

エンドミル加工における切削抵抗のモデルベース学習制御

Model Based Learning Control of Cutting Forces in End Milling Processes

正 松原 厚 (京大工) 非 茨木 創一 (京大工)
正 垣野 義昭 (京大工) 非 小川 高志 (京大工)

Atsushi MATSUBARA, Soichi IBARAKI, Yoshiaki KAKINO and Takashi OGAWA
Kyoto University, Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501

To optimize the machining productivity without sacrificing the tool life, the optimal design of cutting conditions is a critical issue. In particular, the practical importance to control the cutting force in end milling processes has been widely recognized. This paper presents a model-based feedforward control scheme of cutting forces with an iterative learning algorithm. By using the initial process model provided by the database, the feedrate profile is optimized such that the cutting force is controlled at the desired level along the given tool path. The process model is updated at each machining cycle, and then the control performance is improved in an iterative learning manner. As a practical application of the cutting force control, the proposed approach will be implemented in canned milling cycles. By using the corner rounding as an application example, the practical applicability and effectiveness of the proposed approach are verified in experimentation.

Key Words: NC Machine Tools, NC Servo System, Cutting Force, Adaptive Control

1 緒 論

エンドミル加工の高精度・高能率化のためには粗加工・中仕上げ・仕上げ加工を通して要求精度を満足する範囲で能率を最大にできる加工条件が必要となる。このためにデータベース構築が重要な課題となるが、エンドミル工具と工作物材質の組み合わせの多様さから、すべてのケースをカバーできるデータベースを構築しようとすると多大な時間と労力が必要となる。特に近年、新しい工作物材質や工具の開発が活発であり、データベースがこれらの技術開発に追従することは大変難しい。

加工適応制御¹⁾はデータベースフリーの加工を実現するのに適した戦略であるが、カッターパスが急激に変化する場合や、高速加工条件下では制御系の遅れにより拘束条件が必ず守れるかの保証がない。粗加工においても切り過ぎなどが生じれば仕上げの精度が保証できないので、切削抵抗制御を行う場合の拘束値を保守的に設定せざるを得ない。つまり精度保証のかわりに能率を犠牲にすることになる。

我々が提案するモデルベース学習制御においては2つの仕組みでこれらの問題に対処する。一つの仕組みは加工モデル(ここでは切削抵抗)と初期条件設定のための切削パラメータをデータベースとしてシステムに持ち、モデル同定を行いつつ切削条件の高能率化を追求する点である。もう一つの仕組みは、自由形状ではなく加工フィーチャに着目し、そのフィーチャの中で繰り返されるパターンの中で同定と学習を行っていく点である。この2つのアプローチにより、安全を確認しながら能率向上を図ることが可能となる。本論文ではコーナ加工を例にとり切削抵抗一定化のための学習制御を試み、その有効性について検証する。

2 切削抵抗のモデルベース学習制御

2.1 切削抵抗モデルと同定方法

図1にエンドミル加工時の工具と工作物の幾何学的な干渉の簡略図(直線切削と円弧切削)を示す。ただし工具半

径: r (mm), 工作物の曲率半径: R (mm), 一刃あたりの送り量: f_z (mm), 半径方向切り込み: R_d (mm), 切削関与角度 A_{en} (rad), 最大切りくず厚さ t_m (mm), 接触円弧長: L (mm)としている。切削抵抗は以下の式を用いて推定する。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \beta_{12} X_1 X_2 \quad (1)$$

Y は接線方向分力 F_t , 法線方向分力 F_n , または F_t と F_n の合力 F_{max} (最大値) のいずれかを制御の目的にあわせて選択する。 X_1, X_2 は t_m, L を正規化したものである。

切削抵抗の同定は逐次最小二乗法を用いる。すなわち、時間 k での変数ベクトルと係数ベクトルを次式のように定義する。

$$\psi(k) := [1, X_1(k), X_2(k), X_1(k)^2, X_2(k)^2, X_1(k)X_2(k)]^T \quad (2)$$

$$\theta^* := [\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \ \beta_{11} \ \beta_{22} \ \beta_{12}]^T \quad (3)$$

この定義から切削抵抗式(1)を次式のようにベクトル表現できる。

$$\hat{Y}(k) = \psi^T(k)\theta^* \quad (4)$$

測定された切削抵抗値と式(4)の推定値の差の二乗が最小になるように逐次最小二乗法²⁾を用いて、係数ベクトルを同定する。

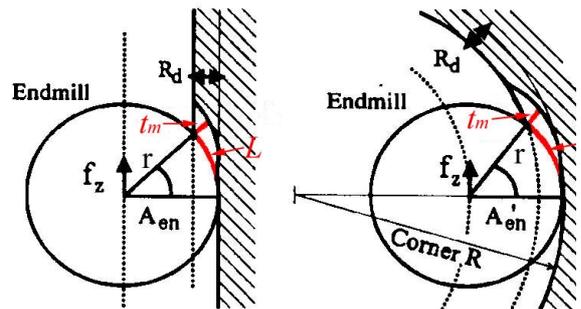


Fig. 1 Schematic of end milling processes

2.2 学習制御アルゴリズム

あるパスパターンが繰り返される加工において切削抵抗を一定化するアルゴリズムは以下の通り。

- (1) 初期切削パラメータ * をデータベースから決定する。工具と工作物の材質の組み合わせからもっとも近いと考えられるパラメータレコードを選ぶ。
- (2) * と式(4)から与えられたパスパターンについて切削抵抗を推定し、これが一定になるように送り速度を決定する。安全を確保したい場合には送り速度に安全率をかける。
- (3) 1パス目の加工を実施する。切削抵抗がパスに沿って計測される。
- (4) この値を用いて逐次最小二乗法を用いて切削パラメータ * を更新する。もしも抵抗値が目標値と異なる場合は送り速度が再計算される。
- (5) (3)(4)を繰り返し、加工を進行する。

3 加工実験

本論文で提案した手法の有効性を確認するために、コーナ加工を例に取り、切削実験を行った。Fig.2 に制御システムの概略を示す。主軸系のフロントベアリング付近に配置された変位センサによって微小な主軸変位を感知し、その値から加工時の切削抵抗を推定する³⁾。切削抵抗の推定値はローパスフィルタを介して制御用のPCに送られ、モデルの更新及び送り速度の最適化が行われる。

実験で用いたパスを Fig.3 に示す。実験条件は以下の通り。工具：コーティング超硬ソリッドエンドミル（直径10mm, 刃数4, 突き出し量35mm）、ワーク材料：炭素鋼S50C、工作機械：高精度立型マシニングセンタ、主軸回転数：2800rpm、軸方向切り込み：10mm、径方向切り込み：1.5mm、切削形態：ダウンカット。

Fig.4(a-1)は初期加工として、一定送り速度 $f=1000$ mm/min で Fig.3 のパスを加工した際の切削抵抗の測定値と、初期モデルによる推定値を示したものである。Fig.4 に示す制御性能の評価では、切削抵抗は動力計により測定した。コーナの円弧部で切削抵抗が増大しており、これが過大であると工具損傷などの原因となる。初期モデルによる切削抵抗の推定値は測定値と大きく異なっているため、測定値に基づき逐次最小二乗法によりモデルの係数を同定し直す (Fig.4 (a-2))。

更新されたモデルを用いて、切削抵抗が 350 N に一定化されるように、直線部及び円弧部での送り速度を計算する。Fig.4(b)は 2 度目の加工時の切削抵抗の測定値を示す。もう一度モデルの同定・送り速度の最適化を繰り返した後の、3 度目の加工結果を Fig.4(c)に示す。切削抵抗の目標値からの定常誤差は 5%以内だったので、実験はこの段階で終了した。

初期モデルが現実の切削プロセスにある程度近く、初期加工における切削条件をそれに基づいて決定すれば、上の実験例のように一定送り速度の加工からスタートした場合よりも早く、安定した学習が行えると期待できる。実際に、異なる材質(S55C)のワークを用いて予め同定したモデルを初期モデルとして同様の実験を行ったところ、2 度目の加工で切削抵抗の定常誤差は 5%以内に収まった。

参考文献

- 1) 例えば、白瀬他、切削力適応制御に基づく NC プログラムレス旋削加工の試み、機論 C 編, 66, 643(2000-3), 1031-1036。
- 2) 例えば K. Åström and B. Wittenmark: Adaptive Control,

- Addison-Wesley, (1995)
 3) 松原他, 知能化工作機械によるエンドミル加工制御(第1報) - 切削抵抗の監視と一定化制御 -, 2001 年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 18。

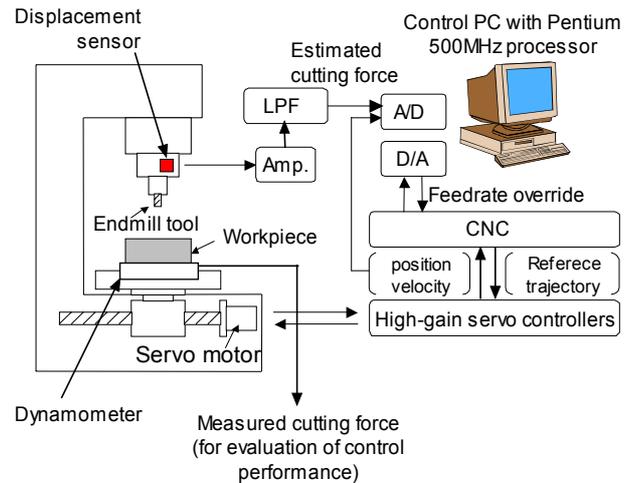


Fig. 2 Overview of experimental setup

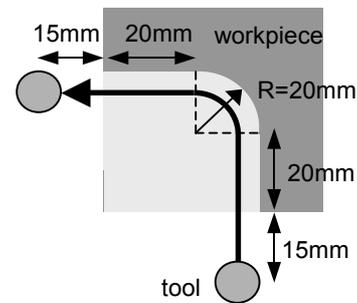


Fig. 3 Tool path

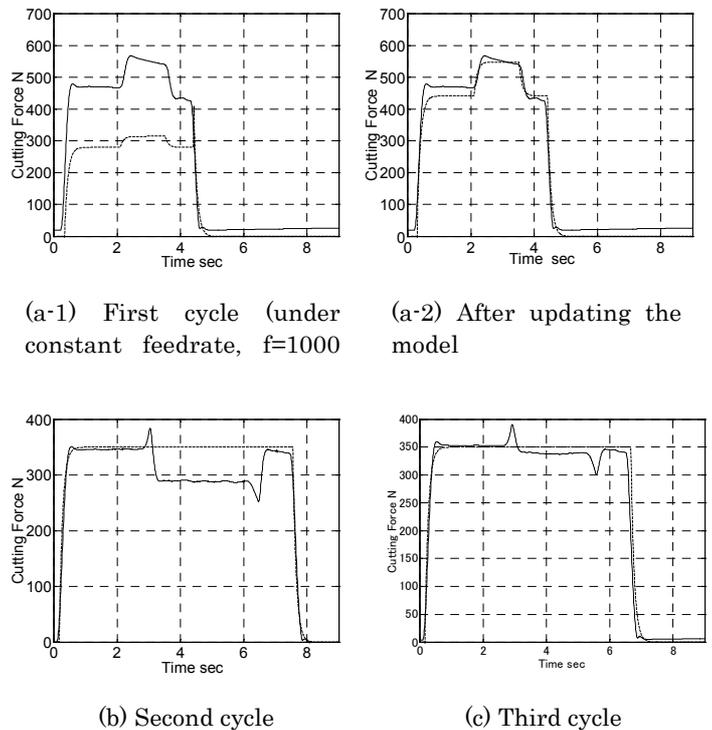


Fig. 4 Learning cycles of feedrate optimization on the corner path