

音高と音圧の変化に着目した教師なし異常音検知手法の提案

翠川 智 飯塚 泰樹

東海大学 理学部 情報数理学科

1. はじめに

近年の機械は高効率化により大型化、複雑化しており、専門のエンジニアの育成や保守には多くのコストがかかっている。したがって、保守のコストを削減するため様々な種類の機械に対して異常を定量的に測定する汎用的な手法の開発が必要である。機械の異常を検知する手法として動作音のスペクトルや音圧の時間変化を用いる方法があるが[1,2]、それぞれの手法単体では異常を検知できる特徴の種類が限られてしまう。また機械の種類ごとに注目すべき特徴が異なるため対象となる機械の知識や構造の理解が必要となり、設計には多くのコストを要する。本稿では音圧の時間変化と各周波数成分の振幅の誤差を適応型マハラノビス距離を用いて組み合わせる手法を提案するとともに、実験により検証を行ったので報告する。

2. 既存研究

上野らはモーターを使った実験装置の駆動軸に負荷をかけ正常データと異常データを収集し、その周波数成分を比較している[1]。周波数分析では各周波数帯域の強弱が判断できる一方、ベアリングやモーターから発せられる、回転による周期的なノイズから異常を検知することはできない。一方、大瀧らはドライブユニット内のギアの異常音として、作動音全体が大きくなる音、周期的なノイズが混じった音の2種類に分類し、生波形の二乗平均処理による音圧の時間変化から異常が検知できるかを試みている[2]。しかし、音圧の時間変化だけでは継続的に発する音高の変化から異常を検知することができない。以上より機械の異常音として、周期的なノイズの変化、音高の変化の2種類の特徴に注目することで、幅広い種類の機械での異常検知精度が向上すると考えられる。

Unsupervised abnormal sound detection method focusing on changes in sound pitch and pressure
Satoshi MIDORIKAWA, Yasuki IIZUKA,
department of mathematical sciences, Tokai University

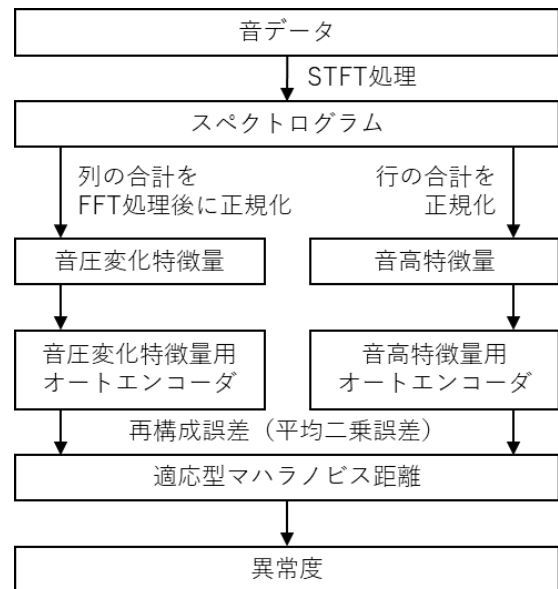


図1: 異常度の算出手順

3. 音圧変化特徴量と音高特徴量を用いる手法

提案手法による音データ入力から異常度算出までの手順を図1に示す。最初に周期的なノイズの変化と音高の変化を取得するため、音データに対してSTFT処理を行い、横軸が時間、縦軸が周波数、各点が振幅である2次元の振幅スペクトログラムを算出する。次に列ごとの合計値を求めFFT処理を行い、最大値を1.0へ正規化したものを音圧変化特徴量とする。また行ごとの合計値を正規化したものを音高特徴量とする。次に収集が容易な正常音のみを用いて異常度が算出でき、異常検知によく用いられるオートエンコーダ[3]を2つ用意し、音圧変化特徴量と音高特徴量の再構成誤差を平均二乗誤差を用いて算出する。これらはオートエンコーダ学習用訓練データを用いて学習する。最後に音圧変化特徴量と音高特徴量の再構成誤差から、それぞれの分散を考慮して距離を計算することができる適応型マハラノビス距離[4]を用いて1つの異常度を算出する。再構成誤差の値は非負であることから片側正規分布に従うと仮定し、適応型マハラノビス距離の計算には右分散のみを用い、平均値は0とする。右分散は分散計算用訓練データの再構成誤差から求める。

4. 実装と評価

本節では、4種類の機械の正常音と異常音が含まれている MIMII データセット[5]を用いて、音圧変化特徴量のみ、音高特徴量のみ、両方の特徴量を用いた時の異常度算出の精度を評価する。すべての異常音を異常音検証データとし、同量の正常音を正常音検証データとする。また、残りの正常音の半数をオートエンコーダ学習用訓練データとし、残りの半数を分散計算用訓練データへ分配する。また提案手法の評価方法として、閾値に依存しない評価を行うことができる ROC 曲線[6]から算出された AUC を用いる。AUC はモデルがランダムである場合は 0.5 となり、1.0 に近づくほどより良い性能が得ると判断される。AUC 算出には異常音検証データと正常音検証データを用いる。

各特徴量を用いて算出した各機械の AUC の平均値を表 1 に示す。また、すべての AUC の平均値を表 2 に示す。MIMII データセットのモデル ID は 00、02、04、06 の 4 種類を使用し、それぞれデータの分配、学習、検証を 3 回行い、AUC を平均化した上で AUC の平均値とした。

表 1: 各機械と特徴量における AUC の平均値

機械名	特徴量	Input SNR		
		6dB	0dB	-6dB
Valve	音圧変化	0.8577	0.7371	0.7180
	音高	0.8043	0.7165	0.6128
	両方	0.8768	0.7290	0.6829
Pump	音圧変化	0.5927	0.6058	0.6011
	音高	0.9713	0.9207	0.7939
	両方	0.9694	0.9062	0.7550
Fan	音圧変化	0.5970	0.5498	0.5228
	音高	0.9726	0.8570	0.6592
	両方	0.9661	0.8505	0.6412
Slider	音圧変化	0.8721	0.8443	0.7444
	音高	0.9638	0.8530	0.7269
	両方	0.9745	0.8567	0.7460

表 2: すべての AUC の平均値

特徴量	音圧変化	音高	両方
AUC	0.686895	0.821013	0.829532

表 1 より、Valve の音圧変化特徴量のみを用いた場合の AUC は音高特徴量のみを用いた場合より精度が向上した。これは Valve の音響信号は非定常であり、周期的なノイズの特徴が音圧変化特徴量として現れたと考えられる。また Pump と Fan の音高特徴量のみを用いた場合の AUC は音圧変化特徴量のみを用いた場合より精度が向上

した。これは、Pump と Fan は音の高低のみ変化する定常的な信号であることから、音圧変化特徴量より音高特徴量に違いが現れたと考えられる。また、音圧変化特徴量と音高特徴量の両方を使った AUC はどちらか一方の特徴量を使った AUC と比較して 1 番目、または 2 番目に高くなった。これは正常音と異常音の間に違いが曖昧な特徴量の再構成誤差の分散は大きく、違いが明瞭な特徴量の再構成誤差の分散が小さくなったことにより、適応型マハラノビス距離によって異常度へ寄与する割合が変化したためであると考えられる。

表 2 より 4 種類の機械において、2 つの特徴量の両方を用いた手法がどちらか一方だけを用いる手法より精度が高くなった。よって、音高と音圧の変化に着目した提案手法は異常度算出の精度が高く、異常検知において有効であると考えられる。

5. おわりに

本稿では音高と音圧の誤差を適応型マハラノビス距離を用いて異常度を算出する手法を提案し、その性能について検証を行った。その結果、機械の種類によっては音圧変化特徴量と音高特徴量のどちらか一方、または両方に誤差が表れるものがあり、汎用的な異常音検知には両方の特徴量に注目すべきであることが示された。また、この 2 つの誤差を適応型マハラノビス距離を用いて異常度を算出することで、誤差が表れやすい特徴量が適応的に選択され、どのような種類の機械に対しても高い精度を維持できることが示された。本手法ではノイズが多く含まれる機械の動作音では精度が低下することから、今後はノイズに対する性能低下への対策を検討する。

参考文献

- [1] 上野圭介, 江原史朗: "機械学習のための機械動作音測定", 産業応用工学学会全国大会 2018 講演論文集, pp.51-52, 2018
- [2] 大瀧, 小管, 三澤, 植原, 藤江: "異常音を定量的に検出する手法の開発", 富士通テン技報, vol.23, no.2, pp.37-46, 2005
- [3] 峯誉明, 渡辺明, 國岡潤, 八田孝, 湯田誠, 馬野元秀: "オートエンコーダを用いた機械装置の異常検知", 第 35 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.506-508, 2019
- [4] 大堀隆文, 山本隆広, 堀雅樹, 渡辺一央: "適応型マハラノビス距離を用いた手書き漢字認識", 電気学会論文誌, Vol.117-C, No.5, pp.569-575, 1997
- [5] H. Purohit, R. Tanabe, K. Ichige, T. Endo, Y. Nikaido, K. Suefusa, and Y. Kawaguchi, "MIMII Dataset: Sound Dataset for Malfunctioning Industrial Machine Investigation and Inspection", in Proc. of DCASE 2019 Workshop, 2019
- [6] 加藤佑一, 高木健太郎, 陶亜玲, 内藤晋, 田口安則, 中田康大: "ニューラルネットワーク近傍法による異常検知の性能評価", 人工知能学会全国大会論文集, pp.214GS202-214GS202, 2020