし、0~20msの間の時系列データを i_A および i_B の各々に対しそれぞれ計40個ずつ取得してこれを入力とした。よって、入力層のユニット数は80である。中間層のユニット数は計算量の低減のためには少ない方が望ましい。ここでは、学習が数値的に不安定とならずに行われる範囲内ですできるだけユニット数を少なくすることを考慮し、若干の試行錯誤により20と決定した。

Fig. 8のニューラルネットワークを角度推定器として用いるためには、モータを駆動したときに得られる巻線電流と θ_{osc} の実測データを取得し、これを教師データとして用いて予めオフライン学習を行わなければならない。このとき用いる教師データは、できるだけ広い駆動条件において取得されることが望ましいが、学習時の計算量を低減することを考慮するとこれをむやみに多くすることは避けたい。本論文においては、 t_d に関し、Fig. 5における $t_{d\ opt}$ 付近でその値の変化の大きい部分の特徴を重点的に学習させることを考慮し、Table 3に示されるような領域において、Table 2の case 1~3の負荷条件下で t_d を0.5ms毎に変化させてモータを駆動し、教師データを取得した。

上記の教師データを用いて実際にニューラルネットワークの学習を行う。学習法としては、慣性項を付加したバックプロパゲーション法を用いている⁽⁷⁾。以下にその学習法を示す。

ニューラルネットワークの入力層の各ユニットは、中間層の各ユニットへの入力値の分配のみを行い、具体的な演算は行わない。中間層および出力層の各ユニットにおいては以下に述べるような演算が行われ、それぞれのユニットからの出力値が決定される。ある層が n 個のユニットで構成され、その次の層の j 番目のユニットへの入力が x_{1j}, \dots, x_{nj} であったとすると、そのユニットの出力 y_j は、

$$y_j = g(z_j), \text{ ただし } z_j = w_{1j}x_{1j} + \dots + w_{nj}x_{nj} \quad (11)$$

となる。ここで、 w_{1j}, \dots, w_{nj} はそれぞれの入力に対する重みである。式中の $g(z_j)$ はユニットの入出力の関係を表す関数であり、中間層においてはシグモイド関

数

$$g(z_j) = \frac{1}{1 + \exp(-z_j)} \quad (12)$$

を用い、出力層においては線形関数を用いて、

$$g(z_j) = z_j \quad (13)$$

とした。各ユニット間の結合を表す重みの値は、以下のアルゴリズムによる学習に基づいて決定される。

各ユニットの入力の重みに関し、ランダムな初期値よりの修正が k 回ずつ行われたとする。このとき、 $(k+1)$ 回目の修正はまず出力層に関して行われる。出力層の j 番目のユニットにおいて、出力 y_j およびそれに対する教師データ d_j より、

$$\delta_{\eta j} = (d_j - y_j)g'(z_j) = d_j - y_j \quad (14)$$

を計算する。この値より i 番目の入力に対する重みの修正量 $\Delta w_{ij}(k+1)$ を次のように求める。

$$\Delta w_{ij}(k+1) = \eta \delta_{\eta j} x_{ij} + \alpha \Delta w_{ij}(k) \quad (15)$$

ここで、 η は学習率、 α は慣性項の係数である。式(15)により重みを、

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij}(k+1) \quad (16)$$

として修正する。

上式により出力層の全ユニットの入力に対するすべての重みの修正が終わった後に、中間層に関する重みの修正を行う。中間層の j 番目のユニットに対し、

$$\delta_{\alpha j} = \left(\sum_{m=1}^n \delta_{\alpha m} w_{mj} \right) g'(z_j) = \left(\sum_{m=1}^n \delta_{\alpha m} w_{mj} \right) y_j (1 - y_j) \quad (17)$$

を計算する。この値より i 番目の入力に対する重みの修正量 $\Delta w_{ij}(k+1)$ を次のように求める。

$$\Delta w_{ij}(k+1) = \eta \delta_{\alpha j} x_{ij} + \alpha \Delta w_{ij}(k) \quad (18)$$

その後は出力層の場合と同様に、式(16)により重みを修正する。この作業を中間層の全ユニットの入力に対するすべての重みに関して行う。

上記の手順を繰り返してニューラルネットワークの学習を行う。本論文においては、出力の教師データに対する誤差が十分小さくなることを考慮し、学習回数を 50000 回とした（ここでは、重み 1 つが 1 回修正される毎に 1 回の学習が行われたと見なしている）。

Fig. 9 に、学習の完了したニューラルネットワークによって推定した θ_{osc} の値を用いて、第 2 章の方法により t_d の調整を行った結果を示す。ここで示されている θ_{osc} のデータは推定したものではなくロータリーエンコーダによって実測した値である。(a)~(c)は教師

データ取得時と同一の駆動条件の場合であるが、いずれもロータリーエンコーダを用いて実測した値を用いて調整した場合と同程度に θ_{osc} が低い値に抑えられており、本手法を用いてセンサレス化した場合に顕著な性能低下が見られないことに注目したい。(d)および(e)は、教師データ取得時とは異なる駆動条件の場合であり、ニューラルネットワークによる推定が適切に行われれば実測値を用いた場合と同様に θ_{osc} を低い値に抑えることができることになる。しかし、case 2 と case 3 の中間の慣性モーメントを持つ負荷を取り付けた case 4 の場合には θ_{osc} が低い値に抑えられているが、case 3 より大きな負荷を取り付けた case 5 においては振動抑制が十分なものとはなっていない。このことは、駆動条件が教師データ取得時の複数の条件の中間の領域である場合に関してはニューラルネットワークの汎化能力が効果的に働くが、外側の領域に関してはこれが必ずしも良好に作用しないことを示すものであると考えられる。よって、本手法を広い範囲で使用するためには、できる限り広範囲な駆動条件において教師データを取得する必要があることが示唆される。

Fig. 10 は駆動中に負荷変動が生じた場合の調整過程で、(a)は負荷が case 1 から case 3 に変わった場合、(b)は逆の場合である。25 ステップ目において負荷の慣性モーメントが変化している。負荷変動時において、推定値を用いた場合も実測値を用いた場合もほぼ同ステップ数で最適値付近に収束している。これらの結果より、本手法が負荷変動に対しても効果的に働くことがわかる。

4. おわりに

本論文において著者らは、ステッピングモータの回転振動の抑制のための励磁タイミングのオンライン調整において、角度情報の検出をセンサレス化することにより、ステッピングモータの持つ角度センサが不要であるという利点を維持しつつ駆動特性を改善すること試みた。励磁シーケンスとしては、調整すべきパラメータがただ 1 個と簡易であるハーフステップ励磁シーケンスを用い、励磁タイミングの調整法として、演算量の少ない極配置レギュレータによる方法を採用した。また、センサレス化手法として、ニューラルネットワークを用いて各ステップの励磁電流波形から角度情報を推定する方法を用いた。

上記の手法を実装したシステムを構築し、実際にモータの励磁タイミングの調整を行ったところ、センサレス化した場合においても、角度センサを用いた場合に比べて、タイミング調整に要するステップ数や固有

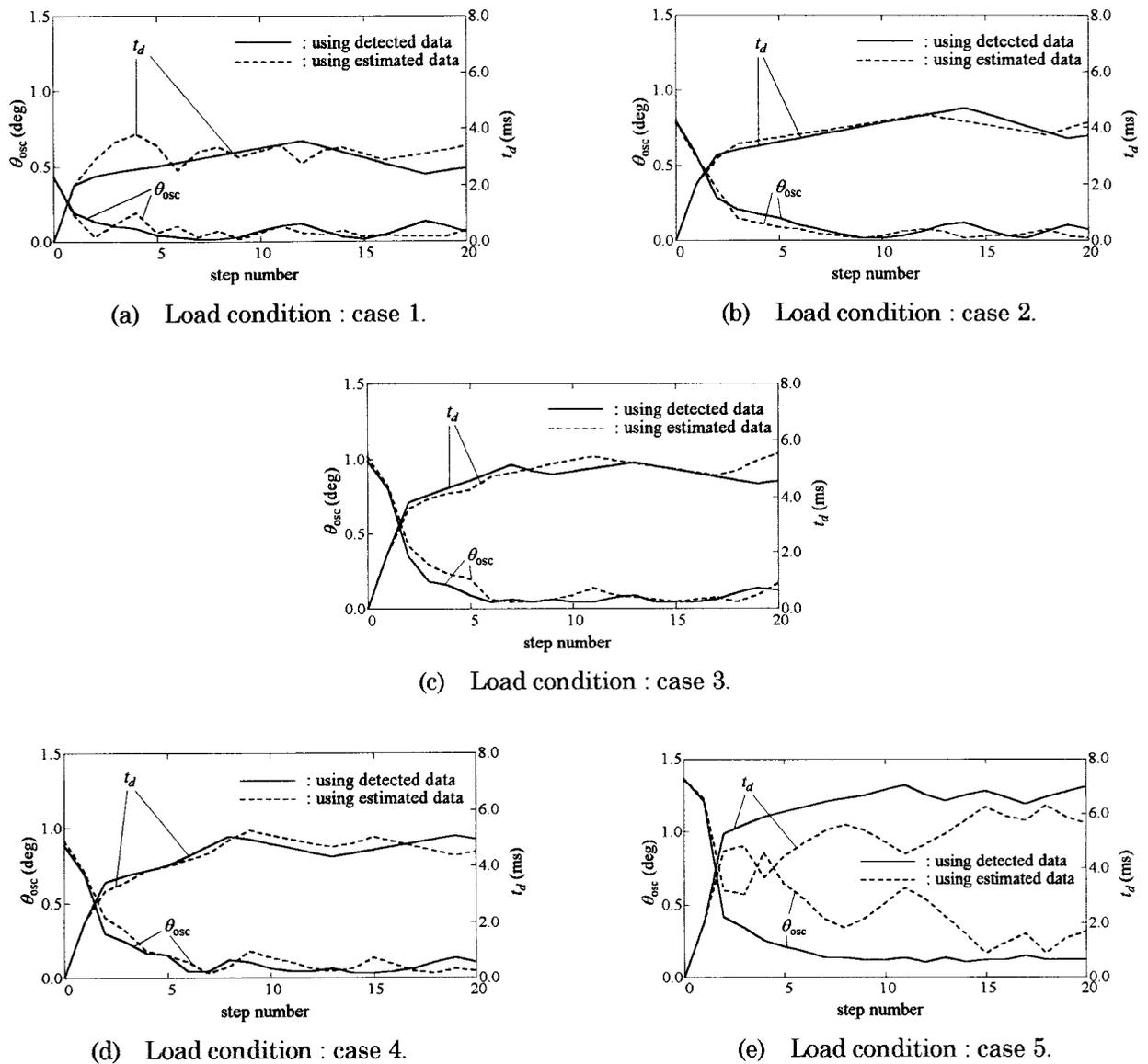


Fig. 9 Tuning process of t_d using θ_{osc} estimated by neural network.

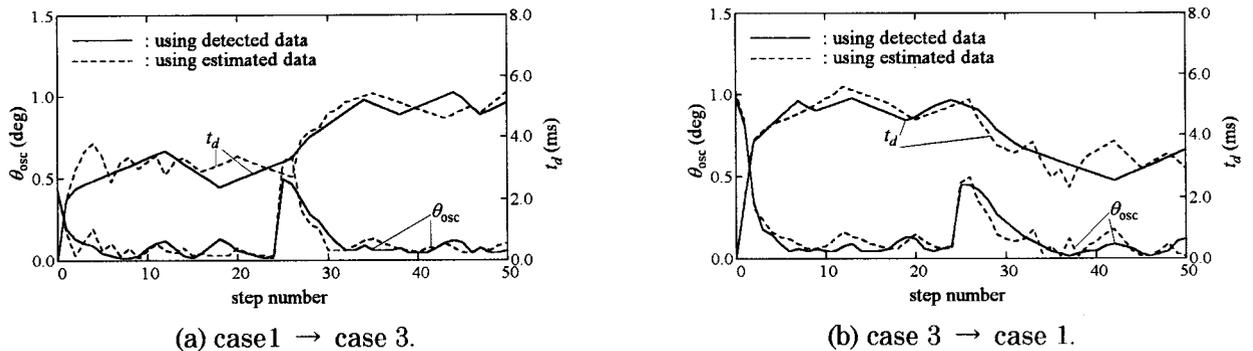


Fig. 10 Tuning process of t_d using θ_{osc} estimated by neural network (Cases with change of load).

振動の振幅の低減に関して Fig. 9や Fig.10で示されたようにほぼ同等の特性が得られ、本手法が実際に有効であることが確認された。ただし、ニューラルネット

ワークの学習に用いる教師データをできるだけ広い範囲の駆動条件下で取得すべきであることも示唆された。これらの結果より、本手法がステッピングモータの

持つ利点を維持しつつ低速領域で駆動特性を改善できる有効な方法であることが実証されたと言える。また、本手法においては、モータのモデルや機器パラメータを一切必要とせず、よって数式モデルの構築やパラメータ同定といった手順を省略することができ、またモータの構造や形式にも無関係であることから、極めて高い汎用性を持つと考えられる。

参考文献

- (1) T. Kenjo and A. Sugawara (1994) : *Stepping Motors and Their Microprocessor Controls, Second Edition*, Oxford: Clarendon Press, 1-172.
- (2) T. Senjyu and K. Uezato (1995) : *Stability Analysis and Suppression Control of Rotor Oscillation for Stepping Motors by Lyapunov's Direct Method*, *IEEE Trans. on Power Electron.*, Vol. PE-10, No. 3, 333-339.
- (3) 百目鬼英雄 (1993) : ステッピングモータの使い方, 工業調査会, 109-131.
- (4) 千住, 仲濱, 上里 (1994) : ファジー推論を用いた可変リラクタンス形ステッピングモータの回転子振動抑制法, 電気学会論文誌, Vol. 114-D, No. 3, 346-347.
- (5) 千住, 仲濱, 上里 (1996) : ファジー推論を用いた逆相励磁ダンピングによるステッピングモータの回転子振動抑制, 電気学会論文誌, Vol. 116-D, No. 12, 1238-1245.
- (6) 三浦, 谷口 (1996) : レギュレータによるステッピングモータの励磁タイミングの決定, 電気学会論文誌, Vol. 116-D, No. 7, 800-801.
- (7) 三浦, 谷口 (1997) : ニューラルネットワークによるステッピングモータのセンサレス角度検出, 電気学会論文誌, Vol. 117-D, No. 6, 776-781.
- (8) 谷口, 大塚, 高杉 (1991) : 簡易なスイッチングシーケンスによるステッピングモータの振動抑制, 電気学会論文誌, Vol. 111-D, No. 6, 497-498.