

回転子慣性の変動に対応したブラシレス DC モータの位置制御その 2
Position Control of a Brushless DC Motor Considering Variation of Rotor Inertia, Part 2

○坂 圭介*, 松尾健史*, 秋山宜万*, 三浦 武*, 谷口敏幸*, 米田 真**
○Keisuke Saka*, Kenshi Matsuso*, Yoshikazu Akiyama*, Takeshi Miura*, Toshiyuki Taniguchi*,
Makoto Yoneda**

*秋田大学, **オリエンタルモーター
*Akita University, **Oriental Motor Co., Ltd.

キーワード：ブラシレス DC モータ(brushless DC motor), 位置制御(position control),
慣性負荷(inertial load), ニューラルネットワーク(neural network)

連絡先：〒010-0852 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

近年、パワーエレクトロニクスの発達やマイクロプロセッサの高速化により、従来では困難であったベクトル制御が実装可能となったため、ブラシレス DC モータが注目されるようになった。また、制御に対する要求も高精度化、高速化など厳しくなっており、特に負荷変動に対するロバスト性の向上が重要視されている。この中でも位置制御系における慣性変動は駆動停止時における整定時間の増大や目標値追従性の悪化につながる。

文献 1)においては、慣性負荷の影響で、位置

指令に対する応答が遅れてしまうという問題に対して、制御システムにフィードフォワード制御を付加することで、目標値追従性の改善が見られた。しかし、この方法においては手動でゲインを調整しなければならない。何らかの形で制御期間中に負荷の慣性モーメントの値を取得できれば、その値を用いて制御ゲインを自動的に調整することができると考えられる。

そこで本研究では、モータにおける電気系の状態変数である電流、電圧あるいは機械系の回転速度、回転角度²⁾と負荷の慣性モーメントの対応に注目し、その関係を把握することによって、状態変数の値から慣性モーメントを推定す

るシステムを構築することを試みる。状態変数と負荷の慣性モーメントの対応関係の学習にはモデル構築が必要なく、簡単なアルゴリズムでネットワークを構成することができるニューラルネットワークを用いることにした。

今回の研究では、各相の相電圧あるいは回転速度をニューラルネットワークの入力とし負荷の慣性モーメントとの関連性をあらかじめニューラルネットワークに学習させ、位置指令を与えたときに得られる相電圧あるいは回転速度の情報から、負荷の慣性モーメントを推定するようなオブザーバを提案し、実験システムを用いて本手法の有効性に関する検討を行った。

2. 実験装置

本研究で用いた実験装置について以下に示す。ここでは、オリエンタルモーター社製のブラシレス DC モータ(DXMS2020-AA)およびサーボアンプ DXDV020-A を用いた。その仕様を表 1 に示す。

実験システムの構成を図 1 に示す。位置制御系および速度制御系の処理はパーソナルコンピュータ PC1 を用いたソフトウェア制御によって行われ、トルク指令が D/A 変換器を介して駆動システムに入力される。駆動システム内でトルク指令に従ったデジタル制御による PWM 方式の電流制御が行われ、モータが駆動される。

モータの回転角度はロータリーエンコーダによって検出され、駆動システムを介して 2 相信号に変換される。駆動システムの外部に出力された信号はアップ/ダウンカウンタボードを介

して 7200[pulse/rev.]の精度で PC1 にフィードバックされる。

モータの電機子巻線に印加された 3 相分の相電圧のうち 2 相分が低域通過フィルタおよび A/D 変換器を介して PC1 にフィードバックされる。

PC2 は駆動システムのパラメータの読み出しおよび書き込みを行うためのパーソナルコンピュータである。駆動システム内では位置制御器に P 要素, 速度制御器に PI 要素が用いられており、位置制御器の比例ゲインと速度制御器の積分時間を PC2 で設定することが可能となっている。本研究ではこの制御パラメータを工場出荷時のまま使用した。また PC2 は制御期間中には使用されない。本研究における入出力データのサンプリング時間は 1.0[ms]である。

表 1 ブラシレス DC モータの仕様

Table 1 Specifications of the brushless DC motor.

Rated power	$P = 200$ [W]
Rated torque	$T = 0.637$ [N·m]
Rated speed	$\omega_{rR} = 3000$ [min ⁻¹]
Rotor inertia	$J = 1.370 \times 10^{-5}$ [N·m·s ² /rad]
Rated current	$i = 2.7$ [A]

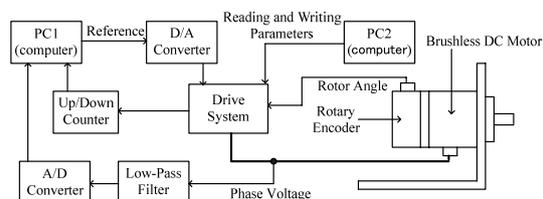


図 1 実験システム

Fig.1 Experimental system

3. 位置制御系と位置指令

図2に基本となる位置制御系のブロック線図を示す。位置制御系にP制御，速度制御系にPI制御を用いた構成となっている³⁾。ここで， θ_r ：目標指令位置， θ_m ：回転子位置， e_θ ：位置偏差， ω_r ：目標指令速度， ω_m ：回転速度， e_ω ：速度偏差， T_e ：発生トルク， K_{pp} ：位置比例ゲイン， K_{sp} ：速度比例ゲイン， K_{si} ：速度積分ゲイン， J ：回転子の慣性モーメントである。

本研究では位置制御器の比例ゲイン K_{pp} と速度制御器の比例ゲイン K_{sp} ，積分ゲイン K_{si} を以下のように設定した。

$$K_{pp} = 50 \quad (1)$$

$$K_{sp} + \frac{K_{si}}{s} = 0.00685 + \frac{0.02}{s} \quad (2)$$

また，一般的に多く用いられている台形波速度プロファイルを時間積分することによって得られる波形を位置指令に用いた。この波形を図3に示す。

図3の0から t_1 までの間(t_r)および t_2 から t_3 までの間(t_r)は加速および減速期間である。 t_1 から t_2 までの間は一定速度 ω_{cs} で回転する。また， θ_0 ：最終停止位置， t_r ：加減速期間， t_{cs} ：一定速度期間である。本研究では $t_r = 20[\text{ms}]$ ， $t_{cs} = 40[\text{ms}]$ と設定し，よって $t_3 = 80[\text{ms}]$ となる。

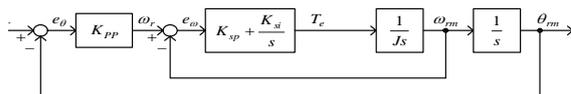


図2 位置制御系のブロック線図

Fig.2 Block diagram of position control system.

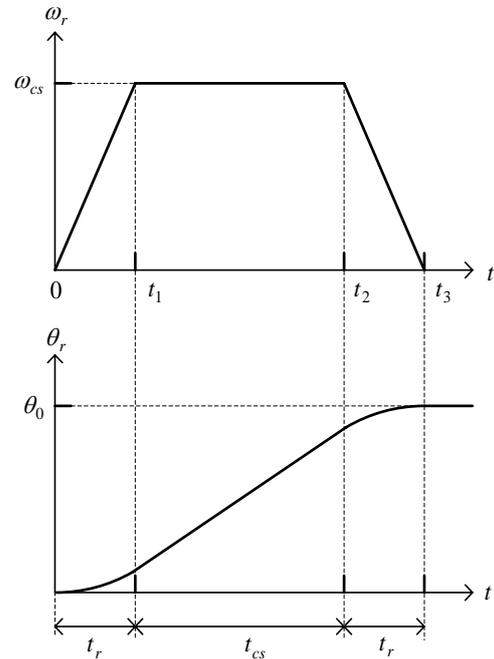


図3 角度目標値の時間変化プロファイル

Fig.3 Profile of the temporal variation of the reference angle

4. ニューラルネットワークによる学習

本研究では，ニューラルネットワークの入力として相電圧あるいは回転速度を用い，慣性モーメントの値を出力する形とした。具体的には，図4に示すように中間層を1層とした階層構造ニューラルネットワークを用いた⁴⁾。時刻 t における慣性モーメントの値 $J(t)$ は，時刻 $(t - N\Delta t)$ ～時刻 t における相電圧あるいは回転速度の値をニューラルネットワークに入力することによって得られる($N = 40$)。

上記の入力の個数は演算時間の削減と学習における誤差の減少を考慮した試行錯誤により決定された。相電圧を入力とした場合，フィードバックされた2相分の相電圧から，もう一つの

相電圧を算出し、3相分の相電圧に対して40個ずつ取得してこれを入力とするので、入力相のユニット数は120個となる。回転速度を入力とした場合、回転速度を規格化した値(回転速度を定格回転速度で割ったもの)に対して40個ずつ取得してこれを入力とする。また、中間層のユニット数は学習が安定に行われることを考慮して10個とした。ここで、入力層の各ユニットでは演算が行われず、中間層の各ユニットへの入力の配分のみを行う。中間層のユニットにおいてはシグモイド関数、出力層のユニットには線形関数を用い、あらかじめ取得されたデータを教師データとした教師あり学習によって、各ユニット間の結合荷重を決定した⁵⁾。

本研究では負荷を装着した回転子の慣性モーメントを表2のcase1~case3の3つの値とし、各々の場合に対して $\omega_s = 1000, 2000$ および $3000[\text{min}^{-1}]$ と変化させて行った実験で得られたデータを教師データとして用いた。その例を図5に示す。ここで、case2は無負荷の場合の5倍程度、case3は10倍程度の慣性モーメントとなっている。

表2 慣性負荷

Table2 Inertial loads.

case	Moment of inertia J_v [$\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2/\text{rad}$]
case1	1.37×10^{-5} (no load)
case2	6.85×10^{-5}
case3	13.70×10^{-5}
case4	10.275×10^{-5}
case5	17.125×10^{-5}

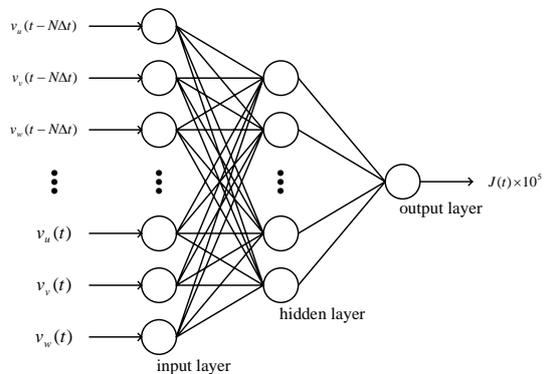


図4 ニューラルネットワークの構造

Fig.4 Structure of the neural network.

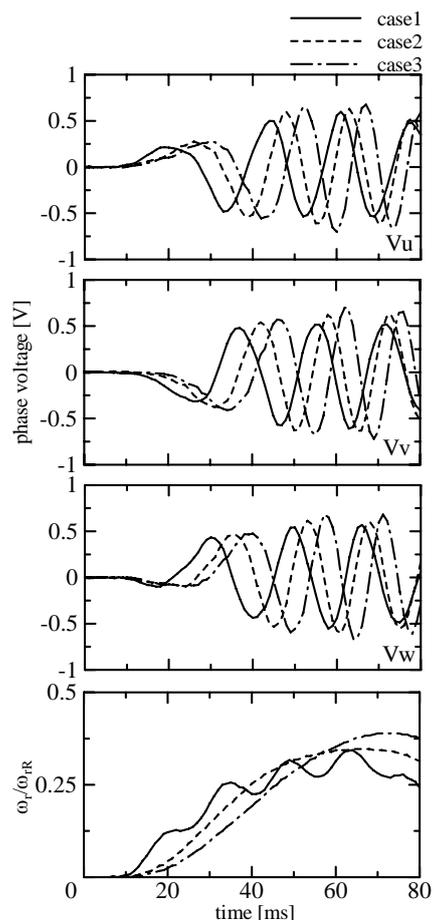


図5 教師データの例

Fig.5 Examples of teacher data

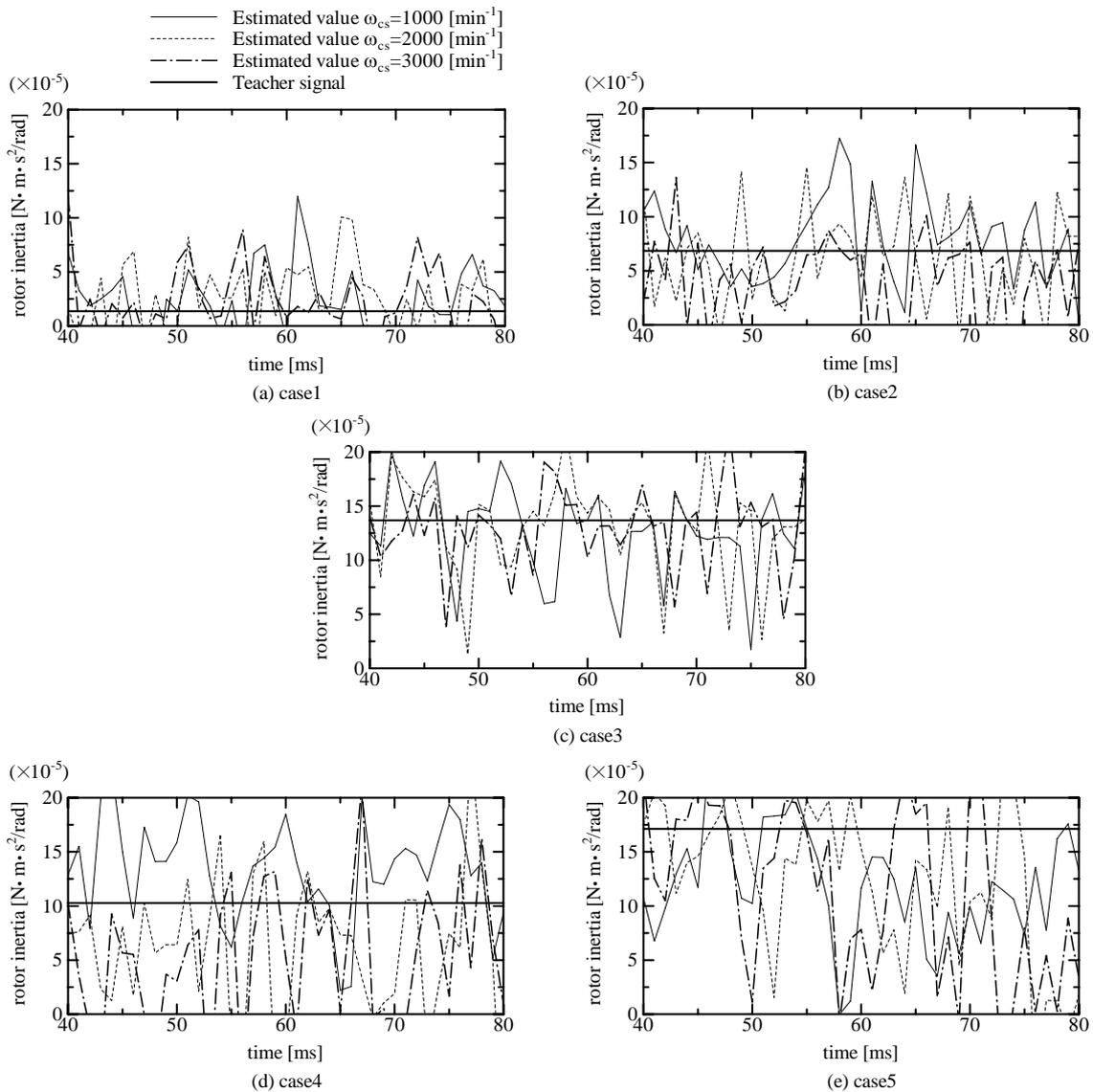


図6 推定結果 (相電圧)

Fig.6 Estimation results (phase voltage)

case4 および case5 は、後にニューラルネットワークの汎化能力を確認する実験において用いられる負荷であり、case4 は case2 と case3 の間の値、case5 は case3 よりも大きい値となっている。学習には慣性項を付加した back propagation 法⁶⁾を用いた。

5. 実験結果

図6に相電圧をニューラルネットワークの入力とした場合の推定結果を示し、図7に回転速度を入力とした場合の推定結果を示す。

図6のように、相電圧を入力とした推定結果

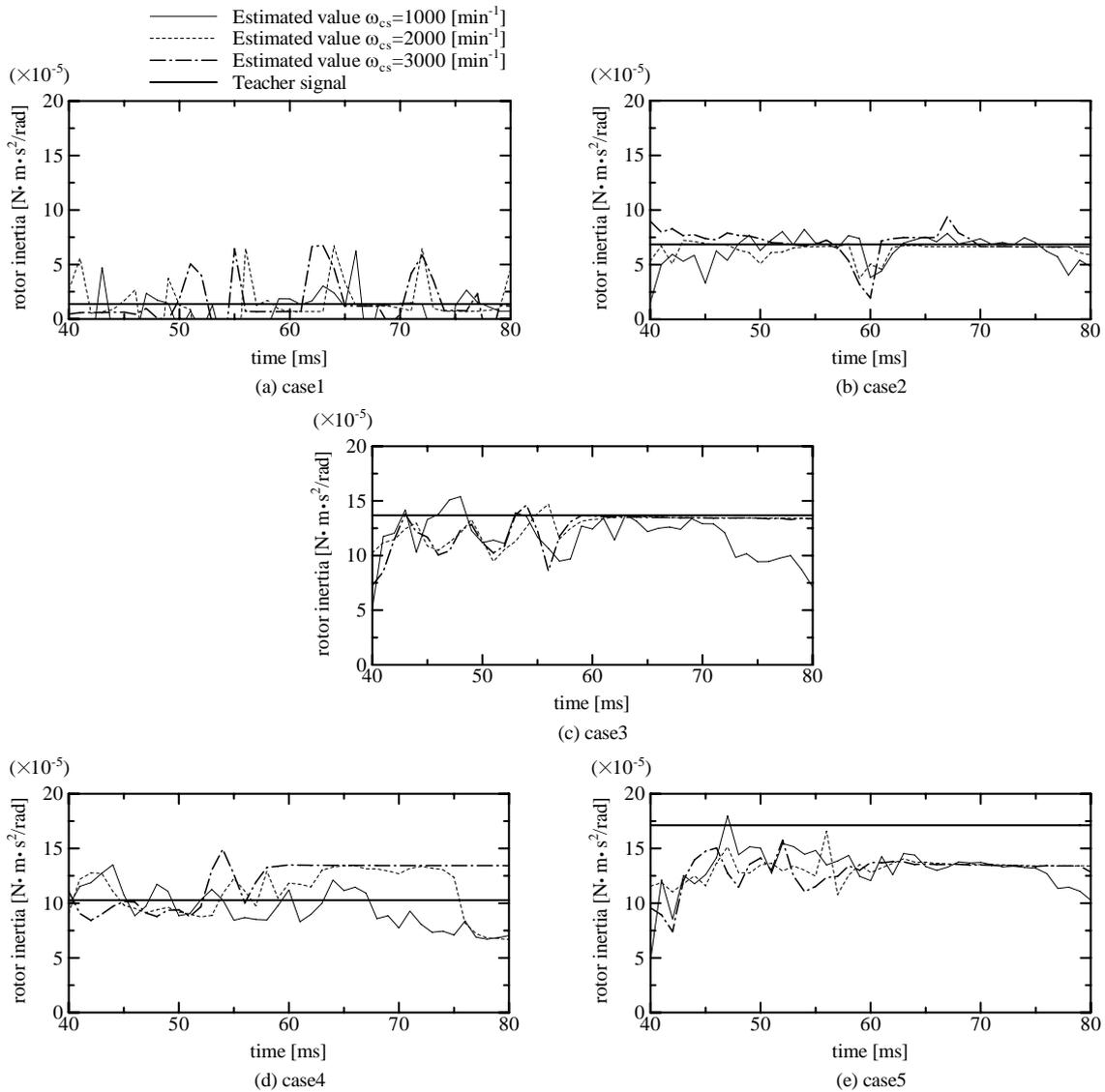


図7 推定結果 (回転速度)

Fig.7 Estimation results (rotating speed)

については $\omega_{cs}=1000, 2000$ および $3000[\text{min}^{-1}]$ のどの場合においても精度のよい推定が行われていない。これは、図5に見られるように、慣性負荷を case1~case3 と変化させても教師データにおいて見られる変化が振動の位相のみであり、定速回転時において負荷条件の変動を検知

できない状況となったためであると考えられる。また、case4, case5 も同様に精度が悪く、相電圧を入力とした場合にはニューラルネットワークがそれほど高い推定能力を持っていないという結果になった。

これに対して、図7のように、回転速度を入

力とした場合には相電圧を入力にした場合に比べて精度のよい推定が行えた。これは慣性負荷を case1～case3 と変化させると、振動の位相だけでなくその周期も変化するという形で負荷変動の影響が顕著に現れたためであると考えられる。

case4, case5 では case1～case3 ほど精度はよくないが、相電圧を入力としたときに比べれば精度が上がっており、ある程度の汎化能力を持っていることが分かる。また、case2, case3 では 60[ms]付近で推定精度にばらつきが見られる。この時刻は位相指令として用いた台形波の定速期間から減速期間へ移る速度変動の時刻であり、その影響が現れているものと考えられる。

6. おわりに

本研究ではブラシレス DC モータに取り付けられた負荷の慣性モーメントの値を推定する方法として、各相の相電圧あるいは回転速度と慣性モーメントの値の対応関係をあらかじめ学習させたニューラルネットワークを用いる方法を提案した。

相電圧を入力としたときは精度のよい推定を行うことが困難であった。しかし、回転速度を入力としたときは多少のばらつきがあるものの比較的高精度の推定を行うことが可能であった。

今後の課題として、電流や回転角度を入力とする場合においても検討することが必要である。また、ニューラルネットワークに関しても入力層や中間層の数や学習方法について検討していく必要がある。

参考文献

- 1) 太田裕幸, 松尾健史, 三浦 武, 谷口敏幸, 米田 真: 回転子慣性の変動に対応したブラシレス DC モータの位置制御, 計測自動制御学会東北支部第 223 研究集会, **223-11**, (2005)
- 2) 見城尚志, 永盛重信: 新・ブラシレスモータ, 134/138, 総合電子出版社 (2000)
- 3) 杉本英彦, 小山正人, 玉井伸三: AC サーボシステムの理論と設計の実際, 153/179, 総合電子出版社 (1990)
- 4) 三浦 武, 秋山宜万, 谷口敏幸: ステッピングモータ用ニューラルネットワーク形オブザーバ, 電気学会全国大会, **4-145**, 1432 (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, 電学論 D, **117-6**, 776/781 (1997)
- 6) 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, 1/27, 共立出版 (1994)