

課題情報シート

テーマ	AI を活用した故障診断		
大学 校	中国職業能力開発大学校附属福山職業能力開発短期大学校		
ホームページ	http://www3.jeed.go.jp/hiroshima/college/		
電話番号	084-923-6391（学務援助課）		
訓練課程	専門課程	訓練科	電子情報技術科
担当指導員	竹岡 忠士		

開発（制作）年度・期間

2019（令和1） 年度 ・ 5 カ月
（内訳）設計：2 カ月、製作：2 カ月、評価：1 カ月

開発（制作）学生数

3 名
（内訳）機械学習方式検討：2 名、異常/正常音の取得：1 名、装置設計/作成：2 名

習得した技能・技術

モータの音を取得して故障判定をする為、AI 分野の機械学習について、各学生が学習、習得し、それを応用して判定装置を制作することができました。

多くの機械学習の方式の中より、今回の研究テーマに適した方法である教師なし学習を選択し、さらに教師なし学習の1方式クラスタリング方式について、習得することができました。

さらにモータの動作音を加工して、機械学習で判定させる為、その前処理技術であるフーリエ変換、主成分分析の手法の学習と習得ができました。さらに機械学習で判定した異常音のクラスタリング結果より、異常であるか否かを判定する閾値の設定方法、さらにメール送付する手法についても習得しました。

また判定を行う装置は機械学習に適したエッジコンピュータであるJetson - nano™を使用し、プログラム言語は機械学習の使用に適する Python を使用しており、今後の企業内での AI 活用に多く出てくると考えられるエッジでの AI 活用の基本技術を習得できました。

グループでの製作であることから、自らの役割を進めるだけでなく、他メンバーとの協調を意識して進めました。グループ内での連絡を密に行うことでコミュニケーション能力を習得しました。

さらに共同研究である為、企業の方との打ち合わせやプレゼンを実施するなど、今後の就職の為に必要となる能力を体験、習得しました。

学生は全員、応用課程に進んでいます。課題に取り組むことで身に付けた AI の技能と知識が、今後の第4次革命の社会で活躍する会社へ就職した際に業務等に活かされていくと考えています。

開発（制作）のポイント

機械学習をさせる際、今回の様にすべての故障パターンの異常データがあらかじめ準備できないケースでは、各種機械学習の方式の中より教師なし学習が適すると考え、教師なし学習の1種であるクラスタリング方式を採用して検討しました。

マイクで音データを取得し、その後数値化し、高速フーリエ変換により周波数軸に変換しそれぞれそのデータを5つの周波数帯に分割し、各周波数帯データの平均値、最大値、主要周波数、標準偏差、歪度、尖度を算出し30種類のデータとして保存しました。そのデータを主成分分析によりメインの2種のデータに次元削減し、クラスタリングと呼ばれる分類方法で、システム開始時にあらかじめ取得しておいた正常時のデータと比較し、異常の度合いを異常値（rate）と新たに定義した値に変換し、あらかじめ定めた閾値と比較して大きい場合は異常と判定した。

本アルゴリズムを持つシステムをAIに特化した小型コンピュータであるJetson - nanoTMに作成し、システム制御、メールによる異常時の作業員への通知、詳細データをJetson - nanoTMに設けたWebサーバより遠隔で閲覧できるシステムも構築した。

モータの故障はベアリングから発生するとの知見より、意図的につけるキズの深さを変えて加工したベアリングを使いモータの故障判定ができるかを検証しました。異常値(rate)は正常の場合ほぼ0.51から0.56に分布することに対し加工穴の深さを0.6mm, 1mm, 2mmと変更したベアリングのモータでは異常値(rate)はそれぞれ0.66, 0.89, 0.99であった。これにより閾値を0.6と設定することでモータの異常が検出できることが検証できました。

訓練（指導）のポイント

本研究ではモータの音を判定するため、機械学習方式の理解と最適な選択、また音声を前処理する為の、フーリエ変換、さらに主成分分析の知識が必要です。また小型組み込み機器の制御法、プログラミング技能・技術が必要です。

その機械学習について、多くの資料を準備し、従来の技術を調査し、実際のデータに適用しながら、異常音を取得し、適切に故障を判定できる方法を、試行錯誤を繰り返しながら探していくこととなりました。そのため動作したときには学生にものづくりの難しさ楽しさや、粘り強く取り組むことの大切さを実感させることができました。

開発物の仕様

項 目	内 容
サイズ（W×D×H）	200×200×150[mm]
制御用コンピュータ	Jetson-nano
マイク	UCAM-C0220FENBK
モータ	MLK1085M
無線モジュール	TL-WN725N

使用機器

開発において使用した機器ソフトウェア等 「機器名（メーカー・型番）」

プログラミング言語（Python） 機械学習フレームワーク（scikit-learn）

採用した手法（クラスタリング、フーリエ変換、主成分分析）

制御用コンピュータ（NVIDIATM・Jetson - nanoTM 開発キット）, カメラ（ELECOMTM
・UCAM-C0220FENBK）

参考文献

著者名（発行年）『著書名』出版社.

福井 健一（2018 年） Python と実例で学ぶ機械学習 識別・予測・異常検知 オーム社

AI を活用した故障診断

福山職業能力開発短期大学校

電子情報技術科

1. はじめに

2045 年には人間の能力を超えるといわれるほど AI は近年産業界に革新をもたらせている。私たちはモータの製造、販売、修理を行う企業 T 社と共同研究という形で AI を用いてモータの異常音を検知してそれを知らせるシステムを開発した。

2. 開発に至るまで

私たちはモータの異常検知システム本体の小型化を図るため、マイコンボードを用いた。そして、モータの動作音の音データを利用して異常を検知するプログラムを制作した。また、音データの取得のためのマイクの取り付けが容易となるようにする工夫をした。

更に、大量のモータの異常音を事前に取るのは難しいため、AI の方式としていわゆる教師データが必要ない「教師なし学習」に分類されるクラスタリングと呼ばれる分類手法を採用した。

これらの遠隔操作や、得られたデータ、AI の判断の表示をブラウザ上で行い、メールで通知することで異常を検知するシステムとした。

3. 開発環境

実際にモータの異常音を検知する為に装置が小型化かつ複雑な計算の高速処理が必要となるため今回は Jetson-nanoTM というマイコンボードを用いた。表 1 に使用機器を示す。

表 1 使用機器

使用用途	名称
マイコンボード	Jetson-nano TM
マイク	ELECOM UCAM-C0220FENBK
モータ	MLK1085M
無線モジュール	TL-WN725N

4. モータの動作音データのサンプリング

4.1 モータの概要

音データのサンプリングに使用した機器は富士低圧三相モータ MLK1085M であり、共同研究先企業 T 社から提供されたものである。

4.2 異常音サンプル作成

モータの故障は、多くがベアリングの異常原因であり、その環境を作るべくベアリング本体に穴を開け、異常音を採取した。

また、サンプリングした音データは wav ファイルで保存・管理した。

5. 異常検知プログラム

5.1 データ解析

録音したデータは最初と最後の波形が途切れているためこの断面を丸くする必要があり、ハニング窓を用いて wav ファイルを加工した。

次に、wav ファイルは時間領域のデータのため、scipy の fftpack を用いて高速フーリエ変換（以下、FFT という）を施した。FFT をすることで時間領域のデータを周波数領域のデータに変換することができ、データを扱いやすくなる。図 1 に FFT によるデータ変化を示す。

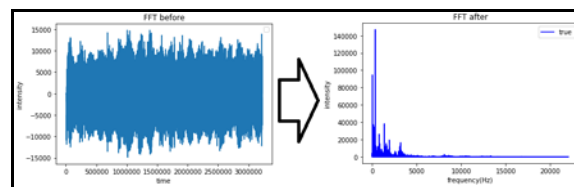


図 1 FFT によるデータの変化

更に、このデータを 5 つの周波数域に分割し、それぞれに対して平均値、最大値、主要周波数、標準偏差、歪度、尖度を算出した。このデータを csv ファイルに蓄積していくことでクラスタリングに用いるデータとした。

これを正常時に録音した正常データ、直前に録音したテストデータの 2 類作成し、クラスタリングすることで異常を検知する。

5. 2 クラスタリング

csv ファイルに保存されている要素数を減らす為に主成分分析(PCA)を行った。主成分分析は多種類のデータのばらつきを考慮して数個の主要な変数に要約できる分析方法である。

主成分分析によって生成された変数から第一主成分と第二主成分をそれぞれX軸とY軸にあたるデータとしてk平均法で2つにクラスタリングした。クラスタリングを行うと与えたデータ群をグループ分けすることができる。今回は判定部で比較するために、正常データとテストデータをまとめて、2つのクラスタに分けた。

5. 3 異常判定

正常データ(true)とベアリングに0.6mmの穴をあけた異常な状態をテストデータ(test)として与えて動作させた結果が図2である。

なお、図2及び図3中のPCA1が第一主成分、PCA2が第二主成分で、図2がデータの分布、図3がクラスタリングした結果である。

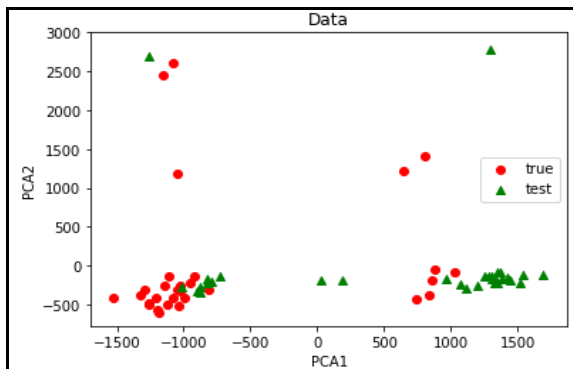


図2 データの分布

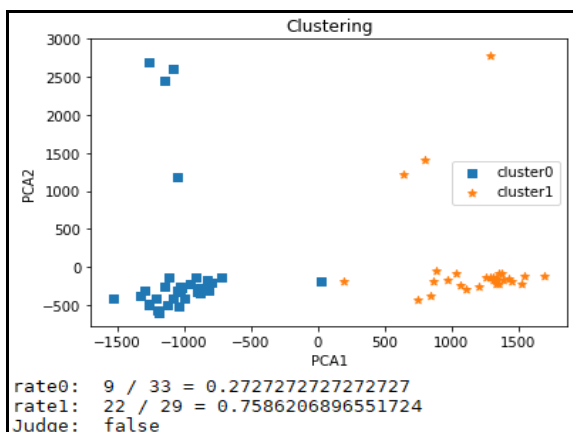


図3 クラスタリング結果

クラスタリングしたそれぞれのクラスタに対して、クラスタ全体のうちテストデータが占める割合が事前に定めたしきい値を超えたときを異常として通知することにした。クラスタリングしたとき、異常を含むテストデータは偏ってグループ分けされるからである。

また、図3下部の、rate0がクラスタ0、rate1がクラスタ1のテストデータの割合である。正常データのみ

でクラスタリングを行った場合、この割合が0.5に近い値になり、0.5から離れるほど異常と判定できる。

ここで記述したしきい値は人間の手で調節する必要があり、しきい値として0.75を用いた。

6. システム化

6. 1 Webブラウザとメールの導入

異常があった場合、メールにより迅速に通知するシステムとし、過去のデータを参照し、現在の異常と比較できるようにした(図4)。



図4 異常を通知するメールの受信画面

また誰でもすぐに過去や現在のデータの確認が可能であり、異常レベルを現場でも確認できるようにWebサーバを導入した(図5)。

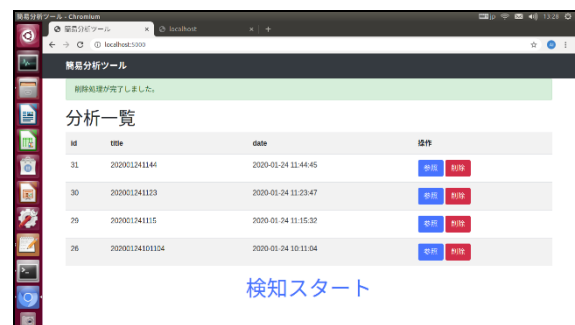


図5 Webブラウザからのデータ確認画面

6. 2 プログラム

前述のメール送信のシステムとデータ確認用のWebサーバを、python言語を使って連携できるようにし、様々なアプリケーションをインストールすることなく手軽で構築できるようにWebサーバにはflaskを選定した。

7. まとめ

- ① マイコンボードでマイクを利用して異常音を録音することができた。
- ② 異常音データを処理し、異常を検知できた。
- ③ ブラウザ上の操作により、異常検知結果の表示及び蓄積を行うことができた。

参考文献

- (1) Pythonと実例で学ぶ機械学習 識別・予測・異常検知、福井健一、P86～P120、オーム社