

音響データ収集による機器異常検知のための データ分析及び可視化手法

河野 光一郎[†] 野林 大起^{††} 塚本 和也^{†††} 水町 光徳^{††} 池永 全志^{††}

[†]九州工業大学 工学部 〒804-8550 福岡県北九州市戸畑区仙水町 1-1

^{††}九州工業大学大学院 工学研究院 〒804-8550 福岡県北九州市戸畑区仙水町 1-1

^{†††}九州工業大学大学院 情報工学研究院 〒820-8502 福岡県飯塚市川津 680-4

E-mail: [†]kawano.koichiro977@mail.kyutech.jp, ^{††}{nova,mizumach,ike}@ecs.kyutech.ac.jp,

^{†††}tsukamoto@csn.kyutech.ac.jp

あらまし 一般的な設備機器の手動点検においては、労働力や時間、人件費といった多くの課題がある。これに加え、点検と故障のタイミングのずれは適切なメンテナンスを困難にすることから、設備の安定的な運用に悪影響を及ぼす可能性がある。本研究では、このような課題を解決するために、変電所の油圧ポンプを対象として機器の駆動音を長期的に録音し、そのデータを可視化するシステムを開発する。また、同時に油圧ポンプの駆動時間と気象データの相関を分析し、その結果から安全な駆動時間範囲や故障の予兆を判断できるか検証する。これにより、設備機器の安定的な運用に寄与し、手動点検に依存せずに適切なメンテナンスを実現する手段を提供する。本システムの有効性を評価するため、11 台の油圧ポンプを対象にデータ収集、分析、そして可視化までの一連の動作を検証し、相関分析、線形回帰分析、残差分析の結果から機器の駆動安全範囲を推定した。

キーワード IoT, 音響データ, 異常検知, 可視化

Data Analysis and Visualization Method for Equipment Anomaly Detection by Using Acoustic Data

Koichiro KAWANO[†], Daiki NOBAYASHI^{††}, Kazuya TSUKAMOTO^{†††}, Mitsunori MIZUMACHI^{††}, and
Takeshi IKENAGA^{††}

[†] Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Technology

1-1 Sensui-cho, Tobata-ku, Kitakyushushi, Fukuoka, 804-8550 Japan

^{††} Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology

1-1 Sensui-cho, Tobata-ku, Kitakyushushi, Fukuoka, 804-8550 Japan

^{†††} Faculty of Computer Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

680-4 Kawazu, Iizukashi, Fukuoka, 820-8502 Japan

E-mail: [†]kawano.koichiro977@mail.kyutech.jp, ^{††}{nova,mizumach,ike}@ecs.kyutech.ac.jp,

^{†††}tsukamoto@csn.kyutech.ac.jp

Abstract Manual inspections of general equipment present many challenges in terms of manpower, time, and labor costs. In addition, the timing gap between inspections and breakdowns makes proper maintenance difficult, which can have a negative impact on the stable operation of equipment. In order to solve these problems, this study develops a system to record the driving noise of hydraulic pumps in substations over a long period of time and visualize the data. At the same time, we will analyze the correlation between hydraulic pump operation time and weather data, and verify whether we can determine safe operation time ranges and predictive signs of failure from the results. This will contribute to the stable operation of equipment and provide a means to achieve appropriate maintenance without relying on manual inspections. To evaluate the effectiveness of the system, a series of operations from data collection, analysis, and visualization were verified for 11 hydraulic pumps, and the safe operating range of the equipment was estimated from the results of correlation analysis, linear regression analysis, and residual analysis.

Key words IoT, Acoustic Data, Anomaly Detection, Visualization

1. はじめに

工場や電気、ガス、水道などのインフラ施設では自動制御された機器によって運用していることも多く、様々な大型機器が我々の社会生活にとって、非常に重要な役割を担っている。これらの機器は、永続的に安定して動作することはほぼ不可能であり、様々な要因により、故障を引き起こす可能性がある。故障による機器の停止は社会活動に大きな影響を与えるだけでなく、最悪の場合大きな事故や損害に繋がる恐れもある。このような事態を免れるには機器の故障の予兆を発見し、故障を回避することや、早期発見による早期対応が望ましい。工場やインフラ施設の設備は作業員が点検・保守を行うことが多いが、この手法にはいくつかの問題点がある。一つ目は、点検のタイミングと故障発生のタイミングが一致せず、故障の早期発見や対応が困難になるという点である。二つ目は、機器の点検を行うたびに作業員の人件費、交通費、労働力などのコストがかかる点である [1]。

このような問題を解決するために、多種多様なセンサを活用した IoT システム開発の重要性が高まっている。IoT システムを使用することで、機器の状態を常時監視し、遠隔地から管理を行うことが可能となる。例えば、病院や医療施設ではセンサを活用した医療機器の遠隔監視システムが導入されている [2]。これにより、医療機器の故障予知が行われ、患者の安全性や診療の効率性が向上する。しかし、現在の IoT システムを使用した機器管理には多種多様なセンサからのデータを統合し、総合的な情報を得ることが困難という課題が存在する。異なるセンサからのデータに対して、適切な分析を行うことは容易ではない。

本研究では、これらの課題を解決するために機器の駆動音に異常が現れることに着目して、音響データ収集による分析・可視化システムを提案する。提案システムでは、対象機器の駆動音をマイクを用いて録音し、インターネットを通してサーバに収集したデータに対して相関分析、線形回帰分析、残差分析を行うことで機器の安全な駆動時間範囲を推定し、音響データの統計的情報、分析結果の可視化を行い評価する。本稿では、変電所内で稼働する 11 台の油圧ポンプを対象とし、実際にその駆動音の収集・分析・可視化を行うことで提案システムの有効性を評価する。

以降では、2 節において関連研究について述べ、3 節では音響データ収集システムについて述べる。4 節では提案手法について述べ、5 節では実験環境について述べる。6 節では実験結果と考察について述べ、最後に 6 節では、我々の研究についてまとめる。

2. 関連研究

様々な分野において、各種センサから取得したデータを活用して設備の異常を早期検知し、適切なタイミングで保守を行うことが求められている。[3] の研究では風力発電の発電機入力部に対する異常検知のために、振動データを収集し、周波数変化パターンの学習を行っている。また [4] の研究では、工

場内設備の異常検知を目的とした振動データの機械学習に基づいた異常検知システムが開発されている。このような多種多様なセンサを活用した機器異常検知 IoT システムの中に、收音センサを用いた異常検知方法がある。[5] の研究で提案された機器の駆動音による異常検知システムでは、対象機器にセンサを取り付け常時録音を行い音響データを取得する。しかし、音による異常検知のために必要なクリアで高品質な音響データは容量が大きく、また対象機器の駆動タイミングが不定期であるため、伝送路の帯域に制約のある無線通信を使ってデータを転送するためには、転送データ量の削減が必要不可欠であった。そこで文献 [6] ではサーバにデータを転送する前に、機器の駆動音を含まない録音データを削減している。

また、音による異常検知は環境音の影響を受けやすい。[7] の研究では、機器の駆動音が周辺の環境音よりも大きな音圧で観測できると判断し、一定レベル以上の音が一定量含まれているかないかで駆動音を判断する方法を用いてデータ量の削減を行っているが、大きな音量の環境音も機器の駆動音と判断してしまい、サーバに転送してしまうという問題があった。この問題を解決するために、[8] の研究では超音波データを用いた異常検知システムが提案されている。この手法では環境雑音の有無に依存せず異常検知を行うことができる。しかし超音波データは可聴音データに比べて容量が大きくなるため、課題として帯域制限やファイル圧縮を用いた転送データ量削減を挙げている。また、[9] の研究ではオープンな可視化ツールを用いた消費電力異常検知システムが提案されている。スマートグリッドにおけるビックデータ処理では、可視化ツールによるリアルタイムのデータ分析を必要とする大規模なアプリケーションが数多くある。しかし、この可視化ツールを用いた異常検知システムには、セキュリティ面の強化や、顧客が扱いやすいものにする必要があるといった問題がある [10]。

本研究では異常検知対象機器の駆動音を用いた異常検知のために、データ分析・可視化システムを提案した。相関分析や線形回帰分析を行い、効率的に機器の安全な駆動時間範囲を推定する手法について検証する。

3. 音響データ収集システム

本研究では、音響データの収集方法として [5] で提案されている手法を用いて音響データを収集する。本システムでは屋外に設置された複数台の油圧ポンプを監視対象と定める。一般的に、油圧ポンプは断続的に動作するものであり、駆動時間や休止時間の変化は、機器異常の兆候になる場合がある。したがってポンプの運転間隔と運転時間のデータを収集・分析することで、異常の早期検知、兆候を発見することが期待できる。

3.1 データ収集システムの概要

まず、対象機器にマイク付きのセンサを取り付け、音響データを収集する。収集された音響データは Wi-Fi を通じてエッジノードに送信する。Wi-Fi の通信性能はチャネルの衝突やパフォーマンスの異常により低下し、大量のデータを転送する際に問題が生じる場合がある。この問題を解決するために各センサノードのデータ送信時刻を制御し、データ送信が円滑に

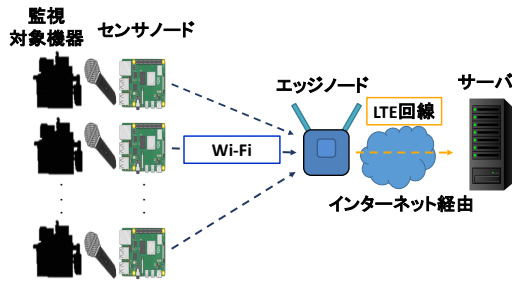


図 1: 音響データ収集システムの構成図

行われるようにする。また、音による異常検知のために必要なクリアで高品質な音響データは、容量が大きく、遠隔検知が難しくなるため送信データ量の削減が必要不可欠である。そのためファイル転送時間に基づいて各ノードの送信タイミングを調整する。この手法でエッジノードに収集した音響データを LTE 回線を使用して遠隔地にあるサーバに送信する。インターネットを経由して機器の音響データを収集することで、遠隔地から常時機器の状態を監視する。

3.2 システム構成

実験に用いたシステム構成について説明する。図 1 において、油圧ポンプの駆動音を録音し、エッジノードに送信する役割を果たすセンサノードのデバイスとしてマイクは Knowles SPU0414HR5H-SB を、マイコンは Raspberry Pi 4 ModelB を使用した。センサノードからエッジノードに送信するための Wi-Fi アダプタとして Archer T4U を使用し、センサノードとエッジノード間の無線通信には 2.4GHz 帯を使用する Wi-Fi5(IEEE 802.11ac)を採用し、AP として WSR-1800AX4 を使用した。センサノードから収集したデータをサーバに送信する役割を果たすエッジノードのマイコンは Jetson TX2 を使用し、サーバへ送信するための LTE 回線はモバイルルータの Pocket Wi-Fi 601HW が担う。本システムでは、1 ファイルあたりの録音時間を 3 分とし、コーデックは PCM44.1kHz, 16 ビット、モノラル (1 ファイルあたり約 15MB) とした。サーバに送信する際には "record ●-YYYYMMDDhhmmss.wav.gz" (●: ノード番号) のファイル名規則に従って送信する。

4. 提案手法

収集された音響データと、機器の駆動時間に影響を与える可能性のある気象データとの相関関係を確認した上で、正常異常を推定する手法を提案する。まず、分析・可視化システムについて述べ、その後分析手法について説明を行う。

4.1 分析・可視化システム

収集した音響データを分析し可視化するまでの流れを図 2 に示す。本システムでは音響データの統計情報の可視化、及び分析結果の可視化を行うために可視化ツールとして Web アプリケーションを用いた。代表的な可視化ツールとして Grafana

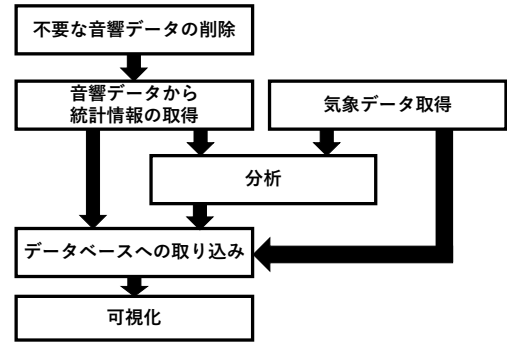


図 2: 分析・可視化システムの流れ

や Kibana が挙げられるが、これらの可視化ツールに収集したデータを取り込むためには各ツールに応じた形式 (csv や json 等) に変換する必要がある。そのため、サーバに蓄積されている音響データを csv ファイルに書き込む処理を行い、データベースに取り込み可視化を行う。統計的情報、分析結果の可視化を行うためにサーバに蓄積された音響データのファイル名からノード番号、録音開始時刻を取得し、ファイルサイズから再生時間、つまり機器の駆動時間を計算し csv ファイルに書き込む。また本研究では気象データとの相関を確認するために、気象庁から取得した 10 分値の気象データを用いる。今後の分析を容易にするため、音響データを csv ファイルに書き込む際に録音開始時刻の分値の一桁を切り捨てる処理を行い、気象データの時刻形式と一致させる。本システムでは、まず気象データとの関係を調べるために相関分析を行い、次に線形回帰分析で気象データから駆動時間の予測を行い評価する。最後に正常か異常かを判断する閾値を決定するために残差分析を行い音響データから異常検知を行う。

4.1.1 相関分析の方法

相関分析とは 2 つ以上の変数間の関係性を理解するための分析手法である。この手法は変数間の関連性や相互作用を調べ、それらの間にどの程度の関連性があるかを評価することができる。本研究では、まず機器の駆動時間と気温との間について相関分析を行う。相関係数 r の算出は以下の式で行う。

$$\text{相関係数: } r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

パラメータの詳細:

- x_i, y_i : それぞれの変数 x と y の値
- \bar{x}, \bar{y} : それぞれの変数 x と y の平均値
- n : データセット内の観測値の個数

4.1.2 線形回帰分析の方法

線形回帰分析とは 2 つ以上の変数間の関係を調査する統計手法である。本研究では気温に対する機器の駆動時間を予測し、それを正常値と定義することを目的としている。駆動時

間と気温の線形回帰モデルより、最小二乗法を用いて傾きと切片を求めることによって以下の式で気温に対する駆動時間の予測値を算出することができる。

$$y = ax + b \quad (2)$$

パラメータの詳細：

- x ：気温
- y ：駆動時間
- a ：線形回帰モデルから得た傾き
- b ：線形回帰モデルから得た切片

4.1.3 残差分析の方法

残差分析では、線形回帰分析で予測した駆動時間と実際の駆動時間を確認することで、正常異常の閾値の推定を行う。得られた結果に対して 90 %信頼区間を求め、区間の上限、下限を閾値と定める。

5. 実験環境

提案手法の有効性を確認するため、変電所の油圧ポンプを対象機器とし駆動音の分析を行った。本節ではシステム構成について述べた後、実験項目について述べる。

5.1 システム構成

図 2 の分析・可視化システムを実現するために、Grafana を用いる。Grafana は、分析およびインタラクティブな可視化を可能にする、マルチプラットフォームで動作するオープンソースの Web アプリケーションである [11]。Grafana で可視化を行うためにデータベースとして時系列データベースの InfluxDB を用いた [12]。まず、各種の分析結果をデータベースへ格納し、最終的に Grafana 上で分析結果を確認した。

5.2 実験項目

• 相関分析

油圧ポンプの駆動時間と気温の関係を相関分析によって確認する。

• 線形回帰分析

線形回帰分析によって気温から予測した駆動時間がどれほど実際の駆動時間と一致しているかを確認する。

• 残差分析

予測した駆動時間と実際の駆動時間の残差を求め、それによって機器の駆動時間の信頼範囲を確認する。

• Grafana での可視化

音響データの統計的データ、および上で分析した結果の可視化を行う。

6. 実験結果と考察

提案システムを用いて変電所に設置されている 11 台の油圧ポンプのうち、他のポンプと比べて連続した音響データ収集ができていた 2 台（ノード 2、ノード 4）を対象とし分析を行った。2022/11/23～2023/4/24 の 5 ヶ月分のデータを対象とした。

6.1 相関分析の結果

ノード 2、4 に対する駆動時間に対する気温の散布図を図 3(a)、図 3(b) に示す。これらの図から右肩上がりの正の相関が確認できる。実際にどれほど相関があるのか相関係数を表

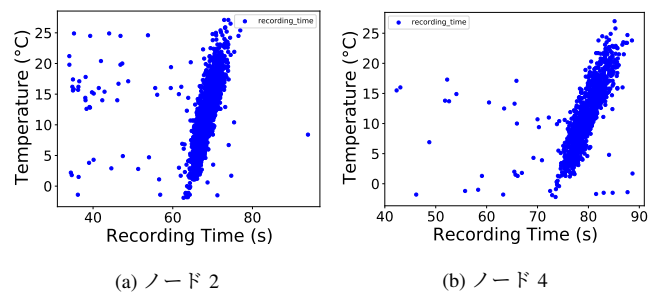


図 3: 駆動時間に対する気温

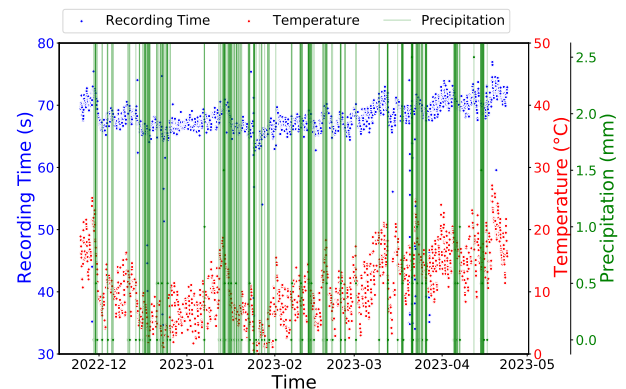


図 4: ノード 2: 日時に対する駆動時間、気温、降水量

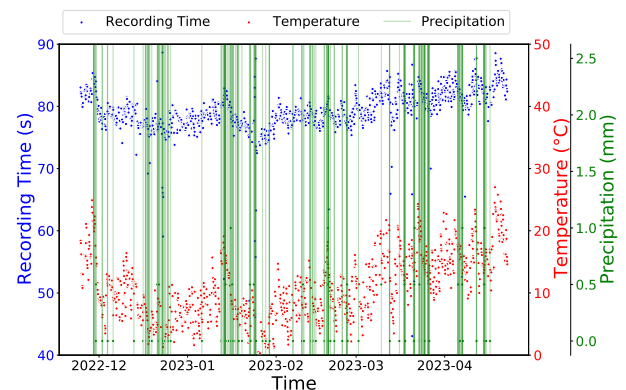


図 5: ノード 4: 日時に対する駆動時間、気温、降水量

1 に示す。両方のノードで正の相関があるが、ノードによって相関値が異なることが確認できた。また、この散布図で外れ値となっている箇所が確認できるが、図 4、図 5 に示す降水量も含めた時刻に対する気温と駆動時間の散布図を確認すると、緑の線で示す降水が確認できた部分周辺で外れ値となることが多いことがわかる。これは雨によって機器の温度が急激に低下し、駆動時間も伴って著しく低下したと考えられる。したがって、降雨時間帯前後の録音データを取り除く等の処理を行うことによって、外れ値の影響を低減する工夫が可能であると考えられる。

6.2 線形回帰分析の結果

図 6、図 7 にノード 2、4 の日時に対する機器の駆動時間と気温から予測した駆動時間をプロットした結果を示す。これ

表 1: 分析で得た各数値

ノード	相関係数	平均絶対誤差	閾値
2	0.30	1.76	± 7.52
4	0.57	1.44	± 5.53

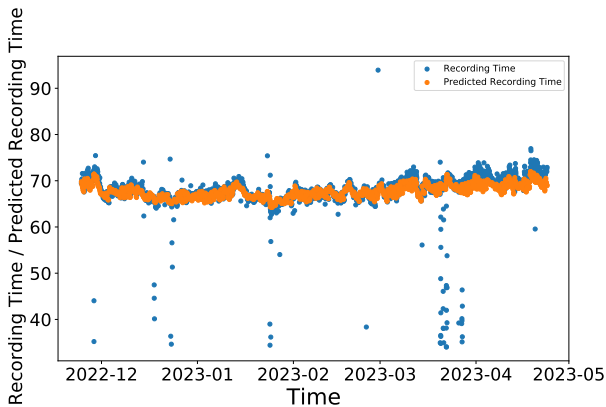


図 6: ノード 2: 日時に対する駆動時間, 予測した駆動時間

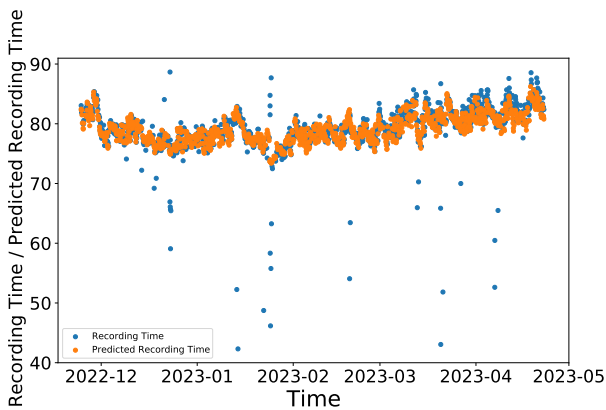


図 7: ノード 4: 日時に対する駆動時間, 予測した駆動時間

らの図から実際の駆動時間と分析に基づき予測した駆動時間がほぼ近い値を取っていることが確認できた。そこで次に二つの値の平均絶対誤差を求めて表 1 にまとめた。絶対平均誤差は小さければ小さいほど近い値を取っていることを確認する指標であるが、両方のノードで近い値を取れていることが確認できる。よって、この分析によって気温に対する正常な駆動時間の予測を行うことができたと考える。

6.3 残差分析結果の確認

異常検知のために、線形回帰分析から予測した駆動時間と実際の駆動時間の残差を確認した。ノード 2, 4 の日時に対する残差分析の結果を図 8, 図 9 にまとめた。図の破線は 90 % 信頼区間を示したものである。ここで、得られた 90 % 信頼区間の上限, 下限を閾値として表 1 にまとめた。さらに閾値を超えたものを異常値と見做すと、外れ値となっている値を異常と判断できていることが分かる。ここで、図 4, 図 5 の結果と比較することで、異常値が降水による外れ値であるかを判断できると考えられる。

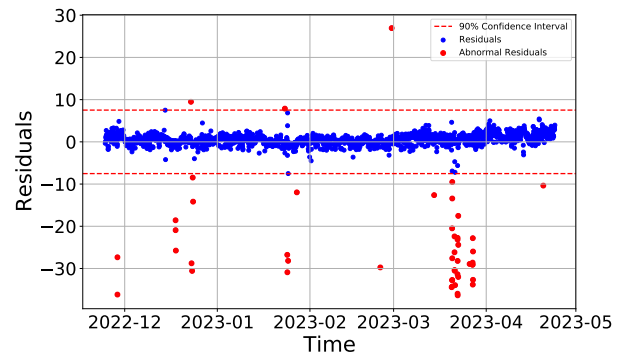


図 8: ノード 2: 日時に対する残差

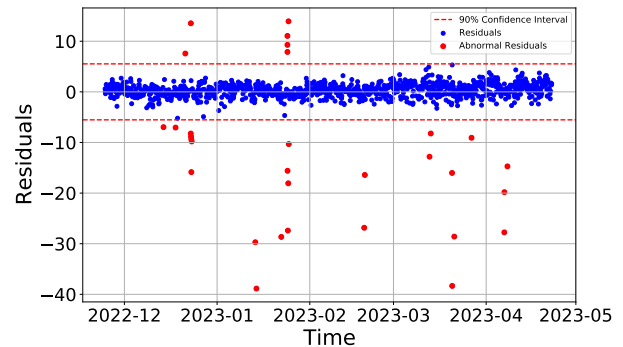


図 9: ノード 4: 日時に対する残差

6.4 Grafana 上での結果

音響データの統計的情報を示す横軸を駆動時間としたヒストグラムを Grafana で可視化した結果を図 10 に示す。Grafana ではヒストグラムと共に、データ数、平均、分散といった統計的情報を確認できる。また線形回帰分析、残差分析の結果を Grafana に反映させたものを図 11, 図 12 に示す。最後に全てを同一のダッシュボードに表示させたものを図 13, 図 14 に示す。図 13 に一つのノードの情報を、図 14 では複数のノードでの結果をダッシュボードで確認することができる。システム運用時を考慮すると、利用者はまず、これらダッシュボードを確認することで一目で統計的情報、分析結果を確認することができる。次に、調査したいノードのグラフを細かく確認することができる。現状の構成では、異常が発生した日時をグラフから確認できるが、実際の音響データファイル、駆動音を確認することができない。今後追加予定の機能として、データベースにはファイル名を予め取り込んでいるため、異常が発生した箇所のファイル名を確認できるようにすること、音響データをダッシュボード上で再生する機能を考えている。これら機能の追加によって、より効果的な異常検知のための可視化システムを提供できると考える。

7. ま と め

本研究では異常検知のために提案した手法を用いて、異なるノードから収集した音響データを対象に分析・可視化を行った。相関分析では駆動時間と気温間の相関の確認を行い、線形回帰分析ではそれぞれのノードの日時に対する機器の駆動

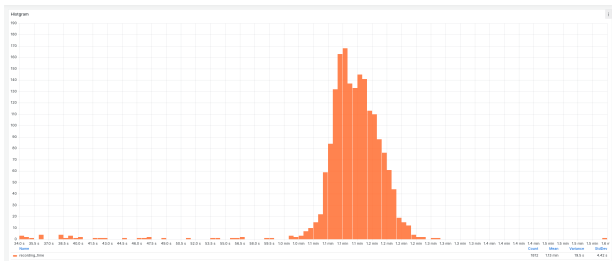


図 10: Grafana: ヒストグラム



図 14: Grafana: ダッシュボード (複数ノード)

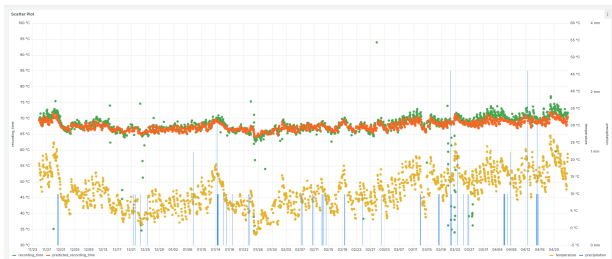


図 11: Grafana: 線形回帰分析の結果

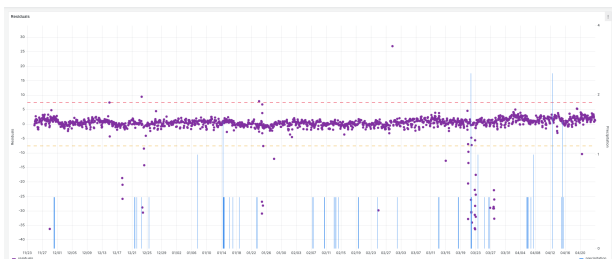


図 12: Grafana: 残差分析の結果



図 13: Grafana: ダッシュボード (単一ノード)

時間と気温から予測した駆動時間を比較した。平均絶対誤差を求めることで、両方のノードにおいても比較的小さい平均絶対誤差を算出した。以上の結果より、気温に対する正常な駆動時間の予測が適切に行われたと考えられる。また、残差分析の結果より、線形回帰分析から得られた駆動時間と実際の駆動時間の残差を調査した。90 %信頼区間を求め、閾値を超えた値を異常値と見做す方針を取ることで、正確な異常検知が行える可能性を示した。更に今回提案した分析・可視化システムでは音響データの統計的情報だけでなく、分析結果の可視化を行うことができた。今後の課題として、より精度の高い異常検知のための新たな分析手法の考案が挙げられる。

文 献

- [1] 真矢 滋, 植野 研, "深層学習を用いた時系列異常検知手法の提案", 一般社団法人 日本応用数理学会, 応用数理, Vol.30, No.1, pp.22-26, 2020 年
- [2] Jamal Maktoubian, Keyvan Ansari, "An IoT architecture for preventive maintenance of medical devices in healthcare organizations," Springer, IUPESM, WHO, Health and Technology, Vol.9, pp.233-243, 2019
- [3] 村川 正宏, "人工知能技術による異常検知システムとその産業応用", 一般社団法人 日本原子力学会「日本原子力学会誌 ATOMO Σ」, Vol.59, No.6, pp.335-339, 2017 年
- [4] 坂本潤嗣, 油科 賢, 他, "IoT による工場内設備の運転状態監視と異常発報システムの開発"「長野県工技センター研報」, No.15, pp.E6-E9, 2020 年
- [5] Chinari Takano, et al., "Development of Wireless Communication System for Reliable Acoustic Data Collection Toward Anomaly Detection on Mechanical Equipment," CSCI2021, Dec. 2021
- [6] 高野 千愛, 他, "屋外施設を対象とする音響データ収集システムにおける無線 LAN 通信特性評価", 電子情報通信学会 2021 年ソサイエティ大会, B-16-12, 2021 年 9 月
- [7] 藤野 慎也, 他, "音響データ収集システムでの音響特徴に基づいた通信データ量削減方法に関する研究", 電子情報通信学会 2021 年ソサイエティ大会, B-16-13, 2021 年 9 月
- [8] 執行 律和, 他, "遠隔異常検知システムのための機器稼働音の周期性に基づいた特徴量抽出の検討", 電子情報通信学会, 信学技報, Vol.123, No.193, IA2023-28, pp.105-108, 2023 年
- [9] Peter Lipčák, et al., "Big Data Platform for Smart Grids Power Consumption Anomaly Detection," ACSIS, Vol.18, pp.771-780
- [10] Leppänen, Tiia, "Data visualization and monitoring with Grafana and Prometheus," Bachelor's Thesis Information and Communications Technology 2021
- [11] Grafana Labs, "Grafana: The open observability platform — Grafana Labs", <https://grafana.com/>
- [12] InfluxData Inc, "InfluxDB Time Series Data Platform — InfluxData", <https://www.influxdata.com/>