

プレス加工音の分析による加工不良検知システムの開発*

新村 諭*¹ 長洲慶典*¹Development of Processing Defect Detection System Based on Analysis of Press Processing Sound
Satoru SHINMURA and Yoshinori NAGASU

プレス加工分野では、プレス機にセンサを取り付け、加工不良を検知する研究が盛んに行われている。本研究では、マイクのみを使って加工不良を検知する方法を検討した。加工音の分析手法として3つの手法を比較実験した結果、Mahalanobis-AD法を使うことで、加工不良を検知できる可能性が高いことが分かった。

キーワード：プレス加工，加工不良，マイク，Mahalanobis-AD法

1 結 言

近年、データ分析技術の高度化とセンサの低価格化により、工作機械や生産ラインにセンサを取り付け、常時監視する研究が大きな注目を集めている。特に、同じ加工を繰り返すプレス加工は、大量のデータが取得できるため、データ分析との相性が良い。本研究では、マイクを用いて取得した音データから、プレス機の加工不良を検知する方法を検討した。

プレス機の常時監視に使われるセンサは、ひずみゲージや振動センサ、加速度センサなどが提案されており¹⁾、低価格かつ簡便な使い方ができるものが理想的である。そこで本研究では、安価かつ非接触でセンシングできるマイクを用いた。マイクの大きなメリットとして、金型にセンサを取り付ける必要がないため、金型のメンテナンス時に邪魔にならない点が挙げられる。

一方、音データを使ったデータ分析手法は、音の分析コンペDCASE2020 Task2³⁾で多く議論されている。このコンペより以前の手法は、深層学習のオートエンコーダを使ったものが主流であった⁴⁾。しかし、このコンペでは、オートエンコーダよりも分類器をベースにしたモデルの方が優れていた⁵⁾。しかしながら、この手法は類似の機械音を用意する必要があるため、プレス機にそのまま適用するのは難しい。

そこで、本研究では、画像の異常検知手法であるMahalanobis-AD法⁶⁾を用いた。この手法は画像の異常検知手法として圧倒的なスコアを示しており、さらにターゲットと類似のデータを用意する必要はない。画像データと音データは一見違うデータに見えるが、画像分析技術

を音分析に応用することで、音認識の精度も向上することが示されている⁷⁾。Mahalanobis-AD法も、音データで有効な可能性があり、本研究では画像分析技術を音分析技術に応用している。

本研究の特徴は以下2つである。

- (1) プレス機の加工異常をマイクだけで検知
- (2) 分析手法を検討した結果、Mahalanobis-AD法が有効

2 異常検知手法

本研究では、以下3つの異常検知手法を比較した。

- (a) 音量判別法
- (b) 重心法
- (c) Mahalanobis-AD法

(a) 音量判別法は音のスペクトログラム(SG)が与えられたとき、SGの平均値を求める方法である。この方法は、音の大小によって異常度を算出する方法であり、1次元

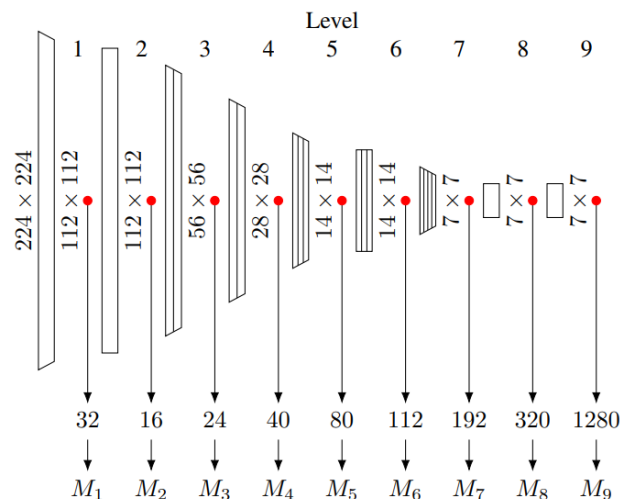


図1 Mahalanobis-AD法(図は論文⁶⁾より引用)

* 特別研究

*¹ 加工部

表1 実験器具

プレス機	機械	高精度サーボ式プレス 特性評価装置 (MPS430UD, (株)放電精密加工研究所製)
	穴あけパンチ	PKAS4-LC49.5-P1.6-T19.9 (ミスミ社製, Φ1.6 mm)
	ショット数	30 shot/minute
集音器	マイク	MM-MCUSB25 (サンワサプライ社製)
	サンプリング周波数	48,000 Hz
打ち抜き材		SUS304 (厚さ2 mm)



図2 実験の様子

的な分析である。(b)重心法はSGについて時間方向の和を算出し、スペクトルに変換する。そして、そのスペクトルの重心を求め、重心位置によって異常度を算出する方法である⁸⁾。この方法は、周波数毎の音の大きさを監視することで、音を2次元的に分析するものである。先行研究として、著者らは重心法を使ってプレス加工音から工具摩耗を検出する手法を提案している⁹⁾。(c) Mahalanobis-AD法は膨大な画像データで学習した深層学習モデルを使って、SGのパターンから異常を検出する方法である⁶⁾。概略図を図1に示す。この方法は、図1に示すように深層学習モデル(バックボーン)の中間層(Level)から正常データの特徴量を抽出する。なお、この特徴量はパターンを数値化したものである。次に、特徴量の平均値を求め、監視時には、その平均値からのマハラノビス距離を異常度とし、異常を検出するものである。この方法は、SGを画像と見なし、正常パターンの平均を保存し、そこから逸脱したパターンを見つけることで異常を検出している。

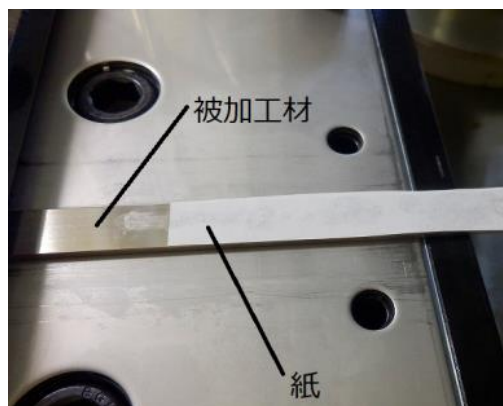


図3 異物挟み込み(紙の貼り付け)

表2 各モードのショット数

学習データ	2,583
正常データ	2,000
摩耗データ	246
異物挟み込み	287
加工油切れ	76

表3 Mahalanobis-AD法のパラメータ

バックボーン	EfficientNet b0
Level	6

3 実験

本研究で使用した実験器具を表1に示す。また実験の様子を図2に示す。

3.1 実験条件

本研究では、異常モードとして、加工油切れ、工具摩耗、異物挟み込みを用意した。ただし、異物挟み込みは図3のように紙を貼り付けたものとした。工具摩耗は穴あけパンチの角を0.14 mm面取りし、疑似的に摩耗を再現した。加工油切れは、加工油の滴下装置を作動せずに異常モードを再現した。各モードのショット数を表2に示す。

得られた音データに対し、短時間フーリエ変換(STFT)とdB変換を実行し、スペクトログラムを得た。ただしSTFTの窓の大きさは512とし、ステップサイズを200とした。さらに、手法(a)音量判別法を使うときは、スペクトログラムに対し、1,868 Hz以上を抽出した。また、手法(c) Mahalanobis-AD法を使うときは、1,868から18,677 Hzを抽出した。

手法(a)音量判別法では、学習データの平均値とテストデータの音の大きさについて、絶対値を取り異常度を求めた。手法(b)重心法では、学習データの重心位置をLocal Outlier Factor (LOF)で学習させ、異常値を算出した。た

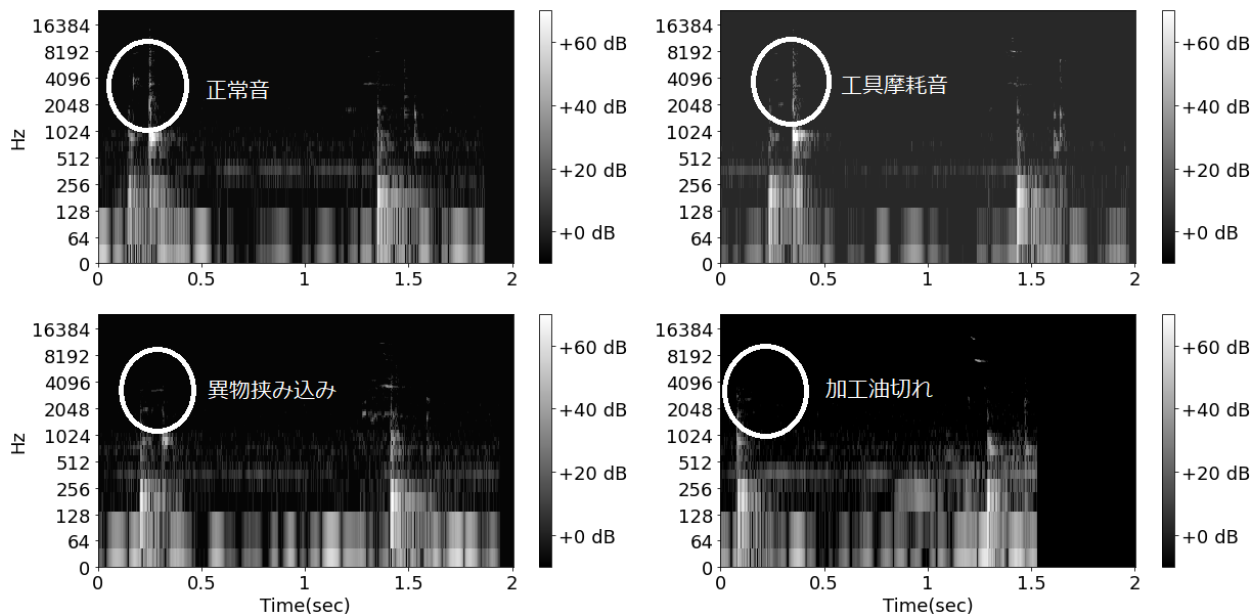


図4 加工音のスペクトログラム

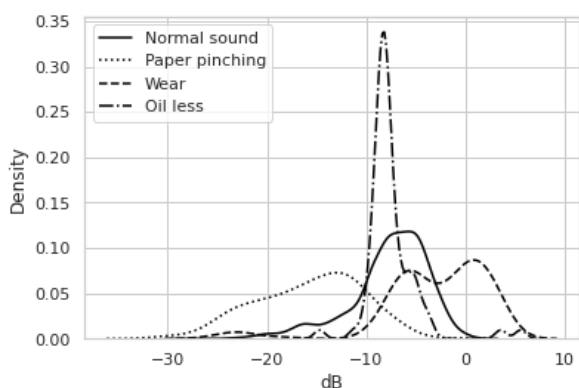


図5 音の大きさの分布

だし、LOFはscikit-learn¹¹⁾ (n_neighbors=200)を用いた。手法(c) Mahalanobis-AD法のパラメータを表3に示す。

各異常検知手法の比較指標はAUROC¹²⁾とした。AUROCは異常スコアに対し、異常と判定する閾値を変えたとき、TPR(真陽性率)とFPR(偽陽性率)の線を描き、その線の下部の面積を求めるものである。AUROCは0から1の値をとり、大きければ大きいほど良い判別器といえる。

3.2 実験結果

加工音の一例を図4に示す。図4は横軸が時間(秒)、縦軸が周波数のスペクトログラムを表している。図4より、異常モードにより高周波域の音の大きさに違いが見られた。次に、音の大きさの分布を図5に示す。ただし、図5では各モードの積分値が1になるように正規化されている。音の大きさによって、ある程度加工不良を検知できることが分かる。

最後に、各異常検知手法のAUROCを表4に示す。

表4 各異常検知手法のAUROC

手法	vs 工具 摩耗	vs 異物 挟み 込み	vs 加工油 切れ	vs 全異常
(a) 音量判別法	0.718	0.794	0.234	0.693
(b) 重心法	0.735	0.710	0.535	0.698
(c) Mahalanobis-AD	0.564	0.899	0.634	0.731

4 考察

表4(vs全異常)より全ての異常検知手法の中で、手法(c)Mahalanobis-AD法が一番優れているのが分かる。これは、単純に音の大きさや周波数毎の音の大きさよりも、SGのパターンを見る方が、より多くの情報を引き出せるためだと思われる。また、各手法と異常モードは相性があるため、それぞれの手法のアンサンブル学習(異常度の和をとるなど)をすることにより、更なる精度向上が期待できる。

一方、全ての手法において加工油切れの判別精度が悪いことが分かる。これは、実験初期で異常モードが再現できていなかったためと推察している。実際には、実験初期では加工油が金型内部に残っているが、徐々に加工油が枯渇し、異常モードに遷移したと予想される。つまり、実験の序盤は正常で、実験の終盤に異常に変わったと推察される。

上記の仮説を検証するために、加工油切れの実験において、ショット数が増すにつれ、異常度がどのように変化するかを観察した。仮説が正しいとすると、異常度が最初は低く(正常モード)、終盤では異常度が高い(異

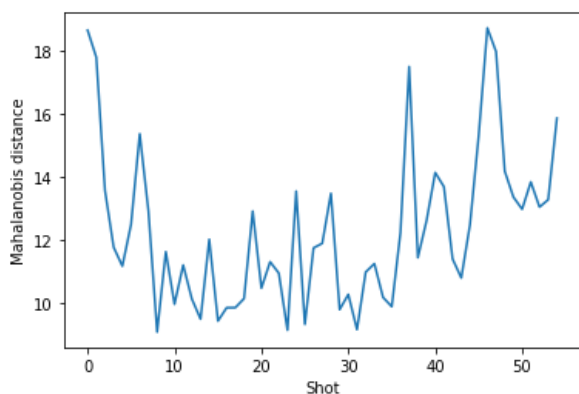


図6 加工油切れにおける異常度の変化

常モード)ことが想定される。新品状態から折損に至った実験結果を図6に示す。図6では、縦軸の値が大きいくほど異常度が高く、ショット数が増すにつれ異常度が高くなる傾向が分かる。35ショット付近から異常度が上昇傾向であり、これより前は加工油が残っており、この付近から加工油切れが起きていると推察される。ただし、初期の5ショット付近までは異常度が高いが、これはプレス加工の始めでは、温度上昇の影響、工具と金型間のガタ解消、などがあり、先行研究においても見られる現象である¹⁾。

5 結 論

本研究では、プレス機の加工不良を検知することを目的に、マイクを使った加工不良検知システムの開発を行った。実験の結果、次のことが分かった。

- (1) プレス機の加工異常をマイクのみを使って検知できる可能性が高いことが分かった。
- (2) 3種類の加工音分析手法を比較した結果、Mahalanobis-AD法が有効であることが分かった。
- (3) 本手法は、未知の異常モードでも検出できる可能性が高いが、鍛造工程など、そもそも加工音が発生しない加工工程では適用が難しいと想定される。

参考文献

- 1) 長洲 慶典ほか. センシングデータ分析による金型異

常検知に関する研究. 長野県工技センター研報. No.14, p.P1-P4(2019)

- 2) 長洲 慶典ほか. 加工センシングによるプレス金型異常検知に関する研究. 長野県工技センター研報. No.15, p.P7-P12(2020)
- 3) DCASE2020 task2.
<https://dcase.community/challenge2020/task-unsupervised-detection-of-anomalous-sounds-results>, (参照日 2022-05-09)
- 4) Kaori Suefusaほか. Anomalous Sound Detection Based on Interpolation Deep Neural Network. ICASSP2020. (2020)
- 5) Paul Primus . Reframing Unsupervised Machine Condition Monitoring as a Supervised Classification Task with Outlier-exposed Classifiers .
https://dcase.community/documents/challenge2020/technical_reports/DCASE2020_Primus_36_t2.pdf, (参照日 2022-05-09)
- 6) Oliver Rippelほか. Modeling the Distribution of Normal Data in Pre-Trained Deep Features for Anomaly Detection. <https://arxiv.org/abs/2005.14140>, (参照日 2022-05-09)
- 7) Yuan Gongほか. PSLA: Improving Audio Tagging with Pretraining, Sampling, Labeling, and Aggregation .
<https://arxiv.org/abs/2102.01243> , (参照日 2022-05-11)
- 8) 鈴木 真人. 独習! 信号処理. 東京, 秀和システム, 2017, p115-116
- 9) 新村 諭ほか. プレス加工音による金型摩耗の検知. 2019年度人工知能学会全国大会. (2019)
- 10) Laurens van der Maaten ほか. Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*. 9, p2431–2456 (2008).
- 11) scikit-learns. <https://github.com/scikit-learn/scikit-learns>, (参照日 2022-06-08)
- 12) Bergman ほか. Deep nearest neighbor anomaly detection. <https://arxiv.org/pdf/2002.10445> (参照日 2022-07-04)