自律制御システムによる CNC 工作機械の送り駆動精度の安定化手法*

(ニューラルネットワークを使用した手法)

陳 亮^{*1}, 堤 正 臣^{*2}
葛 東 方^{*2}, アンтониオモラン^{*2}

Stabilization for Feed Drive Accuracy of CNC Machine Tools with Autonomous Control System (Application of Neural Network)

Liang CHEN, Masaomi TSUTSUMI,
Dong-Fang GE and Antonio MORAN

CNC machine tools which use conventional feedback controllers usually result in significant tracking error when machining a contour, especially at high feed speed. This paper presents for the first time a new methodology for compensating general contour error. The new method uses contour error which is measured in advance to improve the feed drive accuracy of CNC machine tools. The eventual purpose of this study is to develop an autonomous control system for CNC machine tools, which should be able to perform precisely under a certain range of machining parameters. The contour error is considered to be related to several kinds of machining parameters and a neural network is used here, as the intelligent part of the autonomous control system, to learn the relationship between the contour error and machining parameters. This paper gives results of both simulation and experiments.

Key Words: Autonomous Control System, Circular Motion, Contour Error, CNC Machine Tool, Feedback Control, Neural Network, Back Propagation

1. 結 論

CNC 工作機械を用いた高速・高精度な輪郭加工が最近特に要求されてきており、そのためには PID 制御方式による現状の方式を見直す必要がある。すなわち、CNC 工作機械の送り駆動系では、送り速度、切削力、摺動摩擦などの不確定な要因による誤差が存在し、PID 制御方式で高精度な位置決めを行うことが不可能である。特に輪郭加工においては、円運動誤差が問題となり、例えば、逆伝達関数制御法 (Inverse Compensation Control)⁽¹⁾、フィードフォワード法及び繰り返し学習制御法⁽²⁾などを用いて誤差を小さくする研究がなされているが、上述のような全ての不確定要因を考慮することは必ずしも容易なことではない。

一方、ニューラルネットワーク (以下、ネットワークと略する) は厳密な数学的モデルをもとにした人工知能の代表的なものの一つとされ、その研究・応用が盛んに行われている。著者らは、機械の条件と位置決め誤差との関係をネットワークに学習させる方法をすでに提案しその有効性を確認した⁽³⁾。

そこで本研究ではネットワークを利用した CNC 工

作機械の自律制御システムによる輪郭運動精度の安定化手法の確立を目的として研究を行った。すなわち、CNC 工作機械ごとに制御系を含めた機械の輪郭運動誤差を学習し、ネットワークにより種々の加工条件下での誤差補正量のデータを予め求め、そのデータを用いて自ら誤差補正を行いながら輪郭加工を行う自律制御システムの構築を行うことを目的として、その基礎研究を行った。

具体的には、輪郭運動誤差データを予め測定し、そのデータから誤差補正をする方法を提案し、コンピュータシミュレーション及び実験結果によりその補正方法の妥当性を検討した。さらに、サーボ誤差が機械加工条件によって変化することを明らかにし、ネットワークを使用した自律制御システムを構築するための基礎研究としてその誤差補正へネットワークを応用する方法をシミュレーションによって検討した。

2. 輪郭誤差の補正方法

CNC 工作機械サーボ機構の一軸フィードバック制御のブロック線図を図 1 に示す。 X^* は入力、 X は出力、 K_p は位置ループゲイン、 K_v は速度ループゲイン、 J はモータ軸に換算した機械系全体の慣性モーメントとする。 s はラプラス演算子である。

2.1 誤差補正方法及びシミュレーション結果 図 1 に示したフィードバック制御システムを用いて円運動

* 原稿受付 1994 年 12 月 20 日。

*¹ 学生員、東京農工大学大学院 (〒184 小金井市中町 2-24-16)。

*² 正員、東京農工大学工学部。

を行わせた二例(Non-compensation)を図2に示す。同図に示すように、送り速度など機械条件を変化させてもX軸上に現れた突起の頂角は変化しないが、サーボ系の時間遅れによる円運動誤差(半径減少と呼ばれる)のみが変化する。一方、この半径減少の値 ΔR は送り速度、制御系のパラメータの関数として式(1)で計算できる⁽¹⁾。

$$\Delta R \approx \frac{F^2}{2R} \left(\frac{1}{K_p^2} - 2 \frac{J}{K_p K_v} \right) \quad (1)$$

このようなサーボ誤差に対して逆伝達関数制御法が有効とされ、その制御系の伝達関数 $G(s)$ は次式で表せる⁽¹⁾。

$$G(s) = \frac{1}{1 + \frac{1}{K_p} s + \frac{J}{K_p K_v} s^2} \quad (2)$$

すなわち、このサーボ誤差はこの $G(s)$ が1にならないことから生じるもので、逆伝達関数制御法では $G^{-1}(s)$ をフィードフォワード入力として位置ループの前に挿入し、系の全体の伝達関数が $G(s) \times G^{-1}(s) = 1$ としてサーボ誤差を無くすることができる。しかし、制御系のループゲイン及び送り速度の値など運動条件によっては、安定した補正が得られない場合があり、さらに、実際のCNC工作機械の制御システムではもっと複雑な構造を持ち、逆伝達関数制御法を使用することが困難な場合が多い。

図1 CNC工作機械のフィードバック制御システム

図2 逆伝達関数制御法との比較結果
 $(J=0.02 \text{ Nm}^2, R=0.1 \text{ m}, K_p=40 \text{ s}^{-1}, K_v=100 \text{ s}^{-1}; \Delta R_1, \Delta R_2: \text{基準円からの半径減少})$

そこで、本研究では新しい輪郭運動誤差補正法として、図3に示すような誤差モデルを考えた。ここで A^* は指令値、 A は実際位置、 α は輪郭運動の回転角度、 β は位相遅れである。 ε は輪郭運動の曲率半径 R の方向の誤差で、 α の関数と見なすことができる。一般に β は小さいので無視すれば、 ε とX軸及びY軸上の位置誤差 E_x, E_y との関係はそれぞれ次式で表せる。

$$E_x \approx \varepsilon(\alpha) \cos \alpha \quad (3)$$

$$E_y \approx \varepsilon(\alpha) \sin \alpha \quad (4)$$

式(3)及び式(4)からX軸及びY軸上でそれぞれ E_x, E_y を補正することにより誤差を補正することができるので、本研究ではこれらの式を一般的な輪郭運動誤差補正に使用した。

提案した補正法のブロック線図をX軸を例に取り図4に示す。図示したように $-E_x$ に比例した入力を位置ループの前に与えることによって補正する。ここで K_{wx} は定数である。この方法では統合的に輪郭誤差を補正することを目的とするため、CCP法(Cross-Coupled compensation)と呼ぶことにした。また、本法は図に示すようにこの補正入力をフィードバックループの外部から与えるため、制御系の安定性へ影響を及ぼさないのも特徴である。

提案したCCP法の有効性を確かめるため、図1に示すモデルに対して適用した。具体的には、図2の ΔR_1 の条件時のサーボ誤差を式(3)及び式(4)からX軸、Y軸の補正量としてそれぞれ算出し、図4に示した方法でX軸及びY軸の誤差補正を行い、誤差がゼロになるよ

図3 輪郭誤差モデル

図4 提案したCCP法ブロック線図

図5 CCP法によって楕円輪郭運動誤差補正のシミュレーション結果（送り速度 $F=5\text{m/min}$, $J=0.02\text{Nm}^2$, $K_p=40\text{s}^{-1}$, $K_v=100\text{s}^{-1}$, $a=110\text{mm}$, $b=90\text{mm}$, $K_w=3.2$ ）

うに調整した ($K_{wx}=K_{wy}=K_w$, $K_w=3.2$)。その結果を図2に示した。図に示したようにCCP法は逆伝達関数制御法とほぼ同様な補正効果が得られることが確認できた。

次に、輪郭運動誤差のCCP法による誤差補正の適用例として楕円運動についてシミュレーションにより検討した。すなわち、CCP法による補正を用いた場合と補正を行わない場合、及び本来の楕円形状について比較した結果を図5に示す。ここで、 a は長円半径で、 b は短円半径である。同図により、式(3)及び式(4)で示される $\varepsilon(\alpha)$ の値が明らかになっていれば、CCP法による補正が有効であることがわかる。

2.2 マシニングセンタにおける実験 実際の工作機械でCCP法による補正が有効であることを確認するため、マシニングセンタを用いて実験を行った。サーボ制御系のフィードバック信号はテーブルに取付けたリニアエンコーダ及び各軸に取付けたロータリエンコーダを用いた。位置ループには比例ゲイン K_p 、速度ループに比例ゲイン K_v 及び積分ゲイン K_w が設けられている。実験の際、X軸及びY軸ともに $K_{vp}=600\text{s}^{-1}$, $K_w=30\text{s}^{-1}$ と設定した。

実験は図6に示すような装置を用いて、まず円周上均等に500点を線形補間運動を行わせその円運動誤差を“ $r-\theta$ ”法⁽⁴⁾で測定した。測定した誤差をパソコンに取り入れ各軸上の補正値を算出した。その補正値を再びパソコンによって機械に入力することによってCCP法による補正を行った。

CNC工作機械の輪郭誤差は、サーボ系による誤差

図6 マシニングセンタにおける誤差補正の実験装置

図7 マシニングセンタにおいて CCP法による誤差補正結果（実験条件： $F=3\text{m/min}$, $R=0.1\text{m}$, $K_w=1.5$, $K_p=8\text{s}^{-1}$ ）

図8 主軸とX-Yテーブルとの垂直誤差を補正した結果 ($F=1\text{m/min}$, $R=0.1\text{m}$, $K_p=10\text{s}^{-1}$, $K_w=1.5$)

と送り駆動系の幾何学的な誤差とに別けられ⁽⁵⁾、特に高速送り時には、サーボ系の遅れ誤差及び摩擦力によ

図9 CCP法及びネットワークを使用した自律制御システム

る象限切替え時の突起誤差が顕著となる⁽⁶⁾。そこでCCP法に誤差補正を試みた。その結果を図7に示す。同図に示したように象限切替え時の誤差と円運動誤差の両者とも改善されたことがわかる。

また、工作機械の幾何学的な誤差は熟練オペレーターにより調整される場合が多いが、本研究では測定データからCCP法によって直接補正することを試みた。その結果、図8に示すように幾何学的誤差も良く補正できることが明らかとなった。

以上の結果から、提案したCCP法は予め測定したデータを用いて補正することにより、輪郭運動における多様な誤差成分を補正できることが明らかとなった。

3. ネットワークの応用

CCP法では輪郭運動誤差が既知であるということを前提としているが、実際に各機械加工条件ごとに誤差を実測することは困難である。そこで誤差の推定が必要となる。一方、機械の幾何学的な誤差は一定であるため、これを予め把握すればこの提案した方法が使用できるが、サーボ系の遅れによる誤差は式(1)に示したように制御系のパラメータや加工条件により変化するため、その予測は容易ではない。そこで本研究ではこのような輪郭運動誤差、すなわち半径減少に対してネットワークを利用する方法について以下に検討した。

3.1 ネットワーク誤差補正システム 近年、ネットワークは制御、システム同定及びパターン認識などの分野で応用されるようになってきた。その共通の役割は入出力の間に適正な近似関係を学習によって生成することである。本研究ではまずネットワークに送り速度など機械加工条件と半径減少 ΔR との関係を学習させた。提案した誤差補正システムは図9に示す。このシステムが学習済みのネットワーク及びCCP法からなり、ネットワークに指令半径 R 及び送り速度 F など機械加工条件を入力し、半径減少の予測値 U を出力させる。この予測値と予め取っておいた 0° 付近の突起形状とを用いて輪郭誤差を合成してCCP法によって誤差補正を行う。

図10 ネットワークの構造

3.2 ネットワークの構造及び学習アルゴリズム

ネットワークの学習能力はその誤差予測精度に対して重要であり、その学習能力は、ネットワークの構造及び学習アルゴリズムによって決まる。すでにネットワークの構造については様々な研究が行われている。その中でも、中間層数が最低二つあるネットワークはすべての関数を近似できると報告されている⁽⁷⁾。本研究では図10に示すような構造の4層ネットワークを採用した。

同図に示したように1, 4層目に線形関数、2, 3層目にシグモイド関数をニューロンの伝達関数として使用した。各層のニューロンの数は図に示す通りである。

ネットワークの学習にはバックプロパゲーション学習アルゴリズム⁽⁸⁾を用いた。学習の際に用いた入力是指令半径 R 、送り速度 F 及びループゲイン K_p など機械加工条件で、その出力 U は次の式で表せる。

$$U = f_1(\hat{W}_4 f_s(\hat{W}_3 f_s(\hat{W}_2 f_1(\hat{W}_1 \hat{R}, \hat{B}_1), \hat{B}_2), \hat{B}_3), \hat{B}_4) \quad (5)$$

ここで

$$f_s = \frac{1}{1 + \exp(-Z_0 u_j)} \quad (6)$$

$$f_l = au_j \quad (7)$$

$$u_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} I_i - B_j \quad (8)$$

W_{ji} : j 番目のユニットと i 番目のユニットとの結合荷重

I_i : i 番目ユニットの出力

B_j : j 番目ユニットのしきい値

$\hat{R}$: 第1層の入力マトリクス

$\hat{W}, \hat{B}$: 各層の結合荷重及びしきい値のマトリクス

a, Z_0 : 定数

なお、ネットワークの学習は次の順番で行う。まず、学習データの入力データ $\hat{R}$ をネットワークに入力し、式(5)から式(8)までを実行することによって第4層の出力 U が求められる。この出力と教師データとを比較してその誤差を求める。一括修正法を用いた場合、その学習誤差 E_{NN} は次式で表せる

$$E_{NN} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (U(i) - T(i))^2 \quad (9)$$

ここで $T(i)$ ($i=1, 2, \dots, N$)は半径減少による教師信号で0か

図 11 学習率を最適化するためのプログラムのフローチャート

ら 1 までの値ある。学習では E_{NN} が最小になるように各層の結合荷重及びしきい値を調整する。第 4 層の出力偏差が予め指定した値や学習回数 n に達するまでこの操作を繰り返す。

3.3 学習率の最適化に関する改善 式(9)に示したように学習として一括修正法を用いた。ネットワークでは学習率の最適化⁽⁹⁾が一般に行われている。そのとき各学習パラメータを次のように定義する。

Learning rate: $Lr=1$

Increase multiplier of learning rate: $Lr_inc=1.05$

Decrease multiplier of learning rate: $Lr_dec=0.7$

Error ratio: $Er=1.04$

Temporary learning error: $TSSE$

Learning error: SSE

Temporary weight: TW

Temporary bias: TB

Weight: W

Bias: B

本研究では、図11にそのフローチャートを示すように、まず学習率を初期値として1に設定し学習を行う。一括学習の学習誤差 E_{NN} を算出して前回の学習誤差と比較することによって次の学習率を決定する。学習誤差が前回より大きいとき次の学習の学習率を減少して学習した荷重やしきい値を無視する。学習誤差が前回より小さいとき次の学習の学習率を増大して学習したものをセーブする。

このネットワークの学習用データを獲得するために表 1(a)に示している機械加工条件を用意した。教師データは図 1 のシステムからこれら機械加工条件に対

図 12 学習効果の比較

図 13 図 12 に示した“H”区間の学習率

表1 ネットワークの学習用及びテスト用のデータ

(a) 学習用データ

F m/min	1	3	6	10	13	16	20
R mm	10	100	200	300			
K_p s ⁻¹	40	50	60				

(b) テスト用データ

F m/min	2	4	8	11	14	18	
R mm	50	120	220	280			
K_p s ⁻¹	35	42	48				

応した半径減少量(図 14 に示した Non-compensation の部分にあたる)を使用した。その学習結果(Original)を図 12 に示した。同図に示したように学習誤差が小さくなった時学習が不安定になった。このような現象は一括修正法において学習誤差が小さくなった時の特徴的なものであり問題となっている⁽¹⁰⁾。その時の学習率を調べた結果を図 13 に示す。図示したように学習が不安定になりはじめた時に学習率 Lr の最適化ができなくなったことがわかった。これは式(9)による一括学習の場合、学習誤差が小さくなった際に従来の方法では学習率の微調整ができなくなったと考えられる。本研究ではこの問題に対して一定の計算回数ごとに学習率をもとの設定値($Lr=1$)に戻す方法を提案した。これによって学習率は図 13 に示した状況に落ちない

図 14 学習済みの機械加工条件に対する誤差補正結果

と考えられる。本研究ではこの学習期間 n が 1000 回としたときの結果(Improved)を図 12 に示した。同図に示したように学習が滑らかになり学習効果が改善されたことがわかる。

3.4 誤差補正シミュレーション この学習済みのネットワークを用いて提案した方法で半径減少量を補正してその有効性を検討した。

ここで、使用した機械加工条件として表 1 に示すようなもので、一つは学習データとして使用したもので、もう一つは表 1 (b) に示した未学習の機械加工条件である。実際に表 1(a) に示す機械加工条件を用いて学習させたときの誤差補正結果は、図 14 に示すようになる。このときの誤差減少率は約 10:1 であった。一方、新しい機械加工条件に対しての誤差補正結果は、図 15 に示すようになり、補正効果は図 14 の結果と比較するとやや低く、約 7:1 の誤差減少率となった。この結果から、学習していない機械加工条件に対しても CCP 法とネットワークを用いることにより誤差を補正できることが確認できた。

4. 結論及び考察

本研究では、輪郭運動誤差を予め求め、その誤差量に基づき輪郭運動誤差補正を行う方法について検討を行った結果、以下のようなことが明らかとなった。

- (1) 幾何学的な誤差及びサーボ系の誤差の両者を予め輪郭運動誤差として事前に把握できれば、提案した CCP 法により誤差補正ができる。
- (2) 特に、サーボ系の誤差は送り速度などの機械加工条件によって変化するが、ニューラルネットワークを用いることにより、サーボ系の誤差要因が不明でも補正できる。
- (3) ニューラルネットワークの学習を安定化する一手法として、ある計算回数毎に学習率を設定値に戻す方法が有効である。

図 15 未学習の機械加工条件に対する誤差補正の結果

以上に示したように、輪郭運動誤差の測定データをベースにしてニューラルネットワーク及び CCP 法を用いていけば、CNC 工作機械において送り駆動系の自律制御システムの構築が可能である。そして様々な運動誤差に対応できるようにそれらの誤差の特徴に適した方法を研究する必要がある、それは今後の研究の目的とする。

謝辞

本研究をまとめるにあたり、ご指導、ご助言をいただきました東京農工大学工学部西脇信彦教授に感謝致します。

参考文献

- (1) 是田規之, 沖友啓成, 津村憲治, 津田真祐, 渡部 健, 修正逆伝達関数制御による工作機械の送りの高速化に関する研究, 精密工学会誌, 58-1 (1993), 137-142.
- (2) 三浦 靖, 富塚誠義, 工作機械送り駆動系のフィードフォワード及び繰り返し制御, システム制御情報学会論文誌, 2-1 (1989), 261-267.
- (3) Chen, L. and Tsutsumi, M., Study on Improving Positioning Accuracy of CNC Machine Tools Using Neural Network, *Advancement of Intelligent Production* (7th ICPE/ 4th ICHT), Elsevier Science B.V., (1994), 241-246.
- (4) Tsutsumi, M. and Sakai, K., New Measurement method of Circular movement of NC Machine Tools, *JSME International Journal*, Series C, 36-4 (1991), 463-469.
- (5) 垣野 義昭, 井原 之敏, 篠原 章, DBB 法による NC 工作機械の精度評価法, (1990), 45-73, REALIZE INC.
- (6) 是田規之, 沖友啓成, 津村憲治, 竹内克佳, 江川庸夫, パンパン制御による工作機械送りの高精度化に関する, 精密工学会誌, 60-3 (1994), 427-431.
- (7) Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H., "Multilayer feedforward neural networks are universal approximators," *Neural Networks*, 2-5 (1989), 359-366.
- (8) Hecht-Nielsen, R., *Neurocomputing*, (1992), 160-178, トッパン(袋谷訳).
- (9) Demuth, H., and Beale, M., "Neural Network Toolbox for Use with MATLAB," (1992), 5.32-5.43.
- (10) Qin, S.-Zh., Su, H.-T., and McAvoy, T. J., Comparison of Four Neural Net Learning Methods for Dynamic System Identification, *IEEE Transaction on Neural Network*, 3-1 (1992), 122-130.