

プレス加工音による金型摩耗の検知 Detection of Mold Wear by Press Processing Sound

新村 諭^{*1}
Satoru Shimmura

浜 勉^{*2}
Tsutomu Hama

^{*1} 長野県工業技術総合センター
Nagano Prefecture General Industrial Technology Center

^{*2} 太陽工業株式会社
Taiyo Industry Company

In the press working, mold wear necessarily occurs, and if it can be detected, there is a big merit. Progress of mold wears leads to manufacture of defective products and damage to molds, resulting in production line stoppage. Therefore, in this study, we propose a method to prevent these problems by using MT method and Isolation Forest, and we detect mold wear using a microphone. Experiment with a press machine showed the possibility of detection of mold wear.

1. はじめに

プレス加工において、金型摩耗は必ず生じるものであり、その検知に注目が集まっている。金型摩耗が進展すると、寸法精度の悪化や品位低下を招き、そのまま生産を続けると不良品を大量に生産してしまう。さらに、金型が複数並んだ順送プレスでは、上流側で不良品が発生すると、それが下流側に流れ下流側の金型を損傷させる恐れもある。こうした事態に備えて、金型摩耗を自動検知させることができれば、これらの危険性を無くすることができる。さらに、省人化にもつながり、経費削減にも貢献できる。

こうした中、プレス加工の現場でも、加工中の現象を可視化、あるいは取得したデータを分析し、金型摩耗や異常を検知する試みが行われている。それらの一例として、荷重センサが埋め込まれたボルトを金型に固定することにより、打痕の発見や潤滑状態を監視する試み[金 17]や AE センサを用いたバリの検知[西本 05]などが提案されている。

本研究では、金型摩耗の自動検知を行うにあたり、マイクロホンを用いた。マイクロホンを採用した理由として、現場の作業者は、プレス加工音を聞くだけで、金型異常が分かることが挙げられる。マイクロホンによる摩耗検知は、次の利点を有している。

- センサの設置・取り外しが容易である。
- センサが安価である。
- プレス機からのタイミング信号をもらう必要はない。
- プレス機の数にバラつきがあっても、影響を受けにくい。

2. 検知手法

本研究の検知手法を図 1 に示す。まず、加工音に高速フーリエ変換(FFT)を行い、音の周波数スペクトルを得る。そして、スペクトルの特徴量として、周波数方向の重心座標 X_g とパワー方向の重心座標 Y_g を抽出する[鈴木 17]。そして、 X_g - Y_g 空間で異常検知を行う。異常検知器は MT 法[田口 95]と Isolation Forest[Fei 08]を用いている。

検知器が 2 つある理由として、Isolation Forest 単体だと処理が追い付かないためである。本システムは Raspberry Pi 3 で動作させることを念頭においており、Isolation Forest はアンサンブル学習を行うため処理負荷が大きく、時間的に全ての加工音を処理することはできない。そこで、処理負荷が小さい MT 法を 1

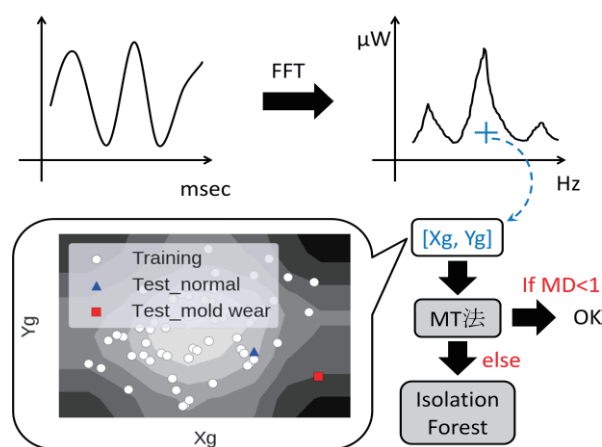


図 1 検知手法

次検知器として用意し、そこで異常値が高いものだけを 2 次検知器である Isolation Forest に渡し、処理している。これにより、できるだけ多くの加工音を処理し、かつ高い検知精度を維持している。

この検知手法は、金型摩耗が生じると、これまで発生したことがない加工音が生じるという前提に基づいている。このとき、 X_g - Y_g 空間上で、学習データでは分布しなかった領域で音が観測され、それを検知するものである。

3. MT 法

MT 法は、まず正常なサンプルを用いて正規分布である単位空間を定義する。MT 法では、正常サンプルはこの単位空間内に留まり、そこから外れると異常と見なしている。テストサンプルが与えられると、この単位空間中心からのマハラノビス距離を求めて異常検知を行う。テストサンプルが正常だと、単位空間内に留まるため、マハラノビス距離は小さくなるが、異常だと大きくなる。

単位空間は次のように求められる。状態量を $x_i(i=1, \dots, n)$ とし、各状態量の平均値を $\mu_i(i=1, \dots, n)$ 、標準偏差を $\sigma_i(i=1, \dots, n)$ と定義する。そして、 $X_i(i=1, \dots, n)$ を次のように定義する。

$$X_i = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (1)$$

そして、 X_i に関する相関行列を R とすると、単位空間中心からのマハラノビス距離 MD は次のように求められる。

$$MD = \sqrt{[X_1, \dots, X_n]R^{-1}[X_1, \dots, X_n]^T} \tag{2}$$

MT 法の特長として、処理負荷が小さく、データが正規分布である場合、検知精度が良いことが挙げられる。しかし、データが正規分布になっていない場合、検知精度は悪化する。次に紹介する Isolation Forest であれば、正規分布ではないデータであっても対応できるため、2 次検知器として用意した。

4. Isolation Forest

Isolation Forest は決定木をベースにした異常検知手法であり、実際のデータを使ったベンチマーク[Andrew 13]では、精度が最も良くなりやすい異常検知手法として紹介されている。

Isolation Forest はデータからサブサンプリングを行い、各サンプル内でデータの分割作業を行う。分割の方法はデータの状態量をランダムに 1 つ選択し、その状態量内でランダムな数値で分割する。そして、分割は全てのデータが 1 つに分離されるまで行うか、もしくは分割回数が規定値になるまで繰り返す。各サンプル内で分割作業が終わったら、データ毎にサンプル内の分割数の平均値を計算し、その平均値を基に異常検知を行う。Isolation Forest は、データを 1 つに分離するのに必要な分割数は、外れ値であれば少なく、正常値は密集しているため多くなるという考えに基づいている。

データを x 、データの状態量の個数を n 、調和数を $H(i)$ 、分割数の平均値を $E(x)$ とすると、異常スコア s は以下の式で定義される。

$$c(n) = 2H(n - 1) - 2(n - 1) \tag{3}$$

$$s(x, n) = 2 \frac{E(x)}{c(n)} \tag{4}$$

s が大きいと異常度は高いと見なせる。本研究では、Isolation Forest の実行は scikit-learn v0.20.0 を用いている。

5. 実験

5.1 実験条件

本研究では、まず録音用のマイクでプレス音を録音する。そして、録音した音を再生し、実験用マイクでその音を集音し、異常スコアを算出している。実験条件を表 1 に示す。

さらに、正常な作動音を録音した後、摩耗音を人為的に再現するため、ダイヤモンドやすりでパンチ角部を除去して加工音を録音した。

また、判定実験の集音サンプリング周波数は 48kHz とし、42.6msec 毎に FFT 変換を行い、23.4375Hz 毎に 160 次元 (23.4375~3750Hz) の周波数スペクトルを取得した。周波数スペクトルを $V_t \in \mathbb{R}^{160}$ とすると、学習データ $X_t \in \mathbb{R}^{160}$ は次の式で与えられる。

表 1 実験条件

録音用マイク	MM-MC1 (サンワサプライ製)
実験用マイク	MM-MCUSB25 (サンワサプライ製)
プレス機	KOMATSU OBS110HS-31B
打ち抜き材	SPCC (厚さ 1.0mm)
打ち抜きパンチ	ハイス鋼 (3mm×20mm)
ショット数	30shot/min

$$X_t = \log V_t \tag{3}$$

ただし、式(3)で使う V_t は、 $\|V_t\|_2$ が平均値より大きいものだけを抽出している。これは、周りの小さな音に反応しないようにするための工夫である。

5.2 実験結果

各種データの個数を表 2 に示す。また、録音の様子を図 2 に示す。前述したように、 $[X_g, Y_g]$ を取得後に MT 法で 1 次検知を行い、そこで MD 値が 1 以上のものは、Isolation Forest で 2 次検知を行い、最終的な異常スコアを取得している。そして、1 ショットの間で異常スコアが最も大きかったものをそのショットの異常スコアとしている。

正常と摩耗のテストデータによる実験結果を図 3 に示す。図 3 では、テストデータの X_g, Y_g の分布を表している。色がついている領域は学習データに基づく Isolation Forest の異常スコアを表している。色が濃い領域ほど異常スコアは高くなっている。ここで注意を要するのは、図 3 において、正常音と摩耗音の両方に、材料を送る音やエアークラッシュ音が入っている点である。従って、これらの音は正常音にも摩耗音にも入っており、同じ分布となる。しかし、加工する瞬間の音だけは分布が異なっているはずである。図 3 において、白い線で囲まれた部分の拡大図を図

表 2 各種データの個数 (ショット数)

学習データ	テストデータ (正常音)	テストデータ (摩耗音)
20	20	39

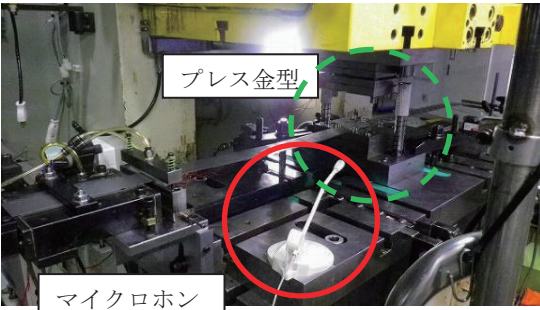


図 2：録音の様子

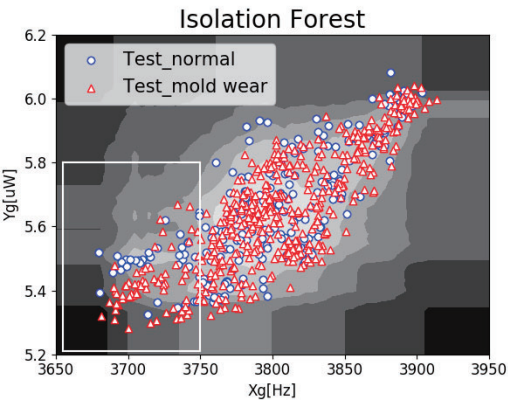


図 3：テストデータの X_g, Y_g の分布

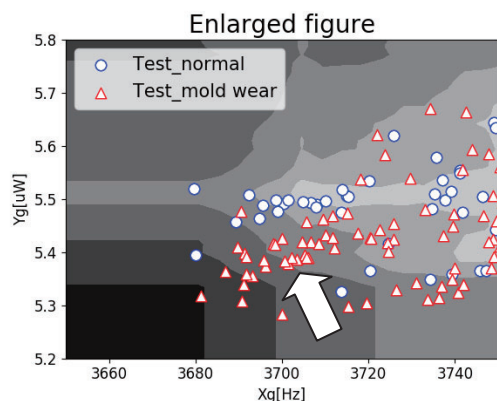


図 4 : Xg, Yg の拡大図

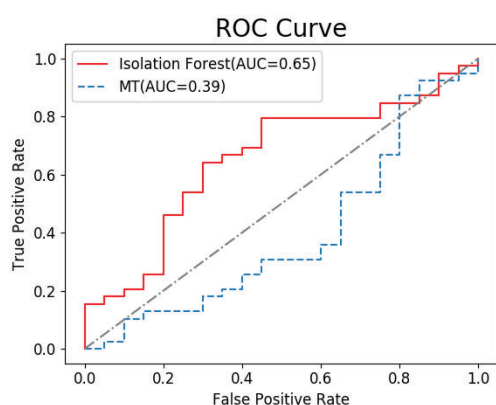


図 5 : ROC 曲線

4 に示す。図 4 では矢印の部分が正常音と摩耗音で異なる分布をしており、加工する瞬間の音はこの周辺に分布していると思われる。

本実験の ROC 曲線を図 5 に示す。図 5 では、MT 法単体だと AUC は 0.5 を下回っており、うまく異常検知できないことが分かる。一方、最終的な異常スコアを算出している Isolation Forest では AUC が 0.65 となっており、MT 法と比べると高い異常検知性能を有していることが分かる。

最後に、本手法を Raspberry Pi 3 に組み込んだ試作機を図 6 に示す。Raspberry Pi 3 では、異常スコアは本実験と同じような傾向となった。



図 6 : Raspberry Pi 3 による試作機

[田口 95] 田口 玄一: 多次元情報による統合評価と SN 比多次元センシングシステムの設計, 品質工学, 第 3 巻 第 1 号, p2-7(1995)

[Fei 08] Fei Tony Liu, Kai Ming Ting, and Zhi-Hua Zhou: Isolation Forest, Proceedings of the 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. IEEE Computer Society, p 413-422 (2008)

[鈴木 17] 鈴木 真人: 独習! 信号処理, 秀和システム, p115-116 (2017)

[Andrew 13] Andrew Emmott, Shubhomoy Das, Thomas Dietterich, Alan Fern, Weng-Keen Wong: Systematic Construction of Anomaly Detection Benchmarks from Real Data, Proceedings of the ACM SIGKDD Workshop on Outlier Detection and Description, p16-21 (2013)

6. 結論

本研究では、プレス金型の摩耗を検知することを目的に、マイクロホンを使用した検知システムを提案した。検知手法は MT 法と Isolation Forest を組み合わせており、実験を行った結果、金型摩耗の自動検知が行える可能性が高いことが分かった。

参考文献

- [金 17] 金 秀英: ボルト型ピエゾセンサーを用いた金型内現象の計測, 塑性と加工, 第 58 巻 第 681 号, p18-22 (2017)
- [西本 05] 西本 重人, 新井 昇: AE 法による打抜き加工のバリ発生評価, 非破壊検査, 第 54 巻 10 号, p557-561 (2005)