

Anomaly Detection on Vibration, Image, Biological data using Deep Learning.

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2020-01-09 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/00056491

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 International License.



学 位 論 文 要 旨

深層学習を用いた振動・画像・生体データの
異常検知に関する研究

Anomaly Detection on
Vibration, Image, Biological data
using Deep Learning.

金沢大学大学院自然科学研究科
電子情報科学専攻
笠原竹博

Abstract

Anomaly detection methods using deep learning which has attracted a large attention worldwide are evaluated with three tasks, "Equipment failure detection using vibration data analysis", "Product inspection using image data analysis", and "Severity classification of sleep apnea syndrome using biological data analysis". In "Equipment failure detection using vibration data analysis", the method of calculating anomaly score generating normal acceleration data using AutoEncoder network learning only normal data, using acceleration deterioration tests of actual industrial bearings is evaluated. It is confirmed that it can detect an anomaly with sufficient accuracy. In "Product inspection using image data analysis", the method of calculating anomaly score generating normal image data using AnoGAN network learning only normal image data, using the data which is difficult to detect anomaly even if using conventional image processing is evaluated. It is confirmed that it can detect with 100% recall and 81.1% specificity. In "Severity classification of sleep apnea syndrome using biological data analysis", the method of classification of SAS severity using self-attention LSTM network learning sound and video and SpO2 data is evaluated. It is confirmed that it can classify into severity with 72.0% of precision, 71.3% of recall and 71.3% of accuracy.

要旨

1. 背景

深層学習が世界的に注目されている。2016年3月にGoogleが開発した囲碁ソフト「AlphaGo」が囲碁の世界トッププロを破ったことが国内でも大きく報道された。勝負の前には「AIが囲碁のトップ選手に勝つには、少なくともあと10年はかかる」と言われていたのに対して、誰もが驚くような早期実現を達成できたのは深層学習というアルゴリズムによるものだと広く認識されるようになった。それと前後してAIやIoTという言葉が新聞やニュースや雑誌で連日扱われるようになり、幅広い方が人工知能への興味を深めることとなった。産業界においては、報道にあるとおり研究部門を持つ自動車製造業や産業用ロボット製造業などの大企業にて開発が進んでいるのはもちろんのこと、自社で研究部門を持たないような中小企業の技術者や経営者層からもAI技術への興味や導入に強い意欲が湧いており「AIはどのような機能があるのか?」「AIを用いて自社サービス向上が図れないか?」などの問い合わせが地方公設試へ多数寄せられている。深層学習（ディープラーニング）が持つ、国内ものづくり産業への可能性について文献「AI白書2017」では次のように記載されている。

”このディープラーニングの進展は、日本の強みであるものづくり産業にとって非常に相性が良い。したがって、この技術を活かすことによって、大きく産業競争力を高められる可能性がある。産業界における収益化の手段と学術研究を結び付けることができ、技術が収益につながり、また技術に再投資されるというサイクルを作り出すことができれば、情報技術の領域でここ20年、大きく水をあげられてきた日本も、再び世界に伍することができるようになる可能性がある。”

AIは広い範囲での応用が可能であり、産業応用の面では、画像・音声認識や振動解析などへの活用が特に期待されている。囲碁などの娯楽分野や、自動運転など法律整備などを必要とする少し遠い将来における実現ではなく、中小企業でも産業応用としてすぐに始められる、競争力や付加価値の向上といったニーズに合わせたAI活用技術が求められている。

本論文では、「振動データ解析による装置の異常検知」「画像データ解析による製品の異常検知」「生体データ解析による睡眠時無呼吸検知」の3つに焦点を当てる。最初の2点は、産業分野のなかでも多くの企業におけるニーズがあり広く活用が期待できる技術である。「振動データ解析による装置の異常検知」では、生産設備などの装置において加速度センサから得られる振動データを解析することで保守保全の効率化・低コスト化を狙う。「画像データ解析による製品の異常検知」では、工業製品の画像検査において、とくにコントラストの低さなどによって従来の画像処理では難しかった画像に対して、深層学習を用いることでどれくらいの不具合品検知が行えるのかを検証する。また最後の「生体データ解析による睡眠時無呼吸検知」は工業とは異なる医療分野を対象とし、生体データならではのばらつきを持ったデータを対象とする。睡眠時に取得したビデオデータと音響データから時系列データ解析に有効な深層学習手法を用いた酸素飽和度の推定を行うことで睡眠時無呼吸の重症度分類を行う。

いずれのテーマも従来から産業界や医療界において重要性が認識されてきたが、深層学習の登場によって、より高精度で使いやすい技術が期待されている分野である。

2. 振動データ解析による産業機械の異常検知

「振動データ解析による産業機械の異常検知」では、産業用ベアリングに対して加速劣化試験を行った際の振動データを利用し、AutoEncoder を用いた異常スコア算出による異常検知を試行し評価した。

CNC 旋盤主軸ユニットの加速劣化試験が行えるテストベンチを利用し、サンプリング周波数 10kHz による加速度データ取得を 11 日間行った。最初の 2 日間は通常動作シーケンスを繰り返し行い、3 日目から 11 日目まではベアリング部へのクーラント侵入による加速劣化試験を行い、合計 175,029 秒間のデータを取得した。またこれと並行して市販の軸受診断装置を利用した振動解析を行っており、この結果によると 7 日目の朝からベアリングが潤滑・表面粗さの異常を示していることが分かっている。得られた加速度データに対して、最初の 2 日間は正常状態であったとみなし、このデータを用いて AutoEncoder ネットワークの学習を行った。加速度データから特徴量を算出する際の FFT 算出周波数 [Hz] は [128, 256, 512, 1024] の 4 通りで学習させ学習データのスコアが最も低かった 1024 を採用し、入力層と出力層のユニット数はそれぞれ 1032、5 つの中間層のユニット数はそれぞれ 406, 161, 64, 161, 406 とした。また学習済みのネットワークに対して、全てのデータを検証するためスコアを算出した (図 1)。この結果から、クーラントの侵入後にスコア値に大きな変化が現れ、スコア値のしきい値を 100 程度とした場合に市販の軸受診断装置と類似の結果が得られることが判明した。

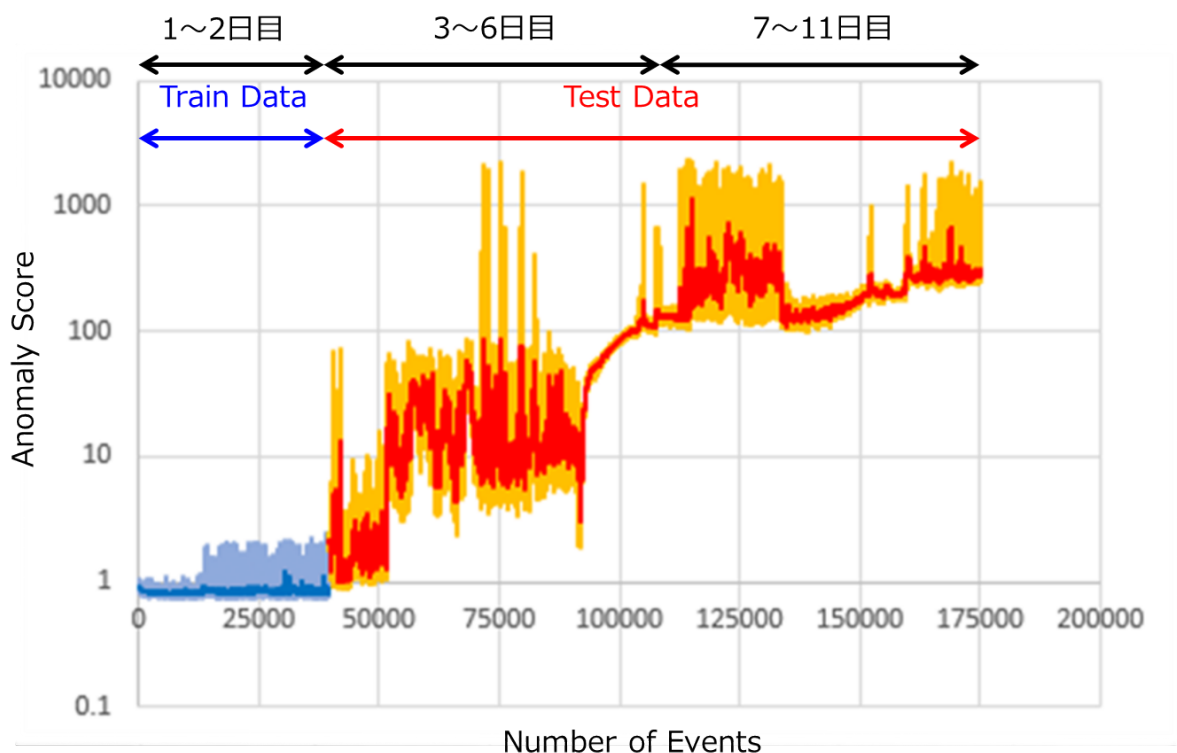


図 1 11 日間の振動データに対する異常スコア。

3. 画像データ解析による異常検知

「画像データ解析による異常検知」では、従来の画像処理では検知できなかった難易度の高い異常画像に対して、クラス分類手法と AnoGAN を用いたスコア算出による異常検知手法の 2 通りの評価を行った。

クラス分類手法の結果を表 1 にまとめる。異常検知の評価では、正常画像を異常と誤分類することはある程度許されるが、異常画像を正常画像と誤分類することは避けたい。そこで、表の結果のうち異常画像の分類精度が最も高い畳み込み層 3 つ、プーリング層 3 つのモデルが最良モデルとし、結果として異常画像の分類精度 94.0%、正常画像の分類精度 98.5% が得られた。

表 1 2 つのモデルの精度.

モデル	NG 画像における精度	OK 画像における精度
C2P2	92.5%	91.5%
C3P3	94.0%	89.5%
C4P4	92.5%	91.0%

異常スコア算出手法において、探索回数 50 回と 1500 回それぞれの場合の異常スコアヒストグラムと ROC 曲線を図 2 に示し、AUC 値と感度、特異度を表 2 に示す。

表 2 $t=50, 1500$ における結果.

z の探索回数	50	1500
AUC	92.5%	91.5%
感度	100.0%	100.0%
特異度	81.8%	83.8%
処理時間	0.3sec	4.9sec

4. 生体データ解析による異常検知

「生体データ解析による異常検知」ではビデオデータと音響データから解析される体動信号と音響信号から自己注意 LSTM を用いて SpO_2 値を推定し、その下落回数から睡眠時無呼吸症候群の重症度推定を行った。

通常の LSTM を用いて複数名のデータを学習させるとうまく推定できない結果が得られたことから、自己注意を導入した双方向 LSTM を用いて、多人数データの学習を行った。47 人の睡眠時データを用いて、LSTM の機能向上に有効とされる双方向 LSTM と自己注意を導入した双方向 SALSTM を 4 分割交差検証法により評価した。

自己注意を導入した LSTM で複数名の体動・音響信号を学習させたところ、推定結果に振幅が小さくなる現象は見られなかった。そこで、推定結果に対して 4-ODI を算出し、表 3 による重症

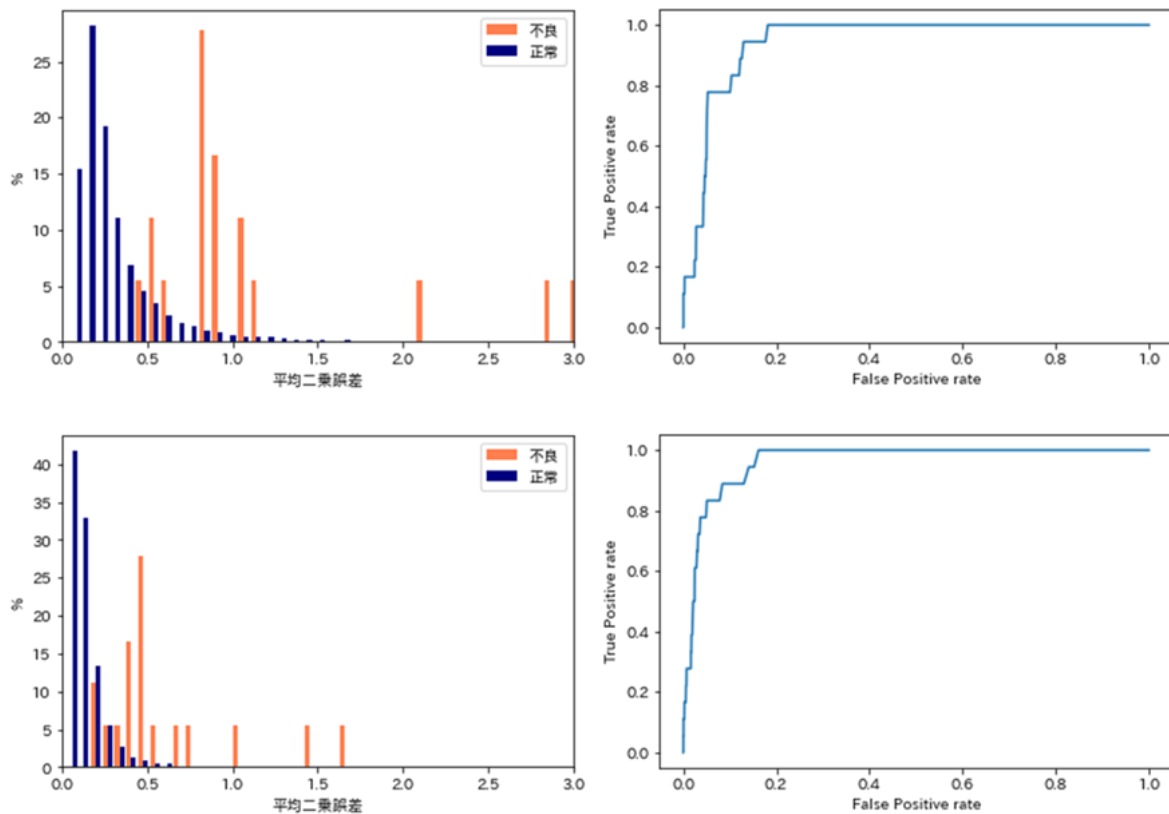


図2 探索回数 $t=50, 1500$ における異常スコア分布と ROC 曲線.

度分類を行ったところ、表4のような結果が得られた。SAS か非 SAS の2クラス分類では適合率 96.6%、特異度 72.2% 正解率 87.2% を得た。重症度の4クラス分類では、適合率 72.0%、再現率が 71.3%、正解率が 71.3% を得た。

表3 AHIによるSASの重症度分類

	$AHI < 5$	$5 \leq AHI < 15$	$15 \leq AHI < 30$	$30 \leq AHI$
重症度	健常	軽症	中等症	重症

5. 結論

本論文では、世界的に大きな注目を集めている深層学習技術を異常検知というタスクに適用することで、振動データ解析による装置の故障予知、画像データ解析による製品の検査、生体データ解析による睡眠時無呼吸症候群の重症度分類が行える例を示した。

「振動データ解析による産業機械の異常検知」では、振動データから装置の故障予測を行う事例を示した。まずは人工的に異常振動を加えることができるデモ装置において振動データを取得し、教

表 4 重症度分類結果.

		本手法による分類結果			
重症度	被験者数	0:健常	1:軽症	2:中等症	3:重症
0:健常	18	13	5	0	0
1:軽症	8	1	7	0	0
2:中等症	11	0	4	5	2
3:重症	10	0	0	2	8

教師あり学習の応用となるクラス分類手法と、半教師あり学習の応用となる正常データのみを学習させて異常スコアを算出する手法を評価した。教師あり学習のクラス分類手法は高い精度が得られる一方で、利用する振動データすべてに状態を示すラベルが付与されている必要があり、また半教師あり学習の異常スコア算出手法では、正常データだけでネットワークの学習が行えるメリットがあるが、精度は教師あり学習には及ばないことを示した。この異常スコア算出手法では、正常データのみを用いて Variational AutoEncoder ネットワークの学習を行っている。つぎに、実際の産業用ベアリングを加速劣化試験を行った際の振動データに対して評価を行った。AutoEncoder ネットワークを用いて正常データの生成学習を行うことで異常スコアを算出して異常検知を行う手法はこれまで報告が確認されておらず、本手法によって異常検知が行えることを示した。

「画像データ解析による異常検知」では、従来の画像処理手法では検知できなかった難易度の高い異常画像を対象とし、また異常画像がごく少数枚しか取得できない状況における異常画像の検知を、クラス分類と異常スコア算出手法の2手法で試行した。従来手法では検知率0%であることを確認した異常画像を対象として、深層学習を用いた手法による異常検知を行った例はこれまで報告されていない。クラス分類手法では、深層学習で一般的に必要とされる数万枚という数のデータ数がなくとも、数十～数百枚程度のデータ数であっても9割以上の精度で分類できることを確認した。また異常スコア算出手法では、数万枚の正常画像を用いてGANネットワークの学習を行い正常画像の生成がうまく行えることを確認した上で、異常画像はうまく生成できないために入力画像と生成画像の差分を取った異常スコアを算出してしきい値を設けることで異常検知が行えることを示し、異常画像を100%の感度で検出する際は、正常画像の特異度を81.1%で分類できるという結果が得られた。これは従来目視で行っていた製品対象の数を1/5に減らすことができることを示しており、実用に沿うものであることを確認している。

「生体データ解析による異常検知」では、生体データ解析を用いた睡眠時無呼吸検知を対象とした。体動信号と音響信号を入力して、経皮的血中酸素飽和度 SpO_2 の値を回帰推定し、この推定結果に対して下落回数をカウントすることでSASの重症度を推定する手法を提案した。このような手法によるSAS検知手法はこれまで報告されておらず新規性が高い。通常のLSTMネットワークを用いた場合は、一人分のデータで学習と推定を行った際は高精度な SpO_2 推定が行えることを示したが、複数人分のデータで学習を行った際はうまく推定が行えないことを示し、またその要因が

個体差にある可能性を示した。そこで改良案として、自己注意を導入した LSTM を用いる方式を試行し、47 名分のデータで評価したところ、適合率 72.0%，再現率 71.3%，精度 71.3% の結果を得た。

以上のように、本研究では世界的に大きな注目を集めている深層学習技術を用いることで、産業界・医療業界における異常検知タスクの精度や機能向上が行える事例を示した。

異常検知という課題は、深層学習・機械学習技術の応用先として最も大きなビジネス展開が期待される分野のひとつである。深層学習の世界的な進展速度は驚くほど速く、本論文で扱ったテーマに関しても、新しい手法が次々と提案されている状況にある。世界で報告される事例を逐次調査し、いまある課題へと応用展開していくことで、より広範に利用できる技術開発を引き続き行っていくことを今後の課題とする。

学位論文審査報告書（甲）

1. 学位論文題目（外国語の場合は和訳を付けること。）

.....深層学習を用いた振動・画像・生体データの異常検知に関する研究.....

.....(Anomaly Detection on Vibration, Image, Biological data using Deep Learning).....

2. 論文提出者^{博士}(1) 所 属 電子情報科学 専攻

(2) 氏 名 かさはら たけひろ
笠原 竹博

3. 審査結果の要旨（600～650字）

.....令和元年8月1日に第1回学位論文審査委員会を開催し、同日口頭発表を実施した。その後、引き続き第2回学位論文審査委員会を開催し、慎重審議の結果、以下の通り判定した。なお、口頭発表における質疑を最終試験に代えるものとした。.....

.....近年、深層学習に対する注目が高まっており、産業界においても様々な場面での応用研究が行われている。本論文では、産業分野の中でもニーズが高く、広く活用が期待できる異常検知に着目し、振動・画像・生体データを対象とした深層学習による検知手法の開発を行った。特に、生産工場の製造ラインにおける不良品の画像識別を試みた。不良品の識別では不良品画像を大量に学習する必要があるが、これらの画像を準備することは困難である。本論文では入手しやすい良品画像のみで学習可能である AnoGAN を利用することで本課題を達成した。結果として、識別に時間を要するという問題があるが、不良品を100%識別する際の良品の誤判別が約16%と十分な精度での識別を達成した。その他にも生産設備の振動データによる異常状態識別手法、睡眠時の音声・体動データからの無呼吸症候群の識別手法の提案を行い、実用的な精度での識別を達成している。.....

.....以上のように、異常検知における深層学習の応用研究の事例として有効な知見が得られており、本論文は博士（工学）に値すると判定した。.....

4. 審査結果 (1) 判 定 (いずれかに○印) 合格 ・ 不合格

(2) 授与学位 博士（工学）

5. 学位論文及び参考論文に不適切な引用や剽窃が無いことの確認

確認済み(確認方法: iThenticate による)

未確認(理由:)