

機械学習を用いた工具のセンサレス摩耗状態診断手法の開発

慶應義塾大学理工学部 ○粕谷勇太, ◎柿沼康弘

要旨

工具摩耗の評価は、作業者の経験による判断に委ねられる部分が多く形式化が困難である。そのため、熟練技術者の経験に依らず容易に摩耗状態を評価する技術の開発が強く望まれている。そこで本研究では、電着工具による側面加工時の切削力と切削トルクからクラスタリングを用いて摩耗状態を3段階に分類し、これらをサポートベクターマシンで学習することで摩耗状態を判別する技術の開発に取り組み、その有効性を検討した。

1. 結論

近年、製品の小型化に伴い、小径回転工具を用いたマイクロ機械加工への需要は一層高まっている。一方で、その微細さゆえに工具状態の管理は作業者の判断による部分が多く、高度な工具状態監視技術の開発が求められている。特に、工具の摩耗状態の診断技術に対する要求は高い。

本研究では、電着工具による硬脆材料の加工を対象として、付加的なセンサを用いることなく、工具摩耗を診断する手法を提案した。具体的には、外乱推定理論^[1]に基づき得られた切削力と切削トルクから特徴量を抽出し、クラスタリングとサポートベクターマシンを併用することで工具の摩耗状態を診断するシステムの開発を行い、その有効性を検討した。

2. 工具摩耗状態診断手法の提案

提案する工具摩耗状態診断手法の流れを図1に示す。加工時の推定切削力と推定切削トルクから得られる特徴量をもとにクラスタリングを用いて3段階の摩耗状態に分類する。この分類された摩耗状態を出力、切削データをデータベクトルとしてサポートベクターマシンを用いて摩耗状態診断手法の評価を行う。

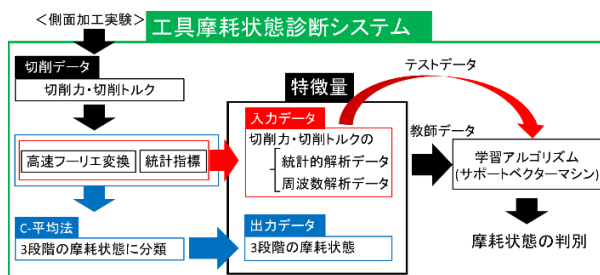


図1 工具摩耗状態診断手法の流れ

クラスタリングとは、あるデータ群の中から類似するデータ同士をクラスと呼ばれる1つのグループにまとめることを目的とした教師なし学習のアルゴリズムである。本研究の工具の摩耗状態診断ではそれぞれの摩耗状態を独立に扱う必要があるため、クラスタリングの手法としてクリスプC-平均法^[2]を用いた。クリスプC-平均法のアルゴリズムは以下の通りである。

- ① C個のクラスタ中心を無作為に与える。
- ② 各データを最も近い中心のあるクラスタに割り当てる。
- ③ 各クラスタの重心を新たなクラスタ中心とする。

データの割り当てが変化しなくなるまで②と③の操作を繰り返す。つまり、③でクラスタ中心が更新される度に②でクラスタの再割り当てが行われ、クラスタの割り当てが最適化されていく。

このようにデータ以外にあらかじめ基準を設定することなく、データ群をいくつかのグループに自動的に分類することができる

ため、加工実験で得られる推定切削力/トルクの変化から、工具の摩耗状態を分類するためにクラスタリングを適用した。

サポートベクターマシンとは、分類問題に適した機械学習アルゴリズムであり、 $f(x) = 0$ となる適切な識別境界を導出する手法である。データベクトル x 、係数行列を ω 、バイアス項を b とすると、識別境界は以下のように表される。

$$f(x) = \omega^T x + b \quad (1)$$

サポートベクターマシンでは、識別境界 $f(x)$ とデータ成分 x_i 間の最小ユークリッド距離をマージン M と定義し、それを最大化するように識別境界 $f(x)$ を求める^[3]。ここで2クラス分類において、クラスを表現するラベルである出力 y_i は、分類に応じて $1(f(x) > 0)$ か $-1(f(x) < 0)$ の値をとるとすると上式は次のように表される。ただし、 i はデータ番号とする。

$$\max_{\omega, b, M} \frac{M}{\|\omega\|} \text{ s.t. } y_i(\omega^T x_i + b) \geq M, i \in [n] \quad (2)$$

本研究では、説明変数として切削力と切削トルクの推定値から抽出される特徴量を選択し、目的変数である工具摩耗状態の分類を試みる。しかし、線形な識別境界で分類できる単純な分布とは限らない。そこで、座標変換行列 $\phi(x)$ を用いて、データ要素間の距離に応じた評価空間へ分布を展開することで線形分離可能な分布へ変換する非線形サポートベクターマシン^[4]を適用した。座標変換行列 $\phi(x)$ には、一般的にガウシアン分布を応用した以下の式が用いられる。

$$\phi(x_i)^T \phi(x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

x_i, x_j はデータベクトル、 γ はこの教師データが識別境界に与える影響の範囲を表すハイパーパラメータである。

3. 実験方法

本研究における電着工具によるSiCの側面加工実験の様子を図2に示す。用いた精密加工機は、非接触で低コギングのリニアモータ駆動ステージと空気静圧スピンドルからなり、Z軸にはエアバランスを採用することで、重力/摩擦力の影響を大幅に軽減し、外乱オブザーバによる高精度な切削力/切削トルク推定を可能にしている。

実験条件を表1に示す。電着工具による側面加工において、1パス毎に各軸の推定切削力/トルクデータを収集する。加工中に推定した切削力/切削トルクの統計指標に基づく8つの値と、加工中の波形における高速フーリエ変換(FFT)の結果からクラスタリングを用いて工具の摩耗状態を3段階に分類する。その後、切削データから得られた特徴量をデータベクトル、3段階の摩耗状態を出力としてサポートベクターマシンを用いて提案手法の有効性を評価する。

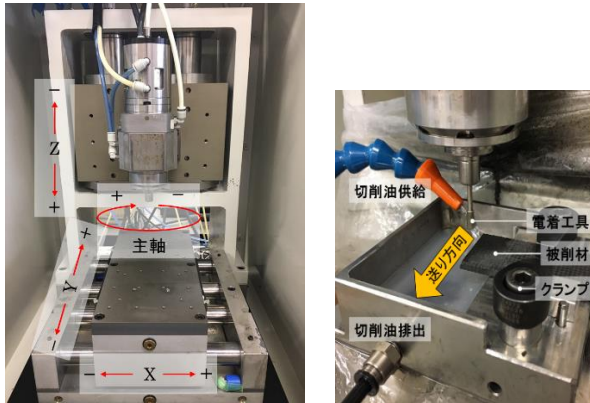


図2 実験装置

表1 実験条件

| | | | |
|-------|-------------------------|--------|--------|
| 工具径 | φ4 mm | 半径方向切込 | 0.1 mm |
| 主軸回転数 | 15000 min ⁻¹ | 軸方向切込 | 2.0 mm |
| 送り速度 | 1500 mm/min | 被削材 | SiC |

4. 実験結果

図3に加工回数(50パス, 850パス)に応じた各軸における推定切削力/切削トルクの結果を示す。XY方向の切削力と主軸の切削トルクは工具摩耗が進行するにつれ、大きくなっている。また、図4に加工回数に応じた加工中のX方向の切削力におけるFFT結果を示す。工具摩耗が進行すると主軸回転数の基本周波数成分が大きくなることが確認できる。これは各並進軸に共通の傾向であり、砥粒の脱落などで電着砥石の工具形状が崩れ、工具の重心がずれ、工具の振れ量が増加したためだと考えられる。また、電着工具の表面画像から、本実験条件では、900パスで工具寿命と判断した。

加工中の各軸切削力と切削トルクにおける統計指標およびFFTの結果全体に対する基本周波数成分である250Hzの割合を特徴量として、クラスタリングを用いて工具摩耗状態を初期摩耗, 中期摩耗, 末期摩耗の3種類に分類した。その結果を図5に示す。縦軸は加工誤差であり、平面の2軸はそれぞれX方向とZ方向の切削力の平均値である。工具摩耗の進行とともに増加する加工誤差に各特徴量が起因し、精度よく分類できていることがわかる。また、この3段階の摩耗状態をサポートベクターマシンの出力として用いた。

900個の切削力/トルクデータのうち、分類した摩耗状態のそれぞれから40個ずつ、計120個をサポートベクターマシンの教師データとして用い学習させた。残りの780個をテストデータとして用い、実際の摩耗状態と一致するか分類正答率で診断精度を評価した。各軸切削力と切削トルクの統計指標とFFTの特徴量を用いて、サポートベクターマシンにより判断された摩耗状態の分類結果を表2に示す。分類正答率は各摩耗状態で80%以上、平均で91.41%を達成した。

5. 結論

電着工具を用いたSiCの側面加工において、クラスタリングとサポートベクターマシンを併用した工具摩耗状態診断手法を提案した。工具の摩耗状態を3段階に分類したところ、統計指標とFFTによる特徴量を組み合わせることで、各摩耗状態での正答率はそれぞれ93.94%, 80.72%, 97.90%, 平均正答率は91.41%を達成し、提案手法が有効であること示した。

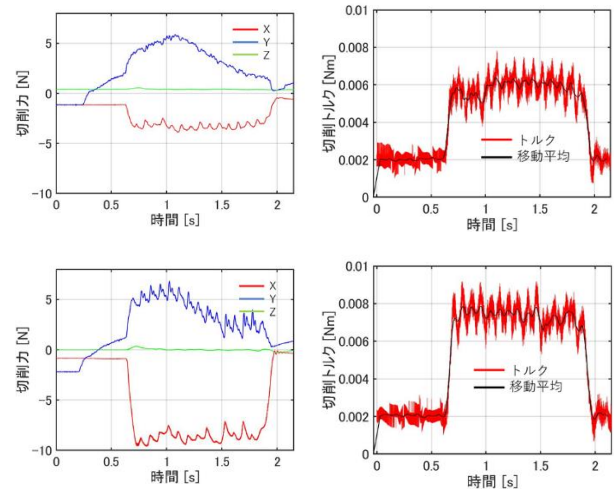


図3 実験結果(上: 50パス, 下: 850パス)

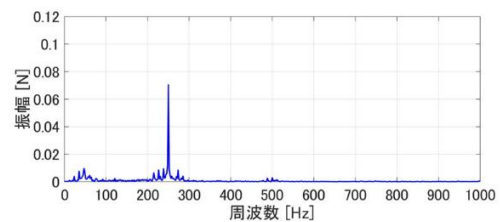
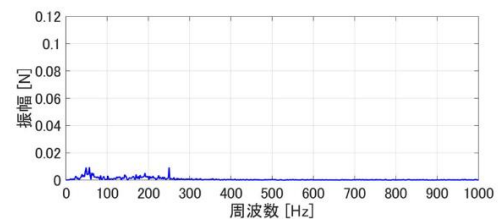


図4 X軸切削力のFFT結果(上: 50パス, 下850パス)

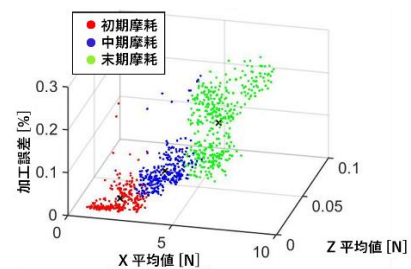


図5 クラスタリングの結果

表2 摩耗状態の分類正答率

| 摩耗状態 | 初期摩耗 | 中期摩耗 | 末期摩耗 | 平均 |
|------|---------|---------|---------|---------|
| 分類精度 | 93.94 % | 80.72 % | 97.90 % | 91.41 % |

6. 参考文献

- [1]宮本定明: クラスタ分析入門, 森北出版株式会社, (1999), pp.1-26
- [2]大西公平: 外乱オブザーバによるロバスト・モーションコントロール, 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.4, (1993), pp.486-493
- [3]竹内一郎, 鳥山昌幸: サポートベクターマシン, 講談社, (2015), pp.4-22