

NC フライス盤の切削加工における面粗さ予測に関する研究

奥田 誠、長尾 達明(情報・生産技術部 システム技術グループ)

高橋 和仁、横田 知宏(情報・生産技術部 試作加工グループ)

1. はじめに

熟練技術者の高齢化に伴い、熟練者の技能・ノウハウを非熟練者に伝承することが求められている。熟練者は使用設備から発生する音や振動によって異常発生などを判断しており、これら技術情報をデジタル化する場合、既存の設備に加速度センサやアコースティックエミッション(AE)などを後付けしてデータを取得するケースが多い。高精度な仕上がりが要求される切削加工においても、熟練者の技能・ノウハウによって、目標となる加工精度を得るための加工条件が選定されている。そのため、非熟練者が熟練者のように加工精度を選定するためには、加工精度を予測するシステムが有効である。

これまで、高精度な加工面仕上がりが要求される旋盤加工において、面粗さの高精度な予測を目指した多項式モデルおよびニューラルネットワークを用いた研究¹⁾や、Kriging法を用いた予測モデルの研究²⁾が行われている。

本稿では、同じく高精度な加工面仕上がりが要求されるエンドミルによる切削加工において、加工条件などを与えることで面粗さを予測する機械学習モデルを構築し、評価を行ったため、これについて報告する。

2. 実験方法

2.1 実験設備

実験に用いた加工機は、イワシタ社製ラム型立フライス盤 NR2 である。工具には直径 10 mm 刃数 2 枚のスクエアエンドミルを用いて、突出しを 45 mm として、被削材(S50C)に対して側面切削をダウンカットで行った。図 1 に示すように、被削材のサイズは幅 150 mm、高さ 40 mm、奥行き 11 mm とし、奥行き方向のびびりを軽減させるため、被削材と合わせて治具を挟んで固定している。また、主軸モータの電源に対して、クランプ電流計を取り付けて、0.1 s 間隔で PLC に保存が可能である。

2.2 実験手順

加工実験を行った切削条件を表 1 に示す。それぞれの条件の組合せで、計 144 種類の条件で実験を行った。また、図 1 に示すように、異なる径方向切込みは、1 個の被削材に対して降順に加工を行った。加工中には、主軸モータの電源供給電流を測定している。

実験は 2 段階に分けて実施した。第 1 実験では切削速度 50, 70, 100 m/min で実施した。第 2 実験では、切削速度 60, 80, 90 m/min で、加速度センサを設置して実施した。加速度センサの向きは、フライス盤に向かって、X: 左右、Y: 前後、Z: 上下である。加工後、加工面の仕上げ精度の

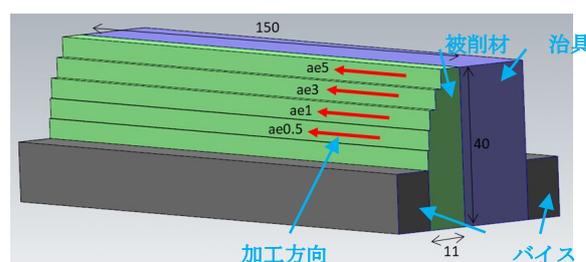


図 1 被削材とその固定方法および切削方法

表 1 切削条件

条件名	記号	単位	条件値
切削速度	V	m/min	50, 70, 100 (第 1 実験)
			60, 80, 90 (第 2 実験)
刃当たり送り	f	mm/tooth	0.05, 0.10, 0.15
径方向切込み	ae	mm	0.5, 1.0, 3.0, 5.0
軸方向切込み	ap	mm	1.0, 5.0

指標として、算術平均粗さ Ra (μm) を測定した。1 加工条件当たり 6 点測定している。

3. 解析結果および考察

2.2 節の実験によるデータを用いて、ランダムフォレスト³⁾による学習モデルを評価した。説明変数を切削条件(切削速度、刃当たり送り、径方向切込み、軸方向切込み)とし、目的変数を測定した 6 点の Ra の平均値とした。予測精度の指標として、以下で表される平均絶対誤差 MAE を用いる。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

ここで、 y_i は面粗さの実測値、 \hat{y}_i は予測値である。

3.1 電流特徴量と変位量の有無による評価

第 1 実験では、電流特徴量の有無による予測精度を評価した。評価結果を図 2 に示す。ここでの電流特徴量とは、加工中の電流値の平均と加工前後の電流値の平均との差分値である。

図 2 に示すように、説明変数に電流特徴量を追加した場合、電流特徴量なしと比較して、学習および評価共に MAE の数値が大きくなった。重要度においては、刃当たり送り、径方向切込み、軸方向切込みの割合が減り、電流特徴量の重要度が一番高かった。また、電流特徴量の有無によって値の変化が少なく、比較的割合が高かったのは、切削速度であった。これらのことから、電流特徴量は、刃当たり送り、径方向切込み、軸方向切込みと相関があり、これらと

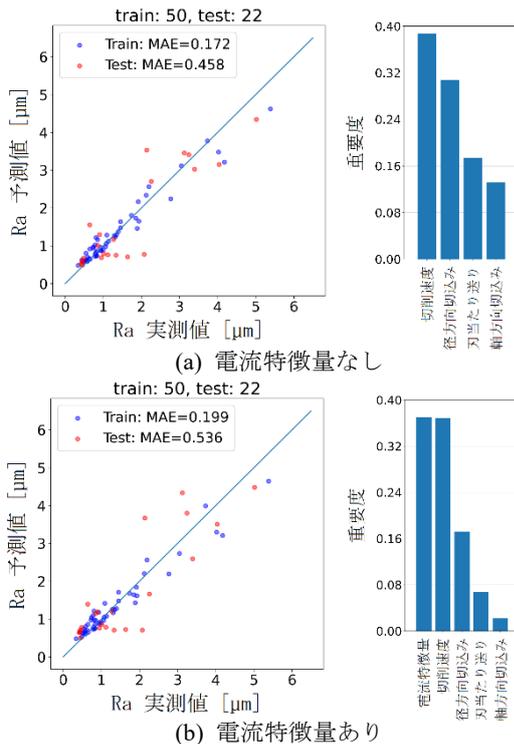


図2 電流特徴量の有無による解析結果の比較

同等程度に面粗さとの相関があり、切削速度が面粗さの予測精度向上に一番寄与していると推測できる。

そこで、第2実験においては、切削速度の重要度が高いことを考慮し、びびり振動が影響すると考え、加速度を取得しながら実験を行った。加速度データから算出した変位量の有無による予測精度を評価した結果を図3に示す。ここでの変位量とは、各軸 X, Y, Z それぞれの加工中の加速度データを、時間の2重積分によって計算された変位量である。図3に示すように、「Y軸のみ」「X軸、Y軸」「Y軸、Z軸」「X軸、Y軸、Z軸」は、「変位量なし」と比較すると、評価 MAE の数値が小さく、予測精度が向上した。これにより、Y軸の変位量が面粗さを予測するのに有効であることが分かった。Y軸は、加工面に対して垂直な方向であるため、面粗さとの相関が高いということは想定通りである。今回一番効果のあった変位量は「X軸、Y軸」であり、「変位量なし」と比較して、評価 MAE が 0.420 μm から 0.342 μm と、約 20%改善した。各条件での実測値 vs 予測値グラフを図4に示す。また、「X軸、Y軸」モデルにおける、評価用データ 22 条件の実測値と予測値との絶対誤差率を図5に示す。最大で約 100%の誤差が発生する場合があるため、実用に向けて改善が必要である。絶対誤差率の平均値 (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)は 26.7%であった。

3. 2 Ra 測定位置毎の面粗さ予測

第1実験、第2実験を合わせた各加工条件で測定した6点の Ra の最小値、最大値および平均値を図6に示す。実験 No.1-72 が第1実験、実験 No.73-152 が第2実験である。同一加工条件でも、測定位置によるバラつき幅が一定ではないことが分かる。そこで、面粗さ予測精度を向上させるために、前節のように実験毎の Ra の平均値を算出するの

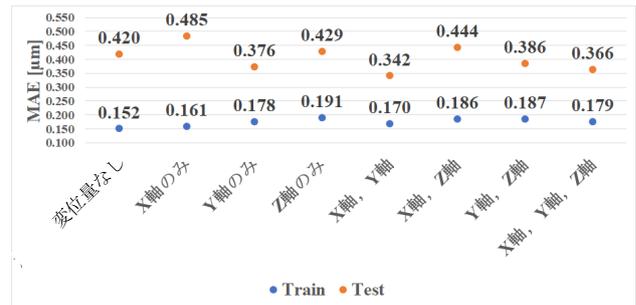


図3 変位量の有無による解析結果の比較

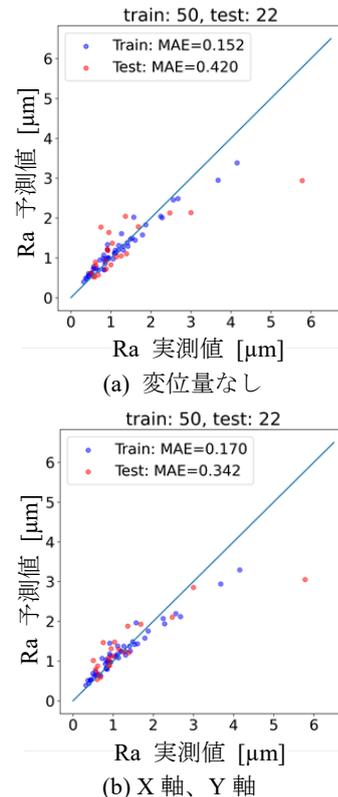


図4 変位量の有無による Ra 予測値 vs 実測値の比較

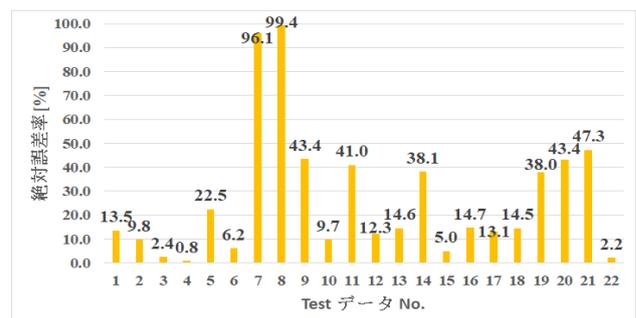


図5 「X軸、Y軸」モデルの各評価用データの誤差率

ではなく、各測定位置の面粗さを目的変数とする。測定位置毎の面粗さを説明変数によって区別するために、次の説明変数をし、評価した結果を図7に示す。

- (1) 累積切削時間
加工開始から Ra 測定位置までの切削時間
- (2) 累積除去体積
加工開始から Ra 測定位置までの除去体積

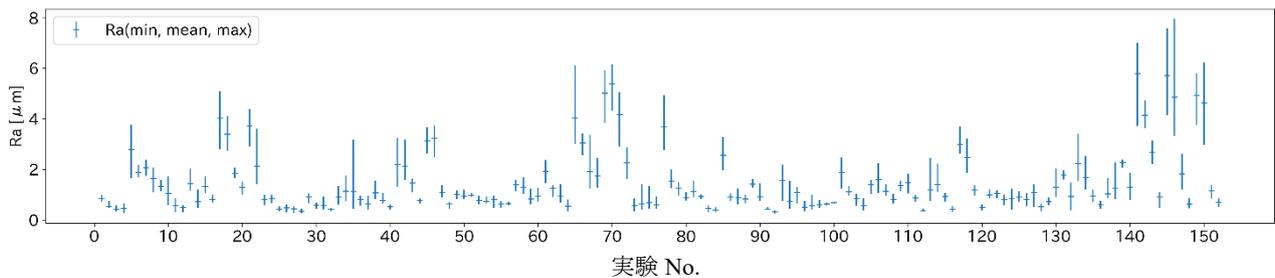


図6 各加工条件における6点のRaの最小値、最大値および平均値

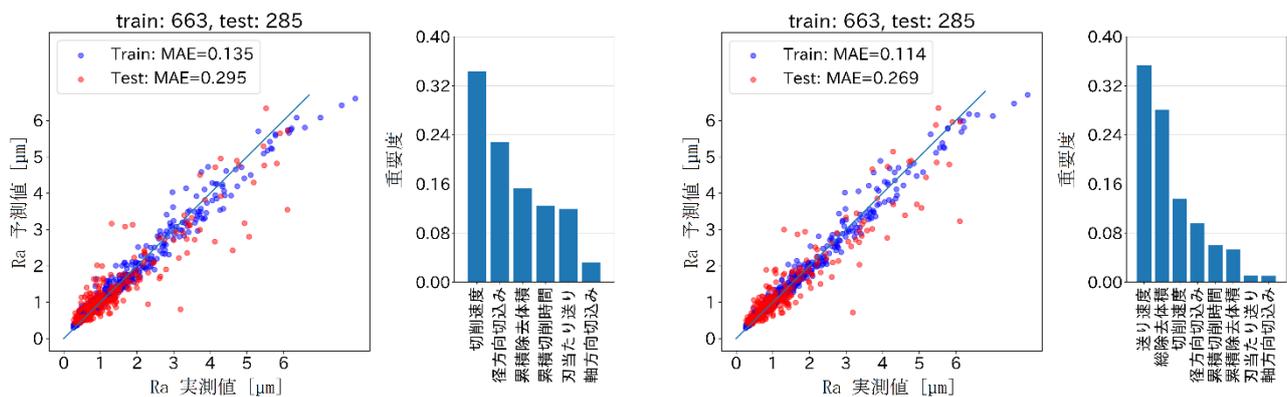


図7 各測定位置での面粗さ予測

図8 送り速度・総除去体積の効果

評価 MAE は 0.295 μm と図 2(a)の評価 MAE 0.458 μm と比較して改善している。重要度は変わらず切削速度と径方向切込みが高いため、単純にデータ量が増えたために改善したものであると考えられる。

さらに、送り速度と加工条件毎の除去体積を説明変数に追加した結果を図 8 に示す。図 7 と比較して、評価 MAE が 0.026 μm 改善した。図 8 の重要度から、切削速度よりも送り速度、径方向切込みよりも除去体積の方が、面粗さを予測するのに適していると推測できる。なお、図 8 での評価 MAPE は 22.2%であり、図 5 の変位量を追加した場合と比較しても 4.5%改善している。

しかし、実用化に向けては、現状の予測モデルでは実測値と予測値の誤差が大きいため、改善が必要である。改善策としては以下が考えられる。

- (1) より高速なサンプリングでの主軸モータ電流の取得
- (2) 面粗さに相関のある電流特徴量の検討
- (3) 有効な説明変数（切削抵抗など）の追加
- (4) ニューラルネットワークを用いた予測モデルの構築

4. まとめ

本研究では、フライス盤でのエンドミルによる側面切削を行い、ランダムフォレストによる面粗さ予測モデルを構築・評価し、機械学習における面粗さ予測の有効性を示した。以下の特徴量が、面粗さ予測精度の向上に効果的であることが分かった。

- (1)-1 加工面に対して垂直方向の変位量
- (1)-2 送り速度
- (1)-3 総除去体積

また、同一加工条件でも測定位置による面粗さのバラつき幅が一定ではないことを示し、目的変数を測定位置毎の面粗さとし、以下を説明変数に追加することで面粗さ予測モデルの精度を向上させた。

- (2)-1 加工開始から測定位置までの切削時間
- (2)-2 加工開始から測定位置までの除去体積

本研究で構築した面粗さ予測モデルは MAPE: 22.2%であり、実用化に向けた予測精度向上の改善策を示した。

今後実用化に向けて、より剛性の高いマシニングセンタにて同様の実験を行い、切削抵抗・放射温度や高速サンプリングの加速度などを測定する予定である。そして、本研究で得られた知見を活用し、センサデータの特徴量の追加や、ニューラルネットワークの活用を検討し、面粗さ予測精度の向上を目的とした研究を実施する予定である。

【参考文献】

1. Neelesh Kumar Sahu¹ Atul B. Andhare² Sandip Andhale³ Roja Raju Abraham, Prediction of surface roughness in turning of Ti-6Al-4V using cutting parameters, forces and tool vibration”, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering, 346 (2018).
2. 三坂孝志ほか: 振動計測データと簡易モデルに基づく表面粗さの推定手法の検討, 日本機械学会生産システム部門研究発表講演会講演論文集, 606 (2019).
3. 佐久間太志ほか: 機械学習を導入した工具カタログのデータマイニングプロセスの提案, 日本機械学会論文集, 85, 877 (2019).

【外部発表】 口頭発表 1 件