

# ステッピングモータのオンライン励磁タイミング調整

## On-Line Adjustment of Exciting Period for a Stepping Motor

○亀井 澄人, 三浦 武, 秋山 宣万, 谷口 敏幸

○Sumito Kamei, Takeshi Miura, Yoshikazu Akiyama, Toshiyuki Taniguchi

秋田大学

Akita University

キーワード：ステッピングモータ(stepping motor), センサレス(sensorless),  
励磁タイミング調整(adjustment of exciting period),  
シンプレックス法(simplex method), ニューラルネットワーク(neural network)

連絡先：〒010-8502 秋田県秋田市手形学園町 1-1 秋田大学工学資源学部 電気電子工学科  
三浦 武, TEL. : (018)889-2329, FAX. : (018)837-0406, E-mail : miura@ipc.akita-u.ac.jp

### 1. はじめに

ステッピングモータは、開ループによって比較的高精度に角度制御の応用が出来るアクチュエータであるため、低コストで簡易に制御システムを構築できる<sup>1)</sup>。また、デジタル的なパルス列信号により駆動されるため、デジタル機器を用いた制御系との整合性がよく、OA, FA 機器に利用されている。

ステッピングモータはステップ状の動作をするために、回転子が機械的な振動を伴うという問題がある。また、入力パルス周波数がモータの固有振動数の分数調波の周波数にほぼ等しいときに共振現象が起り、モータが脱調する<sup>2)</sup>。また、騒音を起こすという問題も生ずる。

ところで、ステッピングモータの駆動においては、あるステップでの回転子の角度情報を励磁を指令する側へフィードバックし、次のステップの励磁タイミングへと反映させることで振動が抑制された駆動が可能である<sup>3)</sup>。

ここで回転子の振動を抑制する方法の1つに、回転子がオーバーシュートする前に駆動方向と逆方向に励磁し、その後、励磁を駆動方向に戻すことで振動を抑制する逆相励磁ダンピングがある<sup>2)</sup>。この場合、逆方向に励磁するタイミングと逆方向から励磁を戻すタイミングの2つのパラメータを調整する必要がある。このタイミングを決定するために数値最適化手法を用いたものが提案されている<sup>4)</sup>。提案された手法では、

負荷変動があった場合に必ずしも良好な励磁タイミングを得られていない。

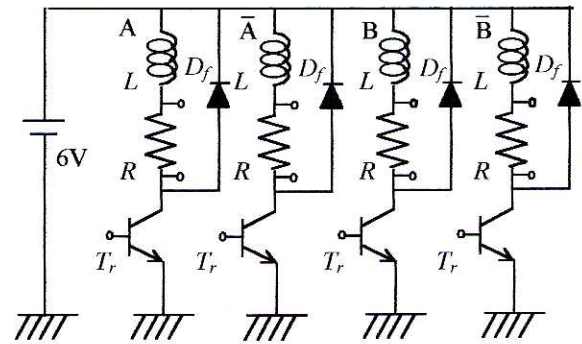
また、上記の方法を用いてオンラインでタイミングを調整する際には、回転子の角度情報の検出が不可欠である。このとき、ロータリーエンコーダなどの角度センサを用いると、ステッピングモータの長所である装置の簡易性や低コスト性を損なってしまう。

そこで、本研究ではモータの巻線電流に着目して回転子角度の検出を行っている。この検出において、近年、制御系にしばしば取り入れられている人工知能形アルゴリズムであるニューラルネットワークを用いている。これによりハードウェアの大幅な変更を行わず、モータの励磁に関する電気信号を情報源として取り扱うことで、低コストな制御系を実現できる<sup>5)</sup>。

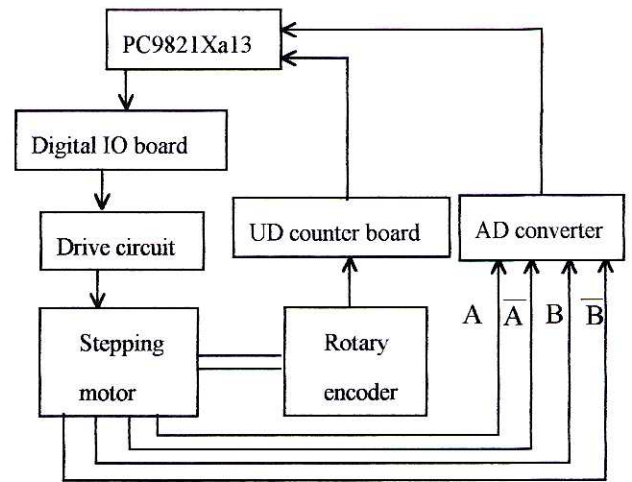
以上から、本研究では数値最適化手法の1つであるシンプレックス法を用いて、負荷変動に対応できるアルゴリズムを考案し、逆相励磁ダンピングにおける励磁タイミングの調整を行い、ニューラルネットワークを用いて回転子角度を検出することで、センサレスかつオンラインでタイミング調整が可能である、低コストな制御系を構築する手法を提案する。また、この手法によって決定された励磁タイミングでステッピングモータを駆動することによって、回転子振動抑制に対する本手法の有効性について検討した。

## 2. 実験システム

本システムで用いたステッピングモータは、2相ハイブリッド形、基本ステップ角1.8deg、定格電圧6.0V、定格電流0.8Aのものである。また、後述するように、駆動回



(a) Drive circuit



(b) System

Fig.1 Experimental system

Table.1 Driving conditions

conditions	Inertial load
case1	none
case2	$1.0 \times 10^{-5} \text{kgm}^2$
case3	none $\rightarrow$ $1.0 \times 10^{-5} \text{kgm}^2$

路に巻線電流検出用の1Ωの抵抗を接続している。

本研究で用いた実験システムを Fig.1 に示す。(a)は駆動回路であり、ユニポーラ駆動形の電圧スイッチング回路となっている。ここで、抵抗Rは各相に流れる巻線電流を検出するために、励磁巻線と直列に接続さ

れている。(b)はシステム全体の構成である。パソコン(NEC社製PC98Xa13)からデジタルIOボードを介して駆動回路に出力され、モータが駆動される。回転子角度は、ロータリーエンコーダ(5000p/r, 2相出力)によって検出され、アップダウン(UD)カウンタボードによって4逓倍して最終的に20000p/rの信号としてパソコンに入力される。また、巻線に直列に挿入された1Ωの抵抗の両端の電圧を測定することにより巻線電流の測定を行う。電流データはAD変換器に差動入力され、デジタル信号に変換された後、パソコンに入力される。本システムにおける入出力データのサンプリング時間は0.1msである。なお、励磁方式は2相励磁である。

本研究では、本手法の有効性を検討するため、Table.1に示すような駆動条件下で実験を行っている。case1, case2は後述するようにニューラルネットワークの学習に用いた教師データを取得したときと同一の駆動条件で、case3は負荷変動による本手法の有効性を検討するために設けた。

### 3. ステッピングモータの振動抑制

本研究で用いる2相励磁逆相励磁ダンピングの励磁シーケンスをFig.2に示す。回転子がオーバーシュートする前にブレーキとして駆動方向と逆方向に励磁をし、その後、励磁を元に戻すことで振動を抑制する。ここで、タイミング調整を行うパラメータは、 $t_1, t_2$ である。 $t_1, t_2$ を変化させることにより、回転子の角度応答が変化するが、ここで、振動の度合いを示す評価指数を以下のように定義する。

$$\theta_{osc} = \max(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots) \quad (1)$$

ここで、 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ はステップ応答に

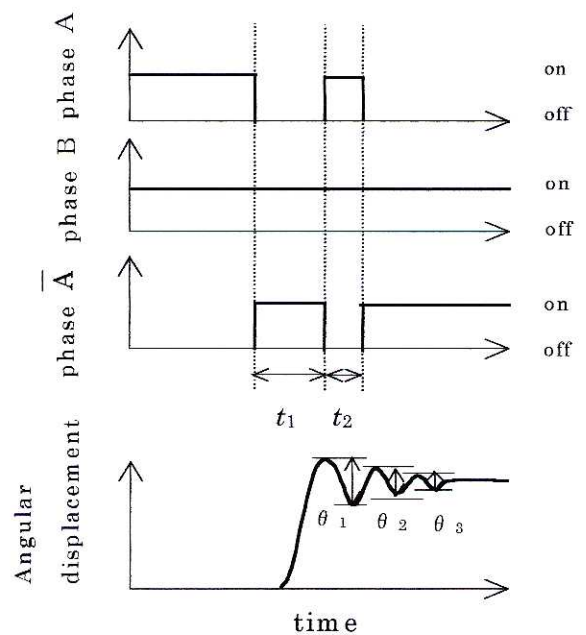


Fig.2 Exciting sequence

おいて回転子の角変位の極大値、極小値を対としたときのそれぞれの角度差で、 $\theta_{osc}$ はこの最大値である。 $t_1, t_2$ を操作することによって、回転子の応答が変化し、結果として $\theta_{osc}$ も変化するので、 $\theta_{osc}$ は $t_1, t_2$ の関数とみなすことができる。

$$\theta_{osc} = \theta(t_1, t_2) \quad (2)$$

### 4. 数値最適化

本研究では、(2)式の評価関数を目的関数とする。この目的関数 $\theta_{osc}$ は $t_1, t_2$ の関数であるが、 $\theta_{osc}$ を最小とする $t_1, t_2$ を試行錯誤的に求めるのは非常に困難である。

そこで $\theta_{osc}$ を最小とする最適な $t_1, t_2$ を求めるものとして数値最適化手法を用いる。数値最適化手法として、非線形数値最適化で微係数を用いない直接探索法のシンプレックス法<sup>6)</sup>を用いた。これは、不連続な導関数をもつ関数に適応できるといった利点がある。

#### 4-1 シンプレックス法

シンプレックス法は基本的に、変数が  $n$  次元の場合、 $n+1$  個の頂点をもつシンプレックスの値を設定し、その頂点における目的関数の値を比較しながら、これを最適点へと Fig.3 のように動かしてゆく操作からなる。この操作は鏡映、拡張、収縮の3つの基本的操作とすべての頂点を縮小するという操作によって行われる。

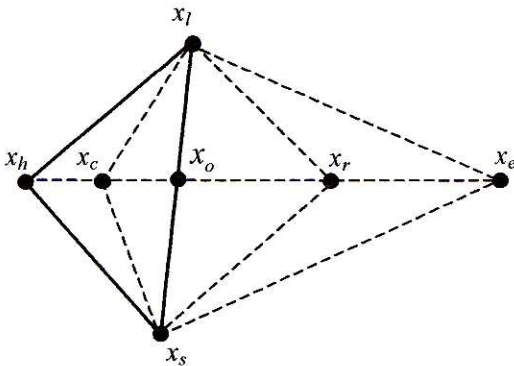


Fig.3 Operations in simplex method

初期値よりシンプレックスの各頂点を求める。  $x_h$  は1つのシンプレックスで目的関数が最大値をとる頂点、  $x_s$  は目的関数が2番目に大きい値をとる頂点、  $x_l$  は目的関数が最小値をとる頂点、  $x_o$  は  $x_h$  を除くすべての頂点の重心である。

シンプレックス法の操作は以下の計算によって求められる。

$$\text{鏡映} : x_r = (1 + \alpha) x_o - \alpha x_h \quad (3)$$

$$\text{拡張} : x_e = \gamma x_r + (1 - \gamma) x_o \quad (4)$$

$$\text{収縮} : x_c = \beta x_h + (1 - \beta) x_o \quad (5)$$

$$\text{縮小} : x_i = \frac{1}{2} (x_1 + x_i), i=1, 2, \dots, n+1 \quad (6)$$

ここで、  $\alpha$  ,  $\beta$  ,  $\gamma$  の値はそれぞれ 1.0, 0.5, 2.0 とした。

#### 4-2. 励磁タイミングの決定

逆相励磁ダンピングでは、パラメータが  $t_1$  ,  $t_2$  の2つであるので  $n=2$  となり3つの頂点を持つシンプレックスが構成される。  $t_1$  ,  $t_2$  を  $x_i (i=1, 2, 3)$  に対応させ数値最適化を行う。実際に  $\theta_{osc}$  を目的関数とすると最適化問題は以下のようなになる。

はじめに初期値の  $t_1[0]$  ,  $t_2[0]$  を与えると、頂点  $x_1$  は

$$x_1 = (t_1[0], t_2[0]) \quad (7)$$

となり、頂点  $x_2$  は

$$x_2 = (p_n + t_1[0], q_n + t_2[0]) \quad (8)$$

となり、頂点  $x_3$

$$x_3 = (q_n + t_1[0], p_n + t_2[0]) \quad (9)$$

となり、これら3つを頂点とするシンプレックスが完成する。ここで、  $p_n$  ,  $q_n$  は、

$$p_n = \frac{1}{\sqrt{2n}} (\sqrt{n+1} + n - 1) \times S \quad (10)$$

$$q_n = \frac{1}{\sqrt{2n}} (\sqrt{n+1} - 1) \times S \quad (11)$$

(ただし、  $S$  は各頂点間の1辺の長さ)

次に  $x_1$  ,  $x_2$  ,  $x_3$  の目的関数として  $M(x_1)$  ,  $M(x_2)$  ,  $M(x_3)$  を得るために、励磁タイミングを  $x_1$  ,  $x_2$  ,  $x_3$  としてステップモータをそれぞれ1ステップずつ駆動させる。このときの、それぞれの  $\theta_{osc}$  の値が  $M(x_1)$  ,  $M(x_2)$  ,  $M(x_3)$  に相当する。求めた  $M(x_1)$  ,  $M(x_2)$  ,  $M(x_3)$  の値を比較し  $x_h$  ,  $x_s$  ,  $x_l$  を決定していく。ここで、鏡映、拡張、収縮、縮小の4つの操作は文献6)のアルゴリズムにしたがって行われる。

最終的に、この最適化問題の解として得られる励磁タイミング  $t_1$  ,  $t_2$  は  $x_l$  となり、このとき目的関数  $\theta_{osc}$  が最小となる。

なお、本研究では  $A \cdot B$  相から  $B \cdot \bar{A}$  相への励磁タイミング調整を行っている。

## 5. ニューラルネットワークによるステップ応答時の巻線電流と $\theta_{osc}$ の対応関係の学習

本研究で用いるニューラルネットワークは、モータの巻線電流の値を用いて回転子の振動の大きさ  $\theta_{osc}$  を推定する形で、Fig.4のように構成される。ここで、 $k$  の値は入力層のユニット数の 1/2 である。

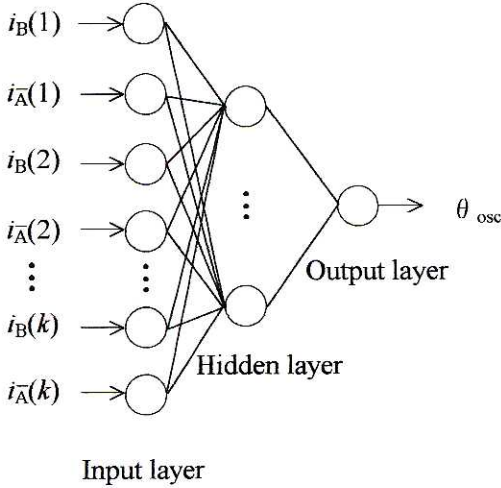


Fig.4 Structure of the neural network

本研究では Fig.4 に示すように、階層型のニューラルネットワークを用いた。ユニット数は、試行錯誤により入力層 36 個、中間層 36 個、出力層 1 個と決定した。入力層には、取得されたデータの中から 1.0ms ごとにサンプリングされた巻線電流値が入力され、中間層の各ユニットへ分配される。ただし、入力層において演算は行わない。中間層、出力層において、 $j$  番目のユニットへの入力を  $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}$  とすると、そのユニットの出力  $y_j$  は、

$$y_j = f(z_j), \text{ただし } z_j = \sum_{k=1}^n w_{kj} x_{kj} \quad (12)$$

となる。 $w_{kj}$  はそれぞれの入力に対する重みである。 $f(z_j)$  はユニットの出力関数であり、中間層においてはシグモイド関数

$$f(z_j) = \frac{1}{1 + \exp(-z_j)} \quad (13)$$

を用い、出力層においては線形関数

$$f(z_j) = z_j \quad (14)$$

を用いた。学習には慣性項を付加したバックプロパゲーション法<sup>7)</sup>を用いた。手順を以下に示す。

すべての重みの値がランダムな初期値より  $k$  回修正されたとする。このとき、 $(k+1)$  回目の修正は出力層から行われる。出力層のユニット数は 1 個なので、出力を  $y$ 、教師データを  $d$  より、

$$\delta_o = (d - y)f'(z) = d - y \quad (15)$$

を計算する。この値より、中間層の  $i$  番目のユニットからの入力に対する重みの修正量  $\Delta w_i(k+1)$  を

$$\Delta w_i(k+1) = \eta \delta_o x_i + \alpha \Delta w_i(k) \quad (16)$$

のように求める。ここで、 $\eta$  は学習率、 $\alpha$  は慣性項の係数である。(16)式より、

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \Delta w_i(k+1) \quad (17)$$

として重みを修正する。

つづいて中間層の重みを修正する。中間層の  $j$  番目のユニットに対し、

$$\delta_h = f'(z_j) \delta_o w_j = y_j(1 - y_j) \delta_o w_j \quad (18)$$

を計算する。この値より、入力層の  $i$  番目のユニットからの入力に対する重みの修正量  $\Delta w_{ij}(k+1)$  を

$$\Delta w_{ij}(k+1) = \eta \delta_h x_{ij} + \alpha \Delta w_{ij}(k) \quad (19)$$

のように求める。その後(17)式と同様に重みを修正する。これらの作業を教師データに対する出力の誤差が十分小さくなるまで繰り返す。

本研究においては、Table.1 の case1, case2 の駆動条件で教師データを取得した。ただし、試行錯誤的に求めた最適な励磁タイミングを十分に許容する範囲として、逆相励磁ダンピングにおける 2 つのパラメータ  $t_1$ ,

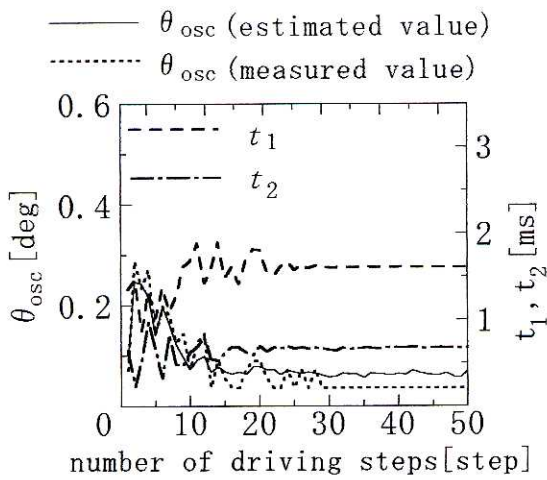


Fig.5 Adjustment of exciting period (case1)

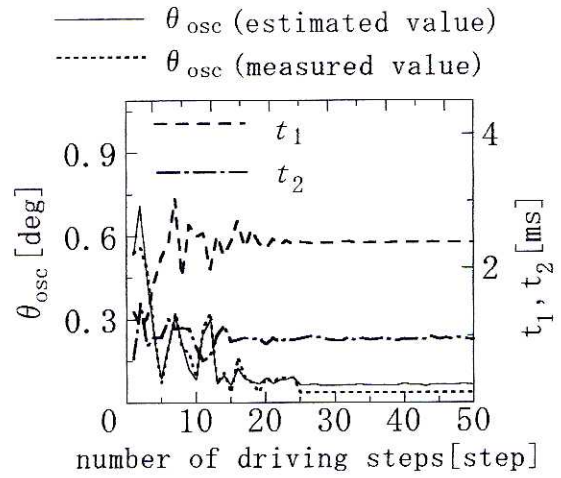


Fig.7 Adjustment of exciting period (case2)

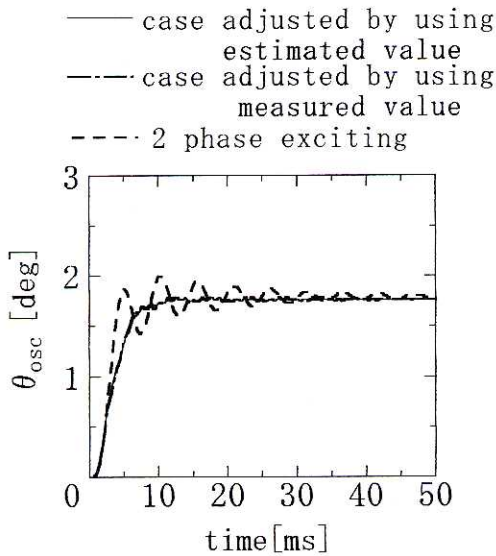


Fig.6 Step response (case1)

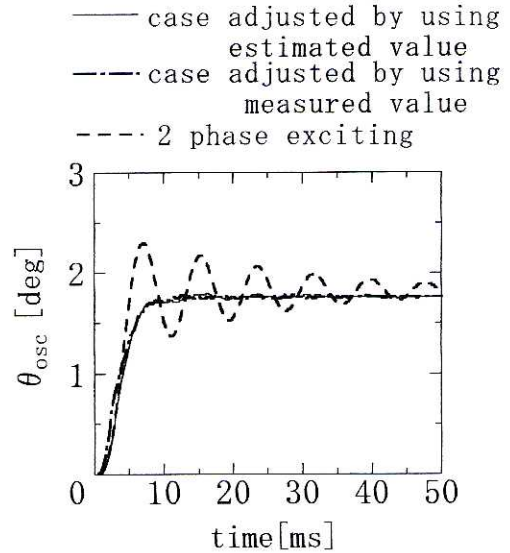


Fig.8 Step response (case2)

$t_2$ を,

$$\begin{cases} 0.0 < t_1 < 2.7 \\ 0.0 < t_2 < 1.4 \end{cases} \quad (t_1, t_2 [\text{ms}]) \quad (20)$$

の範囲内で任意に組み合わせたものとし、この範囲内から計 231 個取得した。また、入力に関する教師データとして B 相および A 相の電流値を用いた。

## 6. オンライン励磁タイミング調整

前述の手法を用いて、Table.1 の各駆動条件において得られた実験結果を以下に示す。

なお、実測値はロータリーエンコーダで測定し、推定値はニューラルネットワークからの出力値としている。

Fig.5 は、無負荷である case1 においてタイミング調整した結果である。数ステップで目的関数の値が小さくなって  $t_1$ ,  $t_2$  の値が収束しているのがわかる。

また、Fig.5 において最終的に収束した  $t_1$ ,  $t_2$  の値を用いて駆動したときのステップ応答が Fig.6 である。これから、通常の 2 相励磁と比較して大幅に振動が抑制されている

ことがわかる。また、実測値を用いてタイミング調整したことによって得られた  $t_1$ ,  $t_2$  の値と、ニューラルネットワークからの出力値を用いてタイミング調整したことによって得られた  $t_1$ ,  $t_2$  の値のそれぞれを用いて駆動した場合のステップ応答を比較すると、大きな差異がないことがわかる。これにより、ニューラルネットワークからの出力値を用いて最適な励磁タイミング調整を行うことが可能であり、センサレスでかつオンライン励磁タイミング調整が可能であることが示された。

Fig.7 は、case1 より慣性モーメントが大きい case2 においてタイミング調整した結果である。case1 と同様に数ステップで目的関数の値が小さくなって  $t_1$ ,  $t_2$  の値が収束しているのがわかる。Fig.8 は、Fig.7 において最終的に収束した  $t_1$ ,  $t_2$  の値を用いて駆動したときのステップ応答である。Fig.6 と同様、通常の 2 相励磁よりも大幅に振動が抑制されている。

また上記では、タイミング調整を行っている間は負荷が変動することは無い場合を想定したが、実際には途中で負荷が変動する場合は考えられる。文献 4) の手法では、一度収束したシンプレックスは、負荷変動に耐えられないと示している。そこで、本研究では、以下に示す手法でこの問題を回避している。

前述したとおり、4 章でのシンプレックス法の各操作は、文献 6) のアルゴリズムにしたがって行っている。そこで、 $x_h$  を除くすべての頂点の重心である  $x_o$  における目的関数と、新しく形成されたシンプレックスでの各頂点における目的関数との標準偏差をとり、その値  $P$  を収束判定値とする。

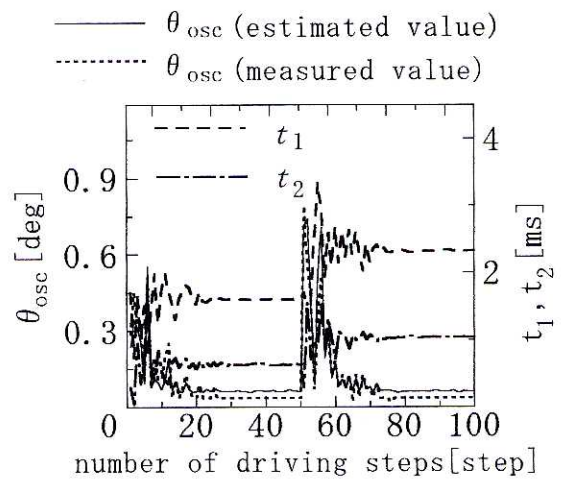


Fig.9 Adjustment of exciting period (case3)

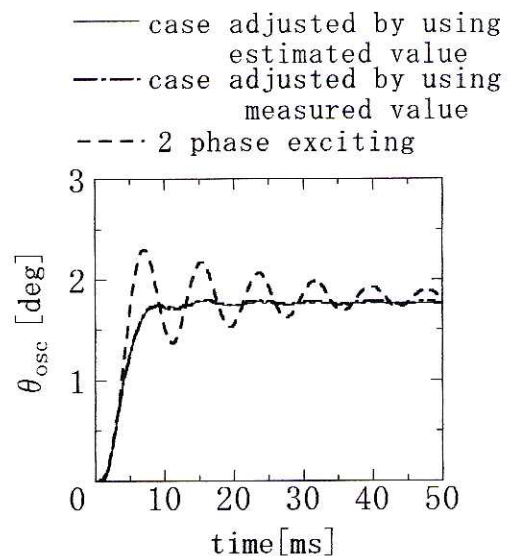


Fig.10 Step response (case3)

$$P = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n+1} (M(x_i) - M(x_o))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (21)$$

数値的に  $P$  の値が基本ステップ角の 1% 以下となったとき、収束したと判定した。また、 $P$  の値が十分小さく、かつ新しく形成されたシンプレックスでの各頂点における目的関数が、1つ手前のステップよりも 5 倍以上の値を示したときを、負荷変動の判定として用いた。

上記の手法を適用し、負荷変動を case3 のように想定したときのタイミング調整を

した結果が Fig.9 である. 負荷が変動した場合においても数ステップで目的関数の値が小さくなって  $t_1$ ,  $t_2$  の値が収束しているのがわかる. Fig.10 は, Fig.9 において最終的に収束した  $t_1$ ,  $t_2$  の値を用いて駆動したときのステップ応答であり, 大幅に振動が抑制されていることが確認できる. これから文献 4)における欠点が補われ, 本手法が有効であることが確認できた.

## 6. おわりに

ステッピングモータの回転子の振動抑制に関して, ニューラルネットワークを用いて振動の大きさ  $\theta_{osc}$  を推定し, その値を用いてシンプレックス法を適用することで, 逆相励磁ダンピングのオンライン励磁タイミング調整を行った.

5章に示した実験結果より, シンプレックス法を用いてオンライン励磁タイミング調整をする際, 実測値を用いた場合とニューラルネットワークからの出力値を用いた場合とが, 様々な駆動条件で一致していることから, 本手法が有効であることが示された. また, 文献 4)における負荷変動に対応できないという欠点も補われた.

これにより, ステッピングモータの長所である装置の簡易性や低コスト性を損なわずに, センサレスかつオンラインで励磁タイミング調整が可能な制御系の構築がなされた.

## 参考文献

- 1) 百目鬼英雄: ステッピングモータの使い方, 7/13, 工業調査会(1993)
- 2) 見城尚志, 菅原晟: ステッピングモータとマイコン制御, 121/237, 総合電子出版社(1994)

- 3) 三浦武, 谷口敏幸: 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 D, 116-7, 800/801(1996)
- 4) 蝶野純也, 三浦武, 秋山宣万, 谷口敏幸: 数値最適化手法を用いたステッピングモータの励磁タイミングの決定, 計測自動制御学会東北支部研究集会講演資料, 196-10, 1/6(2001)
- 5) 三浦武, 谷口敏幸: 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 D, 117-6, 776/781(1997)
- 6) S.L.S.ジャコビ, J.S.コワリク, J.T.ピンズ(著), 関根智明(訳): 非線形最適化問題の反復解法, 81/84, 培風館(1976)
- 7) 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一: ニューラルネットワークの基礎と応用, 4/27, 共立出版(1994)