657 ニューラルネットワークを用いた磁気浮上制御系のモデリング

Modeling of the Magnetic Levitation Control System Using Neural Network

正 井上 剛志 (名 大), ○ 小林 真子 (名 大)

正 石田 幸男 (名 大)

Tsuyoshi INOUE, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, 464-8603

Mako KOBAYASHI, Nagoya University

Yukio ISHIDA, Nagoya University

The nonlinear modelling of the magnetic levitation system is performed considering the dynamics of both the electric and magnetic circuits. The linear coefficients of the system are identified explicitly because they are important for the detail design of the control system. Other characteristic including nonlinearity is modelled by using Neural network. In order to perform this method in the actual system, the teaching signal is made by adding the disturbance signal to the control voltage signal. Numerical simulation results show that the linear coefficients of the system are accurately identified.

Key Words: Magnetic Levitation, Nonlinear system, Parameter identification, Neural network

A1. はじめに

近年、磁気浮上技術は、磁気軸受、磁気浮上鉄道など、さまざまな機械システムに応用されており、その運動の解析や制御は重要な課題である。著者ら⁽⁵⁾はこれまで1自由度磁気浮上系において、電気回路と磁気回路の動的パラメータや系の非線形性に関わるパラメータが非線形共振現象に及ぼす影響を明らかにした。

本研究では、ニューラルネットワークを用いた磁気浮上系のモデリングを考える。磁気浮上系では、磁束漏れや鉄心中の渦電流の影響、センサ、電気回路、磁気回路中に含まれる各種の遅れ、磁気力の非線形性など、様々なモデル化が困難な要素が含まれる。本研究では、磁気浮上制御系のモデリングをニューラルネットワークを用いて行う。とくに、制御系の詳細な設計に重要な線形係数は陽な値として抽出し、それ以外はNNでモデル化する。

A2. 磁気浮上制御系と学習データ

1自由度鉛直磁気浮上制御系を考え、その無次元運動方程式を、機械系・電気回路・磁気回路の3つの式の組として次に示す。

$$\left. \begin{aligned} \ddot{x} &= g - \alpha(1+b)^2 \\ \alpha_2 \ddot{i} + \alpha_1 \dot{i} + i &= k_p x + k_d \dot{x} + f_i(t) \\ \beta b + 1 + b &= \begin{cases} (1+\delta) \frac{1+i}{1+x+\delta} & (i \geq -1) \\ 0 & (i < -1) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

本研究では、神谷らが提案した手法を用いて、線形係数の値を陽に求め、非線形部は3層のニューラルネットワークで構築する。

A3. 推定結果と結論

磁気浮上制御系において浮上中の加振データを用いてニューラルネットワークを学習させた。その結果として

Table.A1 Identified parameters shown in Eq.(1)

parameter	original	identified
α	0.133	0.139
k_p	4.70	4.71
k_d	5.63	5.64
α_1	0.0508	0.0503
α_2	0.0190	0.0190
β	1.10	1.10

Fig.A1 Resonance curve

得られた線形係数を元の値と共に表 A1 に示す。また、得られた係数を元に構築した線形系により応答曲線を得た結果を図 A1 に示す。線形係数値および応答曲線の比較から、推定が良好に行われたことが分かる。

さらに、学習によって得られた非線形部のネットワークについても調べた。その結果、磁気浮上制御系の非線形モデリングについて、線形部は陽に抽出して非線形部分はニューラルネットワークを構築する形でモデル化できたことを確認した。

1. まえがき

近年、磁気浮上技術は、磁気軸受、磁気浮上鉄道など、さまざまな機械システムに応用されており^{(1)–(5)}、その運動の解析や制御は重要な課題である。著者ら⁽⁵⁾はこれまで1自由度磁気浮上系において、電気回路と磁気回路の動的パラメータや系の非線形性に関わるパラメータが非線形共振現象に及ぼす影響を明らかにした。

ニューラルネットワーク（以下 NN）の分野において、Masri ら⁽⁶⁾は、非線形性を含む機械構造物に対する NN を用いた同定手法を開発している。Escalante ら⁽⁷⁾は、磁気浮上系の1つの例として磁気軸受で支持された回転軸系のモデリングを NN を用いて行っている。神谷ら⁽⁸⁾は、非線形性を有する機械構造物のモデリングを NN で行う際に、その線形部のパラメータを陽な数値として抽出する手法を開発し、その精度を実験的に確かめている。

本研究では、NN を用いた磁気浮上系のモデリングを考える。磁気浮上系では、磁束漏れや鉄心中の渦電流の影響、センサ、電気回路、磁気回路中に含まれる各種の遅れ、磁気力の非線形性など、様々なモデル化が困難な要素が含まれる。本研究では、磁気浮上制御系を、機械系、電気回路系、磁気回路系の3つの副系から構成されるものとして、それぞれのモデリングを NN を用いて行う。とくに、制御系の詳細な設計に重要な線形係数は陽な値として抽出し、それ以外は NN でモデル化することを目的とする。

2. 磁気浮上制御系と学習データ

2.1 磁気浮上モデル 図1のような磁気浮上系を考える。無次元運動方程式を、機械系・電気回路・磁気回路の3つの式の組として次に示す⁽⁵⁾。

$$\left. \begin{aligned} \ddot{x} &= g - \alpha(1+b)^2 \\ \alpha_2 \ddot{i} + \alpha_1 \dot{i} + i &= k_p x + k_d \dot{x} + f_i(t) \\ \beta \dot{b} + 1 + b &= \begin{cases} (1+\delta) \frac{1+i}{1+x+\delta} & (i \geq -1) \\ 0 & (i < -1) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

この式で、 α と δ は電磁石の特性係数、 α_2 と α_1 は電流制御型アンプのPI制御特性に起因する係数、 k_p と k_d はPD制御のフィードバック係数、 β は電磁石の磁束の遅れを1次遅れで近似した場合の遅れ係数である。本研究では、この式(1)を用いた数値シミュレーション結果を擬似的な実験結果として用いる。本論文で、計算に用いたパラメータ値を表1に示す。

なお、実験を行うことを想定すると、機械系に外力 $f_x(t)$ を加えることよりも、電流制御アンプに与える制御電圧信号に外乱 $f_i(t)$ を加えることの方が容易である。予備的検討として、機械系に外力 $f_x(t) = F_0 \cos \omega t$ を加えてその周波数 ω を掃引した場合と、制御電圧信号に外乱

Fig.1 Magnetic levitation system model

(a) Case with harmonic excitation force

(b) Case with harmonic excitation in control signal

Fig.2 Resonance curve

$f_i(t) = F_{i0} \cos \omega t$ を加えてその周波数を掃引した場合の、変位 x 、電流 i 、磁束 b の最大振幅の応答曲線を図2に示す。両者はほぼ同様の特性を持つ応答を示すことから、制御電圧信号に外乱を加えて系のパラメータの推定を行うこととする。

式(1)から得られる変位 x 、電流 i 、磁束 b を元に系のモデル化を行う。その際に、実際の系で実験したデータを用いる場合には、式(1)に含まれない様々な効果が含まれていることを考慮し、その影響を排除せずにモデル化するために、まずニューラルネットワークを用いてモデル化する⁽⁶⁾。しかし、ニューラルネットワークによるモデル化

Table.1 Dimensionless parameters used in the simulation for teaching signals

parameter	value
α	0.1332
α_1	5.0778×10^{-2}
α_2	1.8984×10^{-2}
k_p	4.6988
k_d	5.6334
β	1.0994
δ	6.0800×10^{-2}

Fig.3 Neural network model

は系をブラックボックスとして表現することは出来るが、得られた特性を制御系の設計等に活かすためには、少なくともその線形部は陽な形で表現したい。その目的に有用な手法として、神谷らは、線形部のみを陽に抽出できるニューラルネットワークのモデル化手法を提案している⁽⁸⁾。本研究では、神谷らの手法を用い、磁気浮上系を非線形部のネットワーク N_1, N_2, N_3 を有する系として次のようにモデル化する。

$$\left. \begin{aligned} \ddot{x} &= N_1 + a_{11}x + a_{12}\dot{x} + a_{13}i + a_{14}\dot{i} + a_{15}b \\ \ddot{i} &= N_2 + a_{21}x + a_{22}\dot{x} + a_{23}i + a_{24}\dot{i} + a_{25}b + a_{26}f_i \\ \ddot{b} &= N_3 + a_{31}x + a_{32}\dot{x} + a_{33}i + a_{34}\dot{i} + a_{35}b \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

そして、これらの非線形部のネットワークは3層のニューラルネットワークで構築するとともに、線形係数 $a_{11}, \dots, a_{35}$ の値を陽に求める。上式のたとえば機械系部分についてを図に表すと、図3となる。この図に示すように、非線形部を表すネットワーク N_1 と線形部分を表すサブネットワーク $a_{11}, \dots, a_{15}$ からなるニューラルネットワークとなる。

2.2 学習用データの構築 ニューラルネットワークの学習用データとして、制御電圧信号に外乱信号を加え、そのときの変位 x 、電流 i 、磁束 b を記録して用いる。こ

Fig.4 Time history data for NN learning

の外乱信号として、記録時間 T と加速度 $\lambda = (\omega_2 - \omega_1)/T$ を用い、つぎのような信号の和を考える。低周波数側の角振動数 ω_1 と高周波数側の角振動数 ω_2 を用い、

$$\bullet \cos \frac{(\omega_1 + \omega_2)t}{2}$$

：平均角振動数で定常加振する成分

$$\bullet \cos(\omega_1 + \lambda t)t$$

： ω_1 から ω_2 へと増速する加振成分

$$\bullet \cos \left(\frac{\omega_1 + \omega_2}{2} - \frac{\lambda}{2} t \right)$$

：平均角振動数から ω_1 へと減速する加振成分

の成分を含む加振信号を考える。

例として、無次元パラメータ $\omega_1 = 0.4, \omega_2 = 50.0, T = 100, \lambda = (\omega_2 - \omega_1)/T = 0.496$ とし、このそれぞれの成分の大きさを0.1とした場合の外乱電圧信号 $f_i(t)$ および、その際の機械系、電気系、磁気系の応答の時刻歴を式(1)を用いて計算したものを図4に示す。機械系の変位応答は比較的小さい振幅が得られるのみであるが、電気系および磁気系ではそれぞれの外乱周波数に応じて応答が得られている。以下では、このデータを学習に用いる。

Table.2 Identified parameters

parameter	original	identified
$a_{15} = -2\alpha$	-0.266	-0.278
$a_{21} = k_p/\alpha_2$	247	248
$a_{22} = k_d/\alpha_2$	297	297
$a_{23} = -1/\alpha_2$	-52.74	-52.69
$a_{24} = -\alpha_1/\alpha_2$	-2.67	-2.65
$a_{31} = -1/\beta$	-0.909	-0.910

Table.3 Identified parameters shown in Eq.(1)

parameter	original	identified
α	0.133	0.139
k_p	4.70	4.71
k_d	5.63	5.64
α_1	0.0508	0.0503
α_2	0.0190	0.0190
β	1.10	1.10

3. ニューラルネットワークの構築

3.1 線形パラメータの陽な抽出 図4の学習データを用い、ニューラルネットワークの学習を行った。用いたパラメータ値を表1に示す。また、学習には、図4（データ総数 10000 点）のデータの前半 4500 点を用い、100 回学習させた。ここで、式(1)と式(2)の比較から、このシミュレーションの場合は、 $a_{15} = -2\alpha$, $a_{21} = k_p/\alpha_2$, $a_{22} = k_d/\alpha_2$, $a_{23} = -1/\alpha_2$, $a_{24} = -\alpha_1/\alpha_2$, $a_{26} = 1/\alpha_2$, $a_{35} = -1/\beta$ の対応があり、それ以外の線形係数は、0 として得られることが予想される。

得られた線形項の推定値と元の値を表2あるいは表3に示す。表に示した以外の線形パラメータは、上記の予想通りほぼ0で推定され、その結果、機械系、電気系、磁気系ともに、良好な線形パラメータの推定が確認できる。

この推定された線形パラメータを元に構築した線形モデルと、原系である式(1)の非線形モデルを用いて、数値シミュレーションにより共振曲線を求めた結果を図5に示す。推定されたこの線形モデルは、非線形部を含まないことから、振幅が大きい領域および非線形性に起因して発生する2倍の超調波共振に関する領域にはずれが生じるが、共振の発生周波数およびその特徴はほぼ一致していることが確認できる。

3.2 非線形部のニューラルネットワーク構築 非線形部のみから成るニューラルネットワークの構築を確認する。今回の手法では、機械系、電気系、磁気系それぞれを独立に学習させており、ここでは、電気系を例にとって確

Fig.5 Resonance curve

認する。なお、前述の流れと異なり、学習後のネットワークに $\dot{x}$, x , $\dot{i}$, i , b を入力とし、 f_i を出力とした。式(1)と式(2)の中の電気回路の式を比較して再度示す。

$$\left. \begin{aligned} f_i &= \alpha_2 \ddot{i} + \alpha_1 \dot{i} + i - k_p x - k_d \dot{x} \\ f_i &= \frac{1}{a_{26}} \{ \ddot{i} - (N_2 + a_{21}x + a_{22}\dot{x} + a_{23}i + a_{24}\dot{i} + a_{25}b) \} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

これらの式の比較より、この数値シミュレーションモデルの場合は非線形部 N_2 は無いため、線形部を除いた場合は、ニューラルネットワークの出力は0となることが予想される。

電気系の部分のニューラルネットワークの学習を、従来の線形系もまとめてブラックボックスとして学習する手法(6)の場合と、線形部を除いて非線形部のみをニューラルネットワークで構築する場合の結果を図6に示す。図6(a)の従来の場合は、実際に加えた外乱電圧信号 f_i と、学習

(a) Case of conventional three layered NN

(b) Case that the linear part is removed

Fig.6 Confirmation of the learning of NN with removing the linear part from it

後に同じ状態量（変位，電流，磁束）をニューラルネットワークに入れた場合に出力として得られる推定外乱電圧信号 f_{iNN} は全く一致しており，良好にニューラルネットワークは学習できている．図 6(b) の場合は，学習データ f_i に対し，推定外乱電圧信号中のニューラルネットワークからの寄与分は 0 と示されており，良好に線形部が除かれていることが確認できる．

4. 結論

磁気浮上制御系のモデリングを非線形性を含めたまま精度良く行うことを考え，ニューラルネットワークを用いたモデリングを検討した．この際に，制御系の設計に有用な形として，線形部は陽な形でモデル化した．磁気浮上系を，機械系・電気回路部・磁気回路部の 3 つの部分にわけ，それぞれについて，数値実験データから，モデル化を行った．磁気浮上系において浮上中の加振データを用いてニューラルネットワークを学習させ，線形部は陽に抽出し，非線形部分についても情報をニューラルネットワークの形で含むモデル化を提案した．

文献

- (1) S.Kuo, Ximin Shan, IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol.8, No.3, (2003), pp.334-341.
- (2) Xiao Jing Zheng, et al., Journal of Sound and Vibration (2000) 235(1), pp.43-61.
- (3) C.S.Lin, Yun-Long Lay, Pei-Wen Chen, Young-Jou Jain, and Shiaw-Wu Chen, Comput. Methods Appl. Mech. Eng., Vol.190 (2000), pp.25-34.
- (4) Ju Jin, T. Higuchi, JSME Int. J. Ser. C, Vol.37, No.3, (1994), pp.494-498.
- (5) 井上, 小林, 石田, 機講論 D&D2007, CD-ROM, (2007), No.612.
- (6) S.F.Masri, et al., Trans. of ASME, J. of Applied Mechanics, 60, 1993, pp.123-133.
- (7) A.Escalante, et al., Trans. of ASME, J. of Gas Turbine and Power, 126, 2004, pp.373-384.
- (8) 神谷, 安田, 宮田, 機論 C, 67-663, 2001, pp.3398-3403.
- (9) 平野, C でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア, 1991.
- (10) 馬場, 小島, 小澤, ニューラルネットの基礎と応用, 共立出版, 1994.