

穴あけ加工のドリル破損予兆の検出（第3報）

横山哲也*、田畑克彦*、小川公輔†

Predictive detection of drill breakage in drilling（Ⅲ）

YOKOYAMA Tetsuya*, TABATA Katsuhiko* and OGAWA Kousuke†

穴あけ加工の現場では、設定した加工数や加工時間に達したときにドリルを交換することで、ドリルや加工物の破損を未然に防いでいる。この設定値は安全率を反映した値となっており、現実にはまだ使用できるドリルを交換することになる。そこで本研究では、ドリルを有効に使い切ることを目的に、ドリル破損の予兆を検出する仕組みを構築し、実際の加工現場で試験運用している。本年度は試験運用した際に問題として挙げた、破損の可能性が低いケースでの破損予兆の誤検出について、予兆検出過程での異常度計算の改良を施し、その効果を確認した。

1. はじめに

加工中にドリル破損が生じるとドリルの一部が被削材に食い込み、加工物が不良品となるため、ドリル破損を未然に防ぐ必要がある。その対策として、実際の加工現場では設定した加工時間や加工数に達したときにドリルを交換している。しかし、この設定値は安全率を反映した値となっており、現実にはまだ使用できるドリルを交換することになる。そのため、ドリル破損の予兆を検出できれば、ドリルが破損する直前まで使い切ることが可能となり、生産コストが削減できる。また、予兆検出後にドリル交換し、加工継続することで、無人運転時のドリル破損に伴う加工ストップがなくなり、生産設備の稼働率向上を図ることができる。

ドリル破損を予知するには、異常を示す変化を見つける必要がある。データ収集技術を用いて加工機から得られる計測データを継続的に収集することで、定常時のデータを得ることができる。定常時のデータから外れたデータが測定された場合は、何らかの状態変化が生じたと考えられる。異常データの取得が困難な加工では、定常時に得られたデータを正常データとみなし、正常データの分布から外れたデータを検知することで、ドリル破損の予兆検出ができると考える。

本研究ではドリル破損の予兆信号を検出し、検出直後にドリル交換することで、継続して穴加工できるシステムを構築し、実際の加工業務で試験運用している¹⁾²⁾。試験運用を通じて挙げた問題として、ドリルの加工穴数が少ない、破損の可能性が低いケースでの破損予兆の検出がある。これは破損とは関係ない信号（ノイズ）に反応し、異常として誤検出しており、対策を施す必要がある。そこで本研究では上記問題の対策として、破損予兆検出で用いる異常度計算の改良検討を行い、従来計算

との比較を行った。

本報では2章で加工業務にて試験運用している破損予兆検出システムについて概要を説明し、3章で異常度計算の改良検討およびその検証結果について報告する。

2. 破損予兆検出システム

本研究では特徴量の統計データをもとに外れ値検知を行うことで、ドリル破損の予兆を検出するシステムを構築した。

2.1 対象加工と計測データ

対象とする加工は穴あけのノンステップ加工で、多数の穴の連続加工である。被削材は超硬で、ダイヤモンドコーティング処理を施した小径の超硬ドリルで穴あけを行う。

ドリル破損は切削抵抗の増加により発生する。切削抵抗は加工機モータのトルクに比例し、その大きさはモータに流れる電流によって変化する。穴あけ加工に使用するドリルが小径であることから、ドリル刃先が摩耗し、被削材に食いつきにくい状態で送りが進み、送りの力が増加することで発生する座屈の破損の可能性が高い。そこで本研究では送り方向のZ軸モータの電流を計測する。

2.2 破損予兆検出システムの概要

図1に破損予兆検出システムの動作概要を示す。穴あけ加工時の加工機のZ軸モータの電流を計測し、パソコンで外れ値検知（異常検知）を行い、破損予兆を検出した際はドリルを交換し、加工を継続する。

図2にシステム構成を示す。システムは大きく分けて、①「計測部」と②特徴量算出と外れ値検知を行う「処理部」の2つにわかれている。計測部では穴あけ加工時の電流データを電流センサで計測し、ノイズ対策で設けたローパスフィルタ（LPF）を経由しADコンバータ（ADC）を介して、パソコンにデータを送る。処理部では、計測で得られたデータから特徴量を算出し、特徴量の統計データと閾値判定に基づく外れ値検知を行う。

* 情報技術部

† イビデンエンジニアリング株式会社

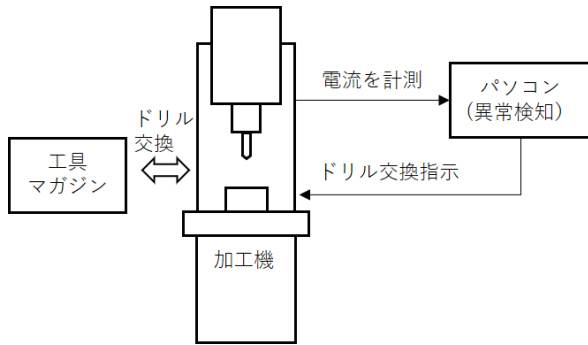


図1 システムの動作概要

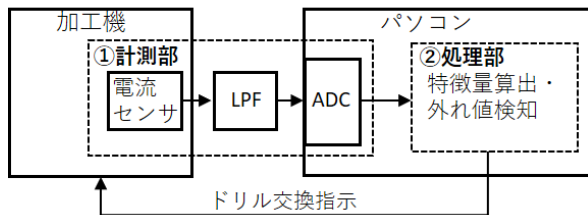


図2 システム構成

NG（外れ値）と判定した場合は、加工機に対してドリルの交換指示を出す。

特微量は解析コストを考慮して、計測データから算出した実効値をもとに1穴ごとに計算する²⁾。

2. 3 破損予兆の検出方法

本研究では異常検知技術の外れ値検知を用いて、破損予兆を検出する。外れ値検知は予め正常なデータの集団がある前提で、今求めた特微量が集団からどの程度離れているか距離を求め、その距離が閾値を超えていた場合、外れ値と判断し異常とみなす。本研究では直前に加工したN個穴分の特微量の集まりを正常な集団とし、正常な集団から外れた特微量を検出した場合、破損する可能性が高くなったと判断し、破損予兆として検出する。今回対象とする加工では、過去のドリル破損データから、破損直前は特微量が急激に変化することが見受けられるため、直前の加工穴の特微量を正常な集団としている。これによりドリルの種類ごとに正常データを用意する必要がなくなる。

特微量の分布が正規分布に従う仮定のもとで、外れ値検知の距離計算にホテリング T²法³⁾の異常度計算を用いる。j 番目の加工穴の異常度 a_j の計算式を以下に示す。

$$a_j = \frac{(x_j - \bar{x})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=j-1-N}^{j-1} (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

ここで x_j はj番目の穴を加工しているときの特微量、 $\bar{x}$ と式(1)分母は直前までに加工したN個穴分の特微量を用いて計算した標本平均、標本分散である。

計算で求めた異常度 a_j に対して閾値判定を行うことで破損予兆の検出を行うが、特微量 x_j が標本平均 $\bar{x}$ より下

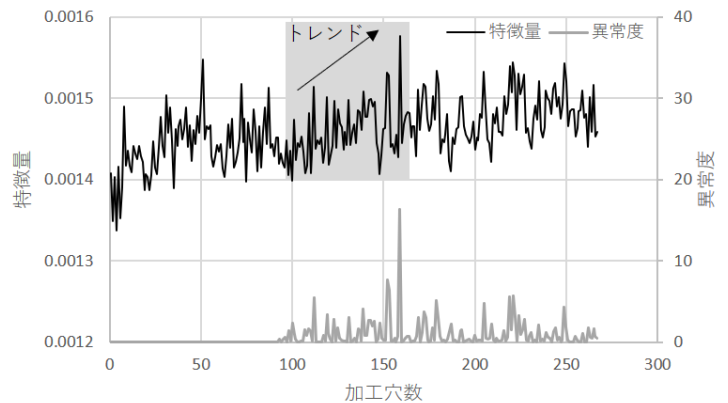


図3 特微量の時間的変化による異常度の増加

回ったときの異常度 a_j は、特微量が小さいことから加工負荷が小さく破損の予兆とは考えづらい。そのため、特微量 x_j が標本平均 $\bar{x}$ を上回り、かつ異常度 a_j が閾値を超えた場合のみを破損予兆として検出する。

3. 特微量の時間的変化と異常度計算の改良

3. 1 特微量の時間的変化

実際の加工現場に破損予兆検出システムを導入し試験運用しているが、試験運用を通じて挙げた問題として、破損の可能性が低いケースでの破損予兆の検出がある。これは破損とは関係ない信号（ノイズ）に反応している現象で、その1つとして、特微量は何らかの原因で時間とともに増加（トレンド）することがある。図3に実際の穴あけ加工時に見受けられた特微量のトレンドと、式(1)で計算した異常度の結果を示す。図中のグレー箇所の特微量増加に注目すると、その増加に対応して加工穴150過ぎで異常度が大きくなる。増加する理由は特定できていないが、この増加でドリルが破損することはなかったため、誤検出と推測される。

特微量の時間的変化による増加は、異常度の増加となる可能性があり、また閾値判定の結果ではドリル交換に至る場合がある。その結果、まだ使えるドリルを有効に使い切ることができなくなるため、対策が必要である。

3. 2 異常度計算の改良

特微量の時間的変化を考慮するために、式(1)の異常度計算を改良する。具体的には特微量の時間的変化を回帰直線で表現し、異常度を計算する。

以下に、回帰直線を用いた特微量平均 $\hat{x}$ の算出式を示す。

$$\hat{x}_j = R \frac{\sigma_x}{\sigma_t} (t_j - \bar{t}) + \bar{x} \quad (2)$$

ここで t は加工穴数、 $\bar{t}$ は直前に加工したN個穴の加工穴数（順序数）の平均、 R は t と特微量 x との相関係数、 σ_x と σ_t は特微量と加工穴数（順序数）の標準偏差である。

回帰直線を用いた異常度 $\hat{a}_j$ の計算式を以下に示す。

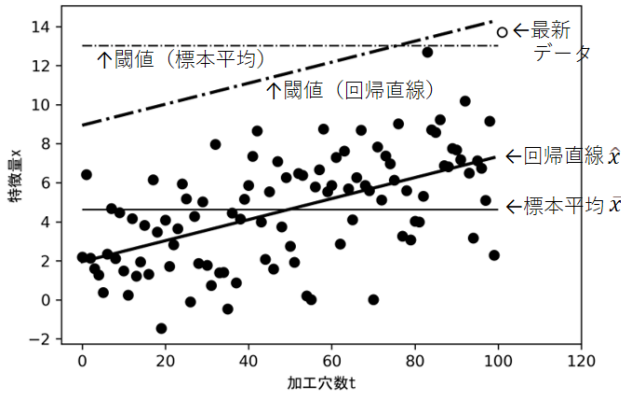


図4 回帰直線による異常度の減少 (イメージ)

$$\hat{a}_j = \frac{(x_j - \hat{x}_j)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=j-1-N}^{j-1} (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3)$$

特徴量が時間とともに増加するケースにおいて、回帰直線により異常度が小さくなることを、図4を用いて説明する。図4の標本データは説明用に作成したトレンドデータであり、横軸を加工穴数とした散布図である。この図中に、細い実線で式(1)の標本平均 $\bar{x}$ を、太い実線で式(2)の回帰直線 $\hat{x}$ を示す。今、最新データとして白抜き点のデータが得られたとする(図の右上)。標本平均と回帰直線の各々の手法に対する閾値を標本データの 3σ とし、図中に1点鎖線で示す。図より白抜き点は標本平均の閾値を上回っているが、回帰直線の閾値に対しては下回っている。共に同じ閾値を使用していることから、回帰直線を用いると異常度が減少することがわかる。

上記の説明では回帰直線を用いることで異常度が減少することを示したが、すべてのケースで異常度が減少することはない。そこで回帰直線による異常度の変化を把握するため、回帰直線による異常度 $\hat{a}_j$ と式(1)で求めた標本平均による異常度 a_j の比 r を求める。

$$r = \frac{\hat{a}_j}{a_j} = \frac{(x_j - \hat{x}_j)^2 \sum (x_i - \bar{x})^2}{(x_j - \bar{x})^2 \sum (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (4)$$

回帰直線の当てはまりの良さを表す決定係数 R^2

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

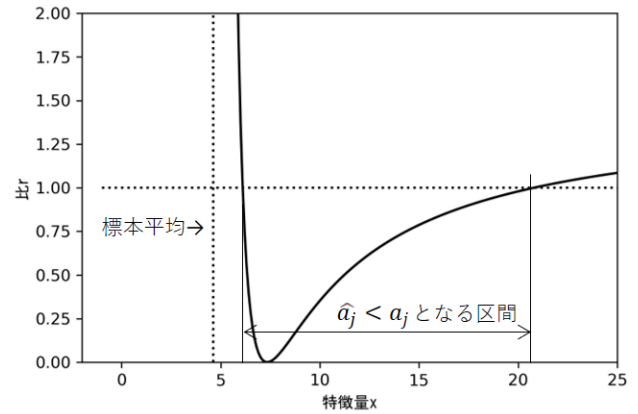
を用いて式(4)を書き直す。

$$r = \frac{(x_j - \hat{x}_j)^2}{(1 - R^2)(x_j - \bar{x})^2} \quad (5)$$

式(5)の $\hat{x}_j$ を、式(2)を用いて展開した結果を式(6)とする。

$$r = \frac{\left(x_j - \bar{x} - R \frac{\sigma_x}{\sigma_t} (t_j - \bar{t})\right)^2}{(1 - R^2)(x_j - \bar{x})^2} \quad (6)$$

式(6)の分子と分母の $(x_j - \bar{x})$ をくくりだした結果を

図5 特徴量に応じた異常度比 r の変化

式(7)とする。

$$r = \frac{\left(1 - R \frac{\sigma_x}{x_j - \bar{x}} \left(\frac{t_j - \bar{t}}{\sigma_t}\right)\right)^2}{1 - R^2} \quad (7)$$

なお、j番目の加工穴の異常度 $\hat{a}_j$ を計算する際は、直前に加工したN個の加工穴の特徴量から相関係数 R などが計算で求まっていることから、式(7)は特徴量 x_j を変数とする関数となる。

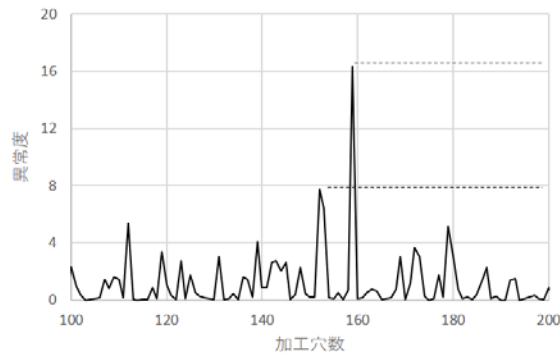
式(7)と図4の説明用で作成したトレンドデータを用いて、特徴量 x による比 r の変化を図5に示す。図5は相関係数 R が正の場合であるが、特徴量 x_j が図中に示す標本平均 $\bar{x}$ の右側にある区間に存在すると、異常度の比 r は1以下となり、回帰直線による異常度 $\hat{a}_j$ は標本平均による異常度 a_j より小さくなる。つまり、特徴量 x_j の取り得る値によって、異常度 $\hat{a}_j$ と a_j の大小関係が変わることがわかる。そのため本研究では、標本平均と回帰直線の両手法で異常度計算を行い、その計算結果のうち値が小さい方を閾値判定に用いることとした。

3. 3. 加工業務データでの検証

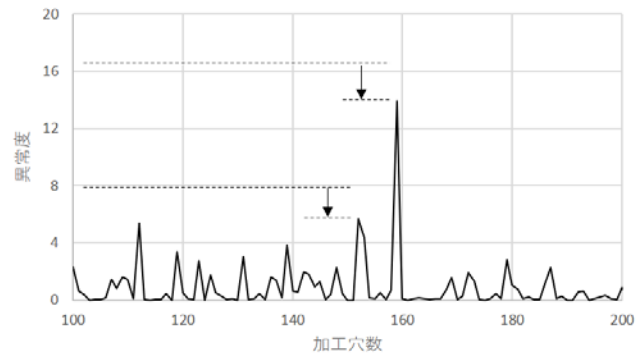
実際の加工業務で計測した電流データから算出した特徴量(図3)をもとに異常度計算を行い、その効果を確認した。

標本平均と回帰直線を用いた異常度計算の結果を図6に示す。図3で示した加工穴150付近において、標本平均で計算した異常度に対して、回帰直線で計算した異常度が減少していることがわかる。

本研究では標本平均と回帰直線の両手法の異常度計算結果のうち、小さい異常度を用いることから、標本平均のみを用いた場合と比較すると異常度が大きくなることはない。ただし、特徴量が同じ傾きで単調増加する場合、異常度は大きくなり、ドリルが破損する可能性がある。その際は特徴量に対して上限値を設け、上限値を超えた場合はドリル交換を行うなどの対策が必要である。



(a) 標本平均による異常度



(b) 回帰直線による異常度

図6 加工業務データでの検証結果

4. まとめ

本研究では穴あけ加工におけるドリル破損を予兆する破損予兆検出システムを構築し、実際の加工現場で試験運用した際に問題として挙げた内容について解決に取り組んだ。具体的には破損予兆とは関係なく時間とともに特徴量が増加するケースにおいて、回帰直線を用いて異常度計算の方法を見直すことで、異常度が減少することを確認できた。これにより、破損の可能性が低いケースでの破損予兆の誤検出の減少が期待できる。

今回は時間とともに特徴量が増加するケースに対して対策を施したが、今後はさらなる破損予兆の誤検出削減に取り組む必要がある。

【参考文献】

- 1) 横山ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.1, pp.91-94, 2020
- 2) 横山ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.2, pp.83-86, 2021
- 3) 井手剛,入門機械学習による異常検知,コロナ社,2015