ニューラルネットワークを用いた リニアDCサーボモータの位置決め特性

正 員 漆原史朗 (徳島大)

正 員 鎌野琢也 (徳島大)

正 員 鈴木茂行 (徳島大)

非会員 原田寛信 (徳島大)

Tracking Performance of a Positioning System with a Linear DC Servo Motor using Neural Network

Shiro.Urushihara,Member,Takuya.Kamano,Member,Takayuki.Suzuki,Member,
Hironobu.Harada,Non-member (The University of Tokushima)

One of fundamental problems in factory automation or office automation is how to obtain linear motion. Linear motors produce directly the linear motion force without a motion-transform mechanism. Linear d.c. motors (LDM) have excellent performance and controllability. The dynamics of small-sized LDMs is adversely affected by the dead-band due to the friction between brushes and commutators.

This paper considers a positioning system with a linear d.c. motor using neural network. The positioning system consists of a neural servo controller and a fixed gain feedback controller. The neural servo controller requires the reference position signal, the reference speed signal, the reference acceleration signal and tracking error signal, the objective of which is to repress the influence of friction and to improve the tracking performance. The weights of the neural servo controller are adjusted by the back propagation algorithm so that the tracking error is minimized. The effectiveness of the proposed system is demonstrated by experiment.

キーワード：リニアDCサーボモータ，ニューラルネットワーク，不感帯補償，フィードフォワード制御

1. まえがき

一般に、搬送システム、FA機器およびOA機器等において直進運動を必要とする場合が多い。従来、そのような用途においては回転形モータと直線変換機構などで直線運動を得ていたために、装置が複雑となり小型化が困難であった。そこで、補助機構を介することなく直接、直進運動の得られるリニアDCモータのニーズが高まっている¹⁾²⁾。

しかしながら、小型リニアDCモータにおいては、ブラシと整流子間の摩擦による不感帯の影響が問題となる。また、本モータは負荷を直接駆動するため、その動特性は負荷の影響により大幅に変動すると考えられる。それゆえ、本モータを用いて高精度の位置決めシステムを構成するためには、摩擦の影響や動特性の変動を十分に抑圧し、良好な位置決め特性を得るコントローラが必要となる。

十分な外乱抑圧特性と良好な位置決め特性を両立するシステムとして、近年、外乱オブザーバを用いたシステムが提案され成果を挙げている³⁾⁴⁾。外乱オブザーバは摩擦を含めた外乱トルクをアクチュエータのトルク方程式に基づいて補償

し、制御対象の動特性をノミナル値に固定できる。外乱オブザーバを本リニアモータに適用する場合、構造的に電氣的時定数が小さいため電機子電流が断続すること、また、回転型の直流機に比較して低速で動作するため高精度の速度検出が得られ難い等の問題がある。

そこで、本稿ではニューラルネットワークを用いたフィードフォワード補償により摩擦トルク等の外乱を抑圧するとともに位置決め特性を改善する制御手法について検討する。

ニューラルネットワークは人間の脳神経細胞を模擬した数理モデルであり、自己組織化機能により対象のモデルが動的に変化する場合においても非線形な入出力関係を同定でき、パターン認識、予測問題あるいは制御問題等における多くの研究事例が報告されている⁵⁾。本稿で検討するニューラルネットワークは固定ゲインフィードバックコントローラを用いた位置決めシステムにフィードフォワードコントローラとして付加されている。その目的は、位置決め特性に及ぼす摩擦の影響や動特性の変動を軽減することにより高精度の位置決め特性を実現することである。ニューラルネットワークへの入力信号として、規範位置入力、規範速度入力、規範加速

度入力および追従誤差信号を用いる。追従誤差を用いることは等価的にフィードバックコントローラゲインを調整することを意味している。また、規範位置信号および規範速度信号は摩擦トルクの影響を軽減するために、規範速度信号、規範加速度信号は制御対象の逆システムを構成するために用いられる。ニューロンの各重み係数は追従誤差信号を零収束するようにバックプロパゲーションアルゴリズムを用いて調整される。学習後において摩擦等の外乱入力の影響が軽減されるとともに、制御対象の等価的な逆システムがフィードフォワードパス内に構成され、位置決め特性の著しい改善が可能となる。

以下では、まず、供試リニアモータの推力特性の実測結果から本モータの近似モデルを導出している。次にニューラルサーボコントローラについて述べ、同コントローラが位置決め特性の改善に有用であることを確認している。

2. モータの構成

供試モータの概略構造を図1に示す。本モータは、多極着磁された永久磁石を枠内に直線上に配置し、対向する2組のコイルで1組の電機子コイルを構成している。各コイルへは、磁石の着磁ピッチに対応して同一方向に推力が発生するようにパターン化された整流子からブラシを介して電機子に電流が供給される。使用したリニアモータの定格は、定格電圧24(V)、定格電流5(A)、定格速度0.6(m/s)である。

図1 リニアDCサーボモータの概略構造
Fig.1 Structure of linear DC servo motor.

3. リニアDCモータの特性

<3.1> 基本方程式

本リニアモータの電圧方程式および推力方程式は次式で与

えられる。

$$e = L \frac{di}{dt} + R_a i + v_b + K_v v \quad (1)$$

$$K_t i = M \frac{dv}{dt} + F_v v + t_c + t_l \quad (2)$$

$$v = \frac{dx}{dt} \quad (3)$$

ここで、 e ：電機子電圧、 L ：電機子巻線インダクタンス、 i ：電機子電流、 R_a ：電機子抵抗、 v_b ：ブラシ電圧降下、 K_v ：逆起電力定数、 v ：速度、 K_t ：推力定数、 M ：モータの質量、 F_v ：粘性摩擦係数、 t_c ：クーロン摩擦力、 t_l ：負荷である。

本リニアモータの電気的時定数は機械的時定数に比較して十分小さく、また、ブラシ電圧降下 v_b およびクーロン摩擦力 t_c を無視すると、(1),(2)式により電機子電圧 e に対する速度 v の伝達関数は、次式のように一次遅れ要素で表される。

$$G_m(s) = \frac{K_m}{\tau_m s + 1} \quad (4)$$

ここで、 K_m 、 τ_m は、

$$K_m = \frac{K_t}{R_a F_v + K_t K_v} \quad (5)$$

$$\tau_m = \frac{R_a M}{R_a F_v + K_t K_v} \quad (6)$$

で表されるモータのゲイン定数および時定数である。

本リニアモータの諸係数を表1に示す。しかしながら、本リニアモータの粘性摩擦係数 F_v 、クーロン摩擦力 t_c は、工作精度の関係上、電機子位置により著しく変動すると考えられる。

表1 供試モータのパラメータ

Table1 Parameters of tested motor.

電機子抵抗	R_a	2.70	Ω
電機子巻線インダクタンス	L	4.14	mH
モータの質量	M	0.30	Kgf
ブラシ電圧降下	v_b	0.898	V
逆起電力定数	K_v	0.732	V/m/sec
推力定数	K_t	0.732	N/A
粘性摩擦係数	F_v	0.712	N/m/sec
クーロン摩擦力	t_c	0.896	N

<3.2> 推力特性

本モータの静特性として推力測定を行い、その結果をFig.2に示す。ここで、推力はバネばかりで測定しレール上の異なる5点において測定した平均値である。図2より、約2(A)以下の電流ではモータは動作しないことがわかる。

図2 電機子電流－推力特性

Fig.2 Characteristic of armature current-thrust.

静特性の結果から、本モータの近似モデルは一次遅れ要素で表される線形ブロックと、不感帯からなる非線形ブロックで表される。近似モデルの妥当性を確認するために、正弦波電圧(振幅 ± 10 [V]、周波数1.0[Hz])を印加した場合の応答特性を図3に示す。図中の実線は実測値を、点線は(1),(2)式より求めたシミュレーション結果である。これにより、実測結果とシミュレーション結果はほぼ一致しており、近似モデルの妥当性が確認できた。

図3 正弦波電圧に対する出力位置の応答

Fig.3 Response of the position for sinusoidal applied voltage .

4. システム構成

図4に本位置制御システムのブロック線図を示す。図中、 x_r : 規範位置入力, x : 出力位置, α_p : 位置検出器の係数, α_s : 速度検出器の係数, K_a : 直流増幅器のゲイン, e_a : ニューラルサーボコントローラの入力, e_f : 誤差信号, K_p : 比例ゲイン, δ : 不感帯幅, D : 微分演算子である。供試リニアモータは、一次遅れ要素で表される線形ブロックと、不感帯として表される非線形ブロックで近似されている。本システムは、固定ゲインフィードバック制御システムにニューラルサーボコントローラとして付加したシステムとなっている。ニューラルサーボコントローラの入力信号は規範位置信号, 規範速度信号, 規範加速度信号, 追従誤差信号であり, 規範速度信号および規範加速度信号は主として制御対象の線形部の逆システムを構成するために、また、規範位置信号と追従誤差信号は摩擦の影響を軽減するために用いられる。各

図4 システム構成図

Fig.4 Block diagram of the proposed system.

ニューロンの重み係数は、追従誤差を零収束するようにバックプロパゲーションアルゴリズムにより修正される。

5. ニューラルサーボコントローラ⁵⁾⁶⁾⁷⁾

ニューラルネットワークは入力層(I層)、中間層(H層)、出力層(O層)の3層からなる階層的構造を持つ。入力層には規範位置信号 x_r 、規範速度信号 v_r 、規範加速度信号 a_r および追従誤差 e_f を入力する。入力信号は、入力層、中間層そして出力層へ順に伝搬される。中間層に送られた信号は(7)式により求められる中間層のニューロンの状態を与え、次に(8),(9)式により非線形変換され出力層へ送られる。

$$U_i^p = \sum_j W_{ij}^p y_j^{p-1} \quad (7)$$

$$y_j^p = f(U_j^p) \quad (8)$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (9)$$

ここで、 p は層のラベル($p=I, H, O$)、 U_i^p は p 層 i ユニットの状態、 W_{ij}^p は p 層 j ユニットと i ユニットの重み、 y_j^p は p 層 j ユニットの出力、 $f(x)$ はシグモイド関数である。

各ニューロンの重み係数は追従誤差信号を零収束するようにバックプロパゲーションアルゴリズムを用いて次式で調整される。

$$\Delta W_{ij}^p(n) = \eta \delta_j^p(n) + \alpha \Delta W_{ij}^p(n-1) \quad (10)$$

上式の第1項は勾配項、第2項は慣性項である。慣性項は前回の重みの修正方向を考慮するための項であり、勾配項のみでは修正方向が急激に変化することによる学習の効率の悪化を防ぐために用いている。ここで、 $\eta > 0$ は学習ゲイン、 $\alpha > 0$ は慣性項のゲインである。

また、 ΔW_{ij}^p は重みの変化分であり、 δ_j^p は

$$\begin{cases} \delta_i^O = \frac{df(U_i^O)}{dU_i^O} \phi_i & (\text{for O-layer}) \\ \delta_i^H = \frac{df(U_i^H)}{dU_i^H} \sum_k \delta_k^O W_{ki}^O & (\text{for H-layer}) \end{cases} \quad (11)$$

で与えられる。ここで、 ϕ_i は学習誤差であり、本システムの場合、追従誤差である。また、ニューラルサーボコントローラの出力 e_a は次式によって求められる。

$$e_a = f(\sum_j W_{ij}^{O, H} y_j^H) \quad (12)$$

ニューラルネットワークは学習誤差を最小にするように、すなわち追従誤差 e_f を零になるように学習を行う。追従誤差 e_f が零に収束すればニューラルネットワークの学習が終了したことを意味している。

6. 実測システム

図5に実測に用いた位置決めシステムのハードウェア構成を示す。実測システムは供試リニアDCモータ、ロータリエンコーダ、F/Vコンバータ、カウンタ、制御用計算機および直流増幅器から構成されている。2mのレールを持つリニアDCモータの両端に張力一定のワイヤーを介してロータリエンコーダ(500パルス/10cm)が接続されている。速度 v および位置 x はエンコーダの出力はF/Vコンバータ、カウンタを用いて電圧変換され、12ビットのAD変換器を介して制御用計算機に取り込まれる。計算機内で処理された操作量 u は12ビットのDA変換器を介して直流増幅器に加えられる。直流増幅器のゲインは2.5に、また、位置および速度の換算係数 α_p 、 α_v それぞれ6.122[V/m]、9.985[Vsec/m]である。また、ニューラルサーボコントローラはC言語を用いてソフトウェア上で実現されている。

図5 ハードウェアの構成。

Fig.5 Hardware configuration.

7. 応答特性

学習係数 $\eta=0.3$ 、慣性項ゲイン $\alpha=0.2$ 、比例ゲイン $K_p=2.0$ に設定し、本システムの応答特性を実測した。規範位置入力には二階微分可能であれば周期的である必要はないが、実現の容易さ、考察の容易さおよび実用性を考慮して、周期4s、振幅0.6m、立ち上がり時間1sの台形波規範入力を用いている。また、サンプリング周期は5msで実測を行っている。

図6(a),(b)に学習初期段階の応答特性を示す。初期段階においては、学習が不十分であるため立ち上がり時および立ち下がり時において追従誤差 e_f が生じている。図7(a),(b)は学習後の応答特性である。ニューラルネットワークは、追従誤差を零に収束するように学習を重ねるため、学習後においては、出力位置 x は規範入力 x_r に遅れなく追従し、追従誤差 e_f もほぼ零に収束している。この結果から、学習後において供試リニアモータは主としてニューラルサーボコントローラの出力で制御されており、ニューラルサーボコントローラによりリニアモータの等価的な逆システムが

フィードフォワードパス内に構成されていることがわかる。

図8(a),(b)に学習過程における規範入力周期(4s)毎の二乗平均誤差の応答特性を示す。図8(a)は二乗平均誤差に及ぼす学習ゲイン η の影響を、また、図8(b)は慣性項のゲインの影響を示している。この結果により、学習ゲインおよび慣性項のゲインを大きく設定するに従って、二乗平均誤差の収束は速く、学習後における二乗平均誤差は、学習初期段階と比較して約1/10に減少していることがわかる。一般に、学習ゲインを大きく設定することにより収束速度は速くなる。しかしながら、学習ゲインを0.5以上とした場合、学習初期段階で操作量が過大かつ振動的となり定格を超えてしまうため、学習ゲインはハードウェア上の制限を考慮して設定する必要がある。また、慣性項は勾配項のみでは急激となる重み係数の修正方向を緩和し、収束性が劣化することを防ぐために用いており、その値は試行錯誤的に決定している。本実験では、学習ゲインを0.3とし慣性項ゲインを0.2とすると、二乗平均誤差の収束値は最小となり、それ以上では逆に増加することが確かめられた。また、学習の収束速度はモータの時定数に依らず、学習ゲインおよび慣性項のゲインが同一であれば同程度の時間で収束することを確認している。

次に、供試リニアモータに未知外乱として次式で表される出力位置に比例する負荷トルク（最大100gf）を加えた場合の同一規範入力に対する応答特性を実測した。

図8 二乗平均誤差の応答特性

Fig.8 Effect of η and α on mean square errors.

図6 無負荷時における学習初期段階の応答特性
Fig.6 Experimental responses in early stage of learning on no-load condition ($\eta=0.3, \alpha=0.2$)

図7 無負荷時の学習後の応答特性

Fig.7 Experimental responses after learning on no-load condition ($\eta=0.3, \alpha=0.2$)

$$\begin{cases} t_l = 0 & (x < 0.2) \\ t_l = 250(x - 0.2) & (x \geq 0.2) \end{cases} \quad (13)$$

図9(a),(b)に初期段階の応答特性を示す。学習ゲインおよび慣性項のゲインは前述の実測と同一に設定している。初期段階においては、無負荷時と同様、立ち上がりおよび立ち下がり時にかなりの追従誤差が生じている。図10(a),(b)は学習後の応答特性である。学習後においては、規範入力に遅れなく追従し、追従誤差もほぼ零に収束している。この結果から、ニューラルサーボコントローラの再学習によりモータの負荷状態に依らず位置決め特性を改善できることが確かめられた。

以上の結果より、提案するニューラルサーボコントローラを用いて摩擦及び位置に比例する外乱の影響を抑圧し、位置決め特性を改善できることが確認された。しかしながら、任意の未知外乱に対する抑圧特性は提案するコントローラのみでは十分でなく、フィードバックループの再設計が必要になると思われる。

8. むすび

本稿では、ニューラルネットワークをフィードフォワードコントローラとして用いた小型リニアDCモータの位置決め特性について検討している。小型リニアDCモータにおいては、ブラシと整流子間の摩擦が大きく、位置決め特性に重大な影響を及ぼす。そこで、摩擦の影響を軽減し位置決め特性を改善するために、規範位置、規範速度、規範加速度および追従誤差信号をニューラルネットワークの入力信号として用いている。各ニューロンの重み係数は追従誤差信号を零収束させるようにバックプロパゲーションアルゴリズムを用いて調整されている。台形波状の規範入力信号に対する応答特性の実測結果から、モータの負荷状態に依存せず、学習後において摩擦の影響が軽減され、位置決め特性を著しく改善できることが確かめられた。

(平成6年7月25日受付, 同6年10月12日再受付)

文 献

- (1) 電気学会磁気アクチュエータ調査委員会: 「リニアモータとその応用」, 電気学会
- (2) 白木・宮尾: 「図解リニアモータとシステム設計」 総合電子出版社
- (3) 大西: 「電動機およびロボットの制御」, 電学誌, 110, No.8, pp657-660, (1990)
- (4) 駒田・石田・堀: 「外乱オブザーバに基づくダイレクトドライブモータの連続軌跡制御」, 電学論D, 110, No.11, pp.1141-1146, (1990)
- (5) 川人: 「運動制御とニューラルネット」, 電子情報通信学会誌, 73, pp706-711, (1990)
- (6) 野田・鎌野・鈴木・原田: 「ニューラルネットワークを用いたロバスト位置サーボシステム」, 第13回適応制御シンポジウム資料, pp151-156, (1993)

図9 負荷時の学習初期段階の応答特性
Fig.9 Experimental responses in early stage of learning on load condition ($\eta=0.3, \alpha=0.2$)

図10 負荷時の学習後の応答特性
Fig.10 Experimental responses after learning on load condition ($\eta=0.3, \alpha=0.2$)

-
- (7) T.Kamano · T.Suzuki · T.Noda · H.Harada : “Neural Servo Control for Synchronization of Multiple Axes Positioning System” Japan-USA Symposium Flexible Automation, Vol.1, 181/187, (1992)

漆原 史朗 (正員) 1969年1月17日生。1994年3月徳島大学大学院工学研究科電気電子工学専攻博士前期課程修了。同4月徳島大学大学院工学研究科システム工学専攻博士後期課程に入学, 現在, 在学中。電気学会, 計測自動制御学会会員。

鎌野 琢也 (正員) 1957年3月1日生。1982年3月九州大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了, 1983年9月同研究科博士課程退学。同年10月徳島大学工学部電気工学助手, 1988年6月同講師, 1989年12月同助教授となり, 現在に至る。各種電動機の制御法の研究に従事。工学博士。計測自動学会, システム制御情報学会, 日本ロボット学会会員。

鈴木 茂行 (正員) 1939年3月14日生。1966年3月徳島大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。徳島大学工学部電気工学科助手, 講師, 助教授を経て, 現在電気電子工学科教授。電気機器, アナログ演算工学などの授業を担当。各種電動機の制御法, 自然エネルギー利用のための制御法の開発などの研究に従事。工学博士。電子情報通信学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会会員。

原田 寛信 (非会員) 1948年12月4日生。1969年3月徳島大学工学部電気工学科文部技官として勤務。1970年徳島大学工業短期大学部電気工学科卒業。1972年同精密機械工学科卒業。研究実験装置の設計, 製作などを担当し, 現在に至る。