

プラント巡回点検のための 正常音の空間マッピングに基づく異常の検出と位置特定

東京大学 ○田中 健太郎, ルイ 笠原 純 ユネス, 正田 晃己

ENEOS 株式会社 木下 将嘉, 野中 史彦

東京大学 神田 真司, 永谷 圭司, 浅間 一, 安琪, 山下 淳

1. 序論

石油精製・石油化学プラント（以下、プラント）では、機器の老朽化や予期せぬ不調により、様々な異常が発生する。特に、ポンプやコンプレッサなどの回転機器では、グリス切れやベアリングの傷が原因となり、異常が生じることが多い。これらの機器は、発せられる音を基に異常の有無を判別できる特徴を持つ。異常の放置は高額な修理費や重大な事故を引き起こす可能性があり、設備の異常を早期に検知し、適切に対処することが求められている。

従来、異常音の検知は点検員による巡回点検に依存してきたが、高齢者による熟練労働者の不足、検査品質のばらつきといった課題が顕在化している。このような背景から、異常音検知の自動化が必要とされている。

音響点検の自動化においては、固定センサを用いた手法と移動ロボットに搭載されたセンサを用いた手法が考えられる。固定センサを用いた手法では、常時監視が可能というメリットがある。一方でプラント内では回転機器が数多く使用されており、そのすべてに固定センサを適用するのはコストや保守運用の観点で現実的でない。そこで本研究では少ないセンサの数で運用可能な移動ロボットを用いた音響点検に着目する。

移動ロボットを用いた異常音検知には、Song ら¹⁾の研究が存在する。Song らは、ヒューリスティックに設計したフィルタを用いて異常音を抽出し、抽出した異常音が最も大きくなる位置を異常音の発生源として特定する手法を提案している。しかし、この手法では、異常音の特徴が明確な場合にのみ有効であり、本研究で対象とするような異常音の特徴が多様な場合には適用できない。また、Fujita ら²⁾は移動ロボットの経路を区間に分割し、区間ごとに異なる異常検知モデルを学習し、運用時は自己位置に対応する異常検知モデルを選択する手法を提案している。Fujita らの手法では多様な異常に対応可能である一方、区間の異常の有無を判別するものであり、区間内における異常音の発生源となる機器の位置を推定できない。これらの課題を踏まえ、本研究では、異常音の教師データが不要で異常音源の座標を推定可能な、移動ロボットによる異常音検知手法の構築を目的とする。

2. 提案手法

2.1 提案手法のコンセプト

本研究では先行研究の課題の解決を目的として、移動ロボットが取得する音響信号を基に、正常音を空間的にマッピングし、マッピングされた正常音との誤差を用いて異常音を検出する。その後、検出された異常音のエネルギーの大きさに基づいて異常音の位置を推定する手法を提案する。

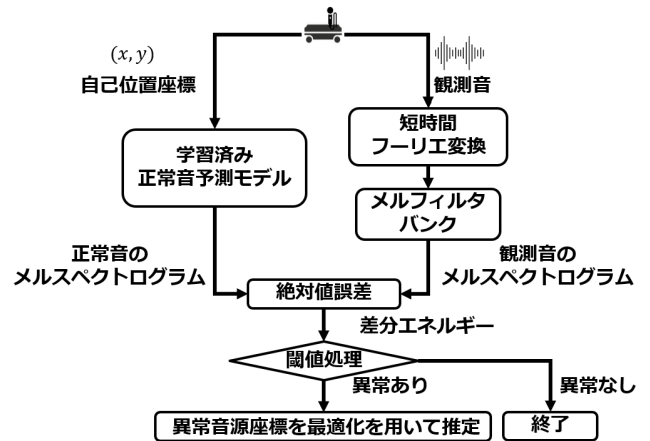


Fig. 1 提案手法の流れ

2.2 提案手法の流れ

提案手法の流れを Fig. 1 に示す。まず、異常音源を含まない経路で移動ロボットを走行させることで、正常時の座標と音の関係をモデルに学習させる。運用時には、学習したモデルを用いて検査対象となる経路を走行させ、閾値処理により経路内の異常音源の有無を判別したのち、異常音源が確認された場合には、その位置を推定する。

2.3 正常音の空間マッピング

ロボットの位置座標と正常音の関係を学習するため、入力と出力の複雑な関係を捉えることが可能なニューラルネットワークを用いる。2.2 章のモデルに基づき、位置座標からその位置で聞こえる正常音のメルスペクトログラムを出力とした。

メルスペクトログラムは、メル周波数と呼ばれる聴覚特性を考慮した周波数スケールに基づき、各周波数のエネルギーをサンプリングした特徴量であり、異常音検知の分野でも広く用いられている。メルスペクトログラムをネットワークの出力に用いる理由として、短時間フーリエ変換を用いることで回転機器が発する音の定常的な特徴を捉えやすくなる点、聴覚特性を取り入れることで雑音に対する頑健性が向上する点が挙げられる。

一方で、ウィンドウ関数を用いて短時間のサンプルに分割するため、サンプル間の相関が失われてしまう。しかし、実環境では隣接する位置のあいだで音データに連続性がある。この連続性をモデルに反映させるため、本研究では Sharpness Aware Minimization (SAM)³⁾を用いて学習を行う。SAM は重みの変化に対する損失関数の変動を抑制することで汎化性能を高める最適化手法であり、ロボットの位置に応じてモデルの出力がより滑らかに変化することが期待される。

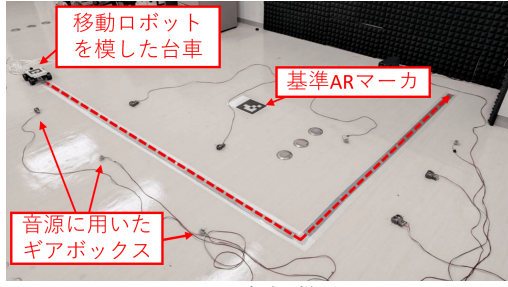


Fig. 2 実験の様子

2.4 異常音源の位置推定

モデルの出力として得られた正常音のメルスペクトログラムと観測された音のメルスペクトログラムで比較し、両者の誤差を求めることで異常音のエネルギーの大きさを推定する．具体的には、異常音源の位置を推定するために、観測点における音のエネルギーが音源からの距離の2乗に反比例する特性を利用する．観測点 i の位置を $\mathbf{p}_i$ 、異常音源の位置を $\mathbf{p}_a$ とすると、理想的には式 (1) が成立する．

$$E_i \propto \frac{1}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_a\|^2}. \quad (1)$$

しかし、実際には点検区域内にノイズが含まれるため、厳密にはこれらの比例関係は成立しない．そこで、異常音源のエネルギーを表す定数 α を導入し、観測値 E_i と α と異常音源までの距離を用いて表される理想値との差を式 (2) のように定義する．

$$\epsilon_i = E_i - \frac{\alpha}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_a\|^2}. \quad (2)$$

このとき、全ての観測点に対する ϵ_i の2乗和を損失関数として最小化することで、異常音源の位置を推定する．以下に最適化の式を示す．

$$\min_{\mathbf{p}_a, \alpha} \sum_{i=1}^N \left(E_i - \frac{\alpha}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_a\|^2} \right)^2. \quad (3)$$

これにより、ノイズの影響を考慮しながら、観測データと距離減衰の関係を整合させるような異常音源の位置を推定することが可能となる．

3. 検証実験

3.1 実験環境

本研究では、提案手法の有効性を検証するため、全指向性マイクを搭載した台車を移動ロボットに見立て実験を行った．実験環境を Fig. 2 に示す．経路の付近にギアボックスを複数設置し稼働させることでプラント内の騒音環境を模擬し、異常音の検出と位置推定を行った．ギアボックスは傾けるとギア同士が強くこすれあって摺動音が発生し、この音を用いて異常を再現した．ロボットの自己位置推定は、AR マーカを用いて行った．

3.2 結果

正常状態と異常状態における異常音のエネルギー密度の分布を Fig. 3 と Fig. 4 に示す．Fig. 3 では、経路内のすべての点において、異常音のエネルギーが低いことが確認できる．一方で、Fig. 4 では、異常音源の付近で、異常音のエネルギーが急激に増加していることが分かる．次に、異常音の位置推定結果を Table 1 に示す．異常音源の位置推定誤差は 0.09 m であり、提案手法によって高精度に異常音源の位置を推定できることが確認された．

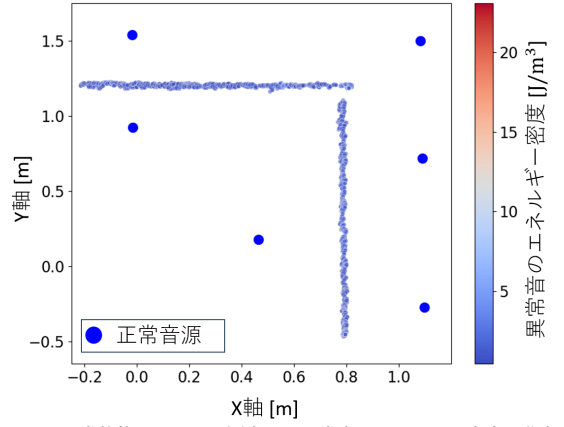


Fig. 3 正常状態における予測音との異常音のエネルギー密度の分布

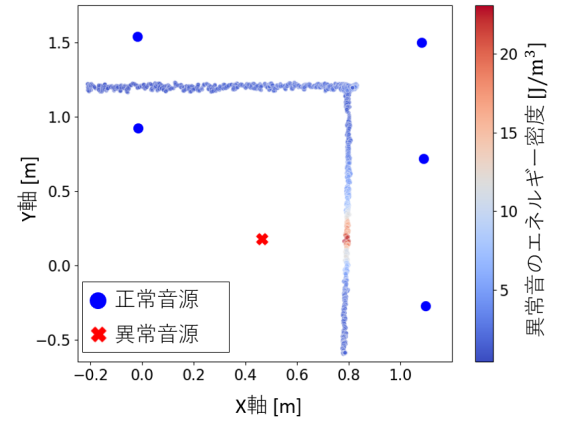


Fig. 4 異常状態における予測音との異常音のエネルギー密度の分布

Table 1 提案手法による異常音源位置推定の結果

真値 (x, y)[m]	提案手法 (x, y)[m]	誤差 [m]
(0.46, 0.18)	(0.55, 0.21)	0.09

4. 結論

本研究では、異常音の教師データが不要な異常音源の座標の推定のための手法として、正常音のマッピングに基づく異常音源の検出および位置推定手法を提案した．プラント内環境を模擬した屋内環境にて実験を行い、高精度で異常音の位置が推定可能であることが確認された．

本手法では位置推定の段階において異常音源が1つしかいないことを前提としている．稼働中の製油所では異常が極めてまれであるため、この前提は必ずしも厳しい制約になるとは限らないが、異常が頻繁に発生する可能性がある状況では、複数の異常音源の位置推定も望まれる．

参考文献

- 1) L. Song, H. Wang and P. Chen: "Automatic Patrol and Inspection Method for Machinery Diagnosis Robot—Sound Signal-Based Fuzzy Search Approach," IEEE Sensors Journal, Vol. 20, No. 15, pp. 8276–8286, 2020.
- 2) H. Fujita, J. Y. L. Kasahara, S. Kanda, K. Nagatani, S. Kasahara, S. Fukumoto, S. Tamura, T. Kato, M. Korenaga, A. Sasamura, M. Hoshi, H. Asama and A. Yamashita: "Acoustic Monitoring in Industrial Plants with Autoencoders and a Mobile Robot," In Proceedings of the 2023 20th International Conference on Ubiquitous Robots, pp. 510–514, 2023.
- 3) P. Foret, A. Kleiner, H. Mobahi and B. Neyshabur: "Sharpness-Aware Minimization for Efficiently Improving Generalization," Computing Research Repository, Vol. abs/2010.01412, 2020.