

研究論文

MZ Platform・スマート製造ツールキットによる既存機器のIoT化 ～AIによる異常検知システムの開発～

木村宏樹*¹、島津達哉*¹、平出貴大*¹、酒井昌夫*²、牧俊一*¹

IoT Application of Existing Equipment Using MZ Platform/Smart Manufacturing Toolkit: Development of AI Based Anomaly Detection System

Hiroki KIMURA*¹, Tatsuya SIMADZU*¹, Takahiro HIRADE*¹, Masao SAKAI*²
and Syunichi MAKI*¹

Industrial Research Center*^{1*2}

県内企業のIoT導入強化を図るため、産業技術センターが所有する装置・機器の稼働状況等の「見える化」や「データ活用」を例示し、企業との意見交換の場となる「テストベッド」を構築する。本研究では、「データ活用」の例示を目的に、(国研)産業技術総合研究所の「MZ Platform・スマート製造ツールキット」等を用いてAIによる異常検知システムを開発した。センサ値などの時系列データから異常を判定するニューラルネットワークを構築し、Raspberry Pi に実装した。事例として疲労ねじり試験で開発したシステムを試し、加速度センサの波形データから試料の破断を異常として検知できることを確認した。

1. はじめに

本研究は、(国研)産業技術総合研究所の「つながる工場テストベッド事業(第2期)」¹⁾に採択されて実施するものである。本事業は、地域での自立的なIoT活用促進と地域課題の解決を図るための方法論を検討するもので、公設試験研究機関が地域課題に即した「テストベッド」を構築して、企業のIoTに関するニーズの抽出を行いながら、その解決を図ることを目的としている。本事業に限らず、各都道府県の公設試験研究機関では、企業のIoT活用促進に向けた取り組みが進められている^{2)~9)}。

愛知県は、輸送機械、電気機械、鉄鋼、生産用機械、食料品、プラスチックといった様々なモノづくり産業の中小企業が集積する「モノづくり県」である¹⁰⁾。IoTを積極的に導入・活用している企業がある一方で、中小・小規模事業者を中心に、IoTに関する認識やリソース(技術、人員、コスト)不足などの理由で、十分に組み立てていないという地域の課題がある。多くの企業のIoT化を支援するためには、企業ニーズの把握と課題解決へ向けた技術支援を効率的に実施する必要がある。

そこで、IoT活用の例示・意見交換の場として、「テストベッド」を構築する。具体的には、当センターが所有する装置・機器の多数をIoT化し、「見える化」や「データ活用」の具体的な事例として示すことで、IoTに関する企業の認識向上と企業ニーズの把握につなげる。

また、当センターによる地域企業への技術支援を見据え、IoTツールには(国研)産業技術総合研究所が開発した「MZ Platform・スマート製造ツールキット」^{11)~13)}を使用した。本ツールは、IoT化のための基本的なシステムを自前で安価に構築することができるもので、IoT未経験の企業であっても使いやすく設計されている。

本研究は3年計画で実施するものである。本稿では、2年目に実施した内容のうち「データ活用」の例示を目的に、AIによる異常検知システムの開発と疲労ねじり試験でのIoT化の試行について報告する。

2. 実験方法

2.1 対象機器とIoT化ニーズ

ねじり試験機((株)島津製作所:EHF-TV5/7.5KNM-070S)(**図1**)は、試料にねじり負荷を与え、ねじりに対する強さやねじり変形に対する抵抗を調べる装置である。



図1 ねじり試験機

*1 産業技術センター 自動車・機械技術室 *2 産業技術センター 自動車・機械技術室 (現企画連携部 企画室)

繰り返しのねじり負荷を加える疲労ねじり試験では、せん断応力と破断繰返し数との関係性を評価するが、試験期間が数時間から数週間に及ぶため、所要時間の予測が難しい。試験の進捗確認のため、試験機のある現場に出向くことになるが、かなり前に試験が終了して長時間止まっていたということもしばしばあり、試料の破断や試験の終了を直ちに知りたいという IoT 化のニーズがある。

2.2 AI による異常検知システム

2.2.1 IoT ツールによるセンサデータの取得

IoT ツールには、MZ Platform・スマート製造ツールキットを使用した。本ツールは、ソフトウェアだけでなくハードウェアまで含めた IoT システムの構築を可能とするもので、安価なセンサやマイコンを使用した計測・可視化などのシステムを自作することができ、そのためのアプリケーションも提供されている。本研究では、センサデータの取得に関して、シングルボードコンピュータ Raspberry Pi(4B)にアナログ・デジタル入出力可能なマイコン Arduino Nano を接続し、計測用アプリを利用して、接続したセンサの出力値を取得した。計測用アプリには、スマート製造ツールキットが提供する「IoTEdgeApp」を改良して、センサ値を時系列データとして一定周期で保存する機能を付加したアプリ⁸⁾を使用した(図 2)。

2.2.2 AI ツールによるニューラルネットワークの設計と学習

AI ツールには、Windows 環境で動作する「Neural Network Console」(ソニーネットワークコミュニケーションズ(株))^{14)~16)}を使用した。本ツールは、ドラッグ&ドロップで簡単にニューラルネットワークを設計でき、ディープラーニングを用いた高度な AI 開発が可能である。Windows 版は無料で使用でき(クラウド版は有料)、構築したニューラルネットワークを Python コードで出力することができるため、学習結果を Raspberry Pi に

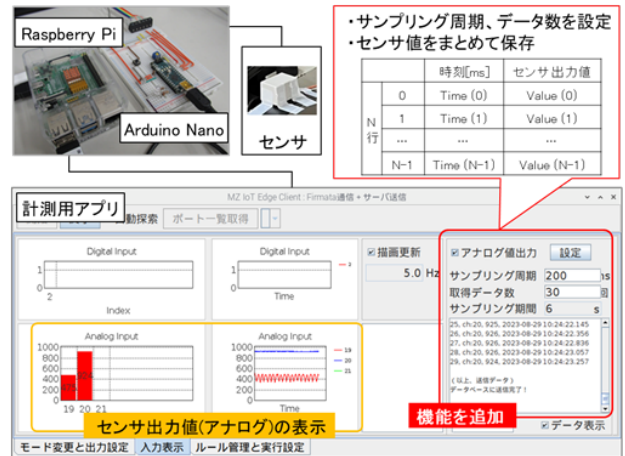


図 2 スマート製造ツールキットと計測用アプリ

実装して推論することも容易である。本研究では、時系列データを扱う「再帰型ニューラルネットワーク」を設計した(図 3)。

再帰型ニューラルネットワークによる異常検知の例として、加速度センサの波形データから異常を検知するシステムを開発した。加速度センサをアームロボット「人協働ロボット COBOTTA((株)デンソーウェーブ製)」に取付け(図 3)、繰り返しの旋回運動をさせた際のセンサ値の波形データを「正常」として学習し、旋回が停止した場合などの異なる波形データに対して、「異常(正常とは異なる)」と判定するシステムとした。

学習用の波形データとして、旋回運動時のセンサ値を計測用アプリで取得(サンプリング周期 200ms)した。この時系列で並ぶセンサ値 N 個について、1~N-1 番目の値から N 番目の値を推論するよう学習させた。図 3は、N=45 とした例で、データセット(学習データ 130、評価データ 26)に対して学習を行った Neural Network Console の画面である。なお、データセットを自動で作成するアプリ(Python プログラム)も併せて作成した。

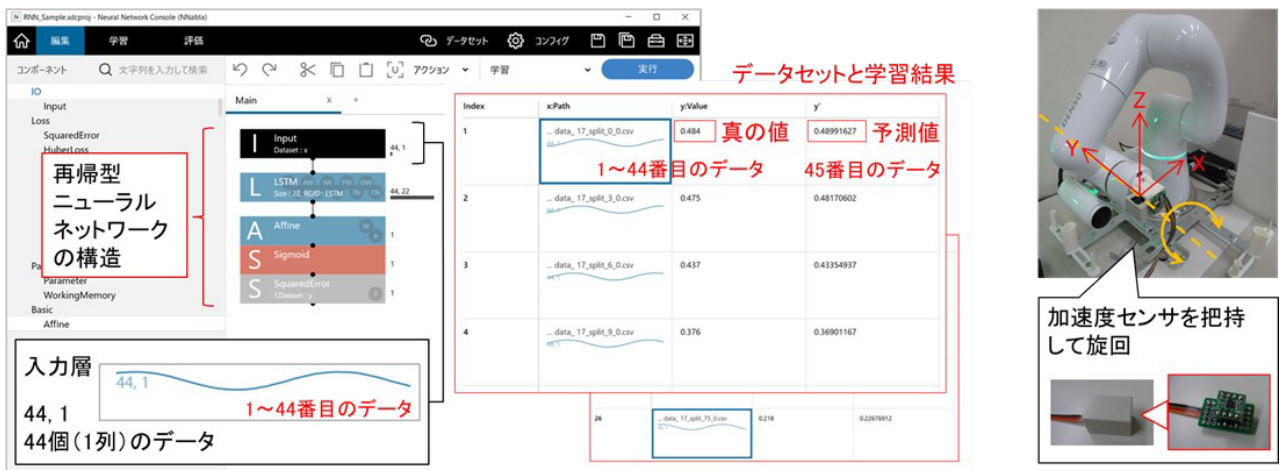


図 3 再帰型ニューラルネットワークと加速度センサ波形データの学習

また、異常を判定するため、推論誤差(推論結果とセンサ値の真値との差)を評価して閾値を定めた。

2.2.3 学習結果の実装と推論誤差による異常の判定

学習した結果(Neural Network Console が作成するファイル)を Raspberry Pi に実装した。計測用アプリで取得したセンサ値に対して推論実行した結果の一例を図 4 に示す。アームロボットが旋回運動している間は推論誤差が小さく、停止すると推論誤差が大きくなり(定めた閾値を超え「異常」として判定)、狙いどおり推論できていることが分かった。なお、データ取得と推論実行(推論用の Python プログラムによるデータ参照)のタイミングを分けて処理することで、データへの同時アクセスとそれに伴うサンプリングの遅延を防いだ。

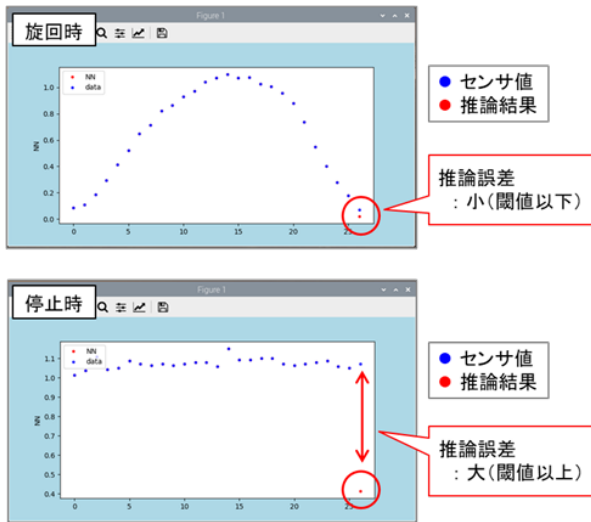


図 4 推論誤差による異常の判定

2.3 ねじり試験機への IoT 実装

AI による異常検知システムをねじり試験機に実装した。ねじり試験機による疲労ねじり試験では、繰り返しのねじり負荷を加え、試料が破断すると停止するため、この停止を異常として検知する。

ねじり試験機の稼働側に加速度センサを設置し、計測用アプリを用いてセンサ値の波形データを取得(サンプリング周期 150ms)した(図 5)。この時系列で並ぶセンサ値 36 個について、1~35 番目の値から 36 番目の値を推論するようデータセット(学習データ 120、評価データ 30)に対して学習を行い、推論誤差を評価して閾値を設定した(図 6)。

3. 実験結果及び考察

学習結果を Raspberry Pi に実装して推論実行した結果の一例を図 7 に示す。試料が破断する前の正常時の波形データであり、推論誤差が小さく(閾値内)、推論結果

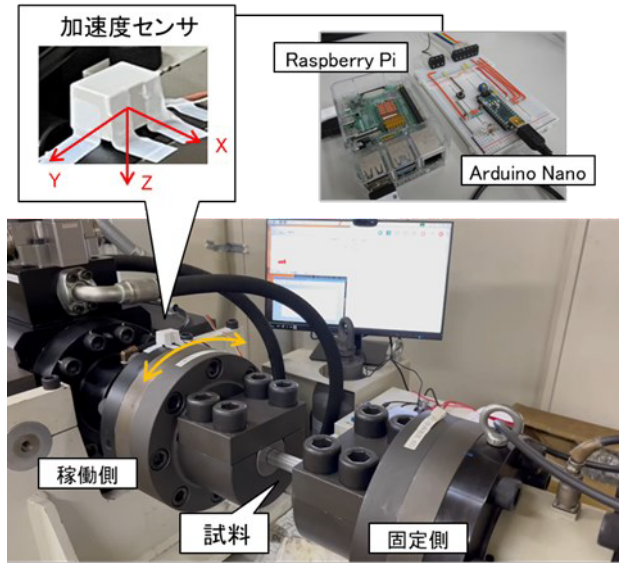
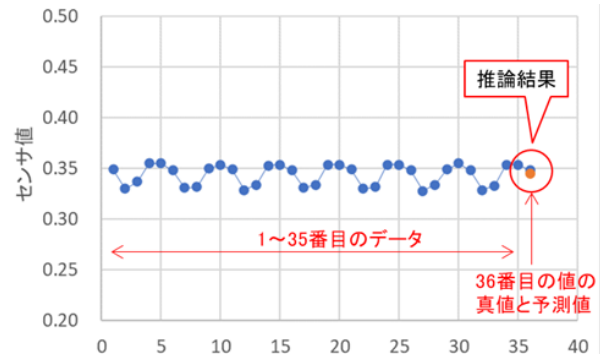


図 5 ねじり試験機への加速度センサの設置



(1) センサ値の波形データと推論結果の例



(2) 推論誤差の評価結果

図 6 センサ値の波形データの学習結果

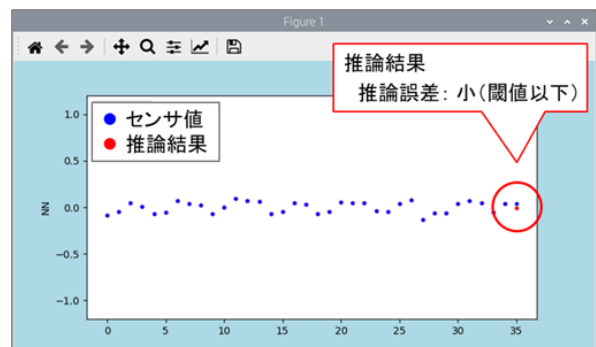
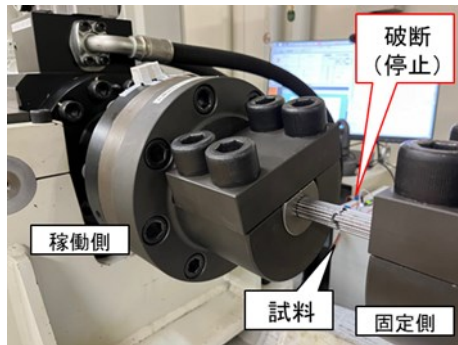
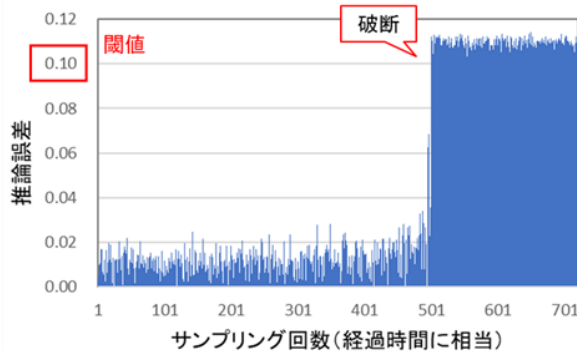


図 7 推論結果



(1) 試料の破断の様子



(2) 推論誤差の推移

図8 破断に至るまでの推論誤差の推移

は良好であった。また、オフライン推論の結果だが、**図8**に試料が破断に至るまでの推論誤差の推移を示す。推論結果も良好であり、異常(破断)を検知できることが確認できた。

4. 結び

本研究の結果は、以下のとおりである。

- (1) MZ Platform・スマート製造ツールキットや Neural Network Console を用いて、AI による異常検知システムを開発した。
- (2) 開発したアプリを疲労ねじり試験で試し、加速度センサの波形データから試料の破断を異常として検知できることを確認した。なお、本稿では省略するが本研究の1年目に開発したモニタリング用アプリ⁸⁾と併せて使用することで、メール通知により試験機のある現場に出向くことなく試料の破断を知ることができる。

付記

本研究は、(国研)産業技術総合研究所の「つながる工場テストベッド事業(第2期)」により実施した。

文献

- 1) 国立研究開発法人産業技術総合研究所 企画本部 地域部：つながる工場テストベッド事業，https://regcol.aist.go.jp/sgr/kenkyukai/gmiot/tsunagaru_top, (2024/04/10)
- 2) 中村信介, 奥山隆史: 山形県工業技術センター報告, **55**, 1(2023)
- 3) 赤堀篤, 望月紀寿, 望月健治, 大澤洋文, 岩崎清斗, 松下五樹, 中山洋: 静岡県工業技術研究所研究報告, **16**, 20(2023)
- 4) 成瀬哲哉: 岐阜県生活技術研究所研究報告, **23**, 23(2021)
- 5) 小林宏明, 長谷見健太郎, 多田幸弘, 高原茂幸, 坂東慎之介, 福本靖彦, 吉村祥一, 神内杜夫: 香川県産業技術センター研究報告, **22**, 18(2021)
- 6) 渡邊恭弘, 林宏充, 田口智之, 川畑将人: 福岡県工業技術センター研究報告, **32**, 59(2022)
- 7) 津本宏樹: あいち産業科学技術総合センター研究報告, **11**, 70(2022)
- 8) 木村宏樹, 島津達哉, 平出貴大, 酒井昌夫, 依田康宏: あいち産業科学技術総合センター研究報告, **12**, 22(2023)
- 9) 木村宏樹, 酒井昌夫, 島津達哉, 平出貴大: あいち産業科学技術総合センター研究報告, **12**, 26(2023)
- 10) 愛知県経済産業局産業部産業政策課: あいちの産業と労働 Q&A2022, 22(2022), 愛知県
- 11) 澤田浩之, 徳永仁史, 古川慈之: Synthesiology, **8**(3), 158(2015)
- 12) 国立研究開発法人産業技術総合研究所 製造技術研究部門: MZ プラットフォームユーザー会, <https://ssl.monozukuri.org/mzplatform/>, (2024/04/10)
- 13) 古川慈之: 人工知能学会第二種研究会資料, **2017(KST-32)**, 1(2017)
- 14) ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社: Neural Network Console, <https://dl.sony.com>, (2024/04/10)
- 15) 足立悠: ソニー開発の Neural Network Console 入門, 61(2018), 株式会社リックテレコム
- 16) 柴田良一: はじめての「SonyNNC」, 201(2019), 株式会社工学社