

共通事例活用のためのロボットからの異常兆候検知

Detection of Abnormality Signs in Time Series from Robots to Utilize Common Cases

宮崎 雅士[†]

島川 博光^{*}

原田 史子[‡]

Masashi Miyazaki

Hiromitsu Shimakawa

Fumiko Harada

1. はじめに

近年、飲食業において人手不足が深刻な問題となっている [1]。人手不足に繋がる要因はさまざまあるが、そのうちのひとつに劣悪な環境下での作業を強いられることを忌避する者が多いという点が挙げられる。例えば食器洗浄業務の現場では熱湯を用いることから高温多湿下での作業を求められる。そのため、大規模で資金力のある飲食チェーン店などでは人手不足による労働力不足を補うためロボットの導入が進んでいる。しかし、飲食店へのロボットの導入には課題がある。そのひとつとして故障をはじめとする異常に対応しなければならない点が挙げられる。異常を検知するため、雨宮 [2] や Lu [3] の研究がある。これらの研究では多数の飲食店を運営している飲食チェーン店への導入には人員や費用の観点から考えると物理的に困難であるという問題点がある。

飲食チェーン店の各店舗にはロボットを保守できる知識を持った技術者はいない。また、正しい対処をとるためには、普段からロボットの制御やふるまいに関するデータを記録しておく必要がある。しかし、そのためのサーバを各店舗においても、保守技術者がいないことから、保守の技量をもつメーカーの技術者などが店舗を訪問して保守することになり、意味がない。

本手法では、各店舗のロボットに予め装着されたセンサから取得された動作データを、ロボットメーカー上に設けられたクラウドサーバに集約する。クラウドサーバ上で各々の動作データに対し時系列解析を適用することで、異常兆候を検知し、異常の種類を判別する。これにより、多数の店舗を構える飲食チェーン店におけるロボット運用時に発生する異常への対処にかかる負担を軽減することができる。

2. クラウドを用いた異常検知

2.1 ロボットの異常検知

雨宮らは力覚センサと視覚センサを併用し、サポートベクターマシン (SVM) を適用することでロボットの異常を検知する手法を提案した [2]。また、Lu [3] や Lee [4] はディープラーニングを用いてロボットの異常を検知する手法を提案した。これらは単一の施設内でロボットを運用し異常を検出するにおいて非常に有用な手法であるといえる。しかし、飲食チェーンは全国に多数の店舗を構えており、店舗ごとにロボットの運用にあたり専門の知識を持った技術者や従業員を派遣し配置しておくことは物理的に困難である。また、動作データの格納および、異常検知のための解析に用いる装置を店舗ごとに設置する必要があり、これらの維持および管理もしなければならないため各店舗の負担が莫大なものになる。

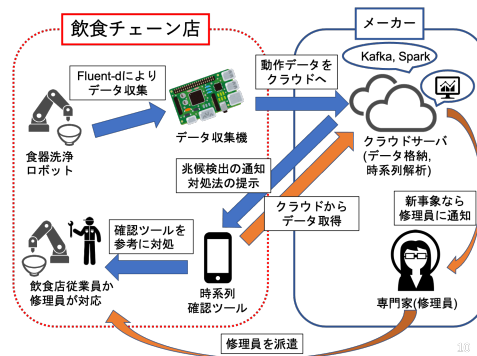


図 1: クラウドを用いたロボット動作データの収集

2.2 クラウドを用いたデータの収集

Rolim ら [5] は医療業務の効率化のため患者データをクラウド上に収集し、医療機関に従事しているスタッフにデータを共有する手法を提案した。クラウドを用いることでデータの共有が容易におこなえることから、本研究で想定している多数の店舗を構える飲食チェーン店におけるロボットの動作データの収集、異常兆候検知時に事前に用意された修理法の飲食店への提示が容易におこなえると考えられる。

3. 共通事例活用とロボットの異常兆候検知

本研究では、共通事例の活用のため、ロボットの動作データを取得しクラウドに転送する仕組みを構築する、図 1 に示す手法を提案する。

3.1 飲食チェーン店のシン・クライアント化

本研究では、全国に多数の店舗を構える飲食チェーン店での運用を想定する。全国の飲食チェーン店の各店舗にロボットの技術者や、専門知識を携えた従業員を派遣し配置することは困難である。また、ロボットの動作データの格納や解析を行うための機器を店舗内に設置することも現実的ではない。そこで、ロボットメーカー内にクラウドサーバを設け、動作データの収集、格納および解析をクラウドサーバ上で実行する手法を検討する。クラウドサーバを用いることで、飲食チェーン各店舗ではシン・クライアント化を推進でき、飲食チェーン各店舗の従業員は各自が持つスマートフォンをロボットの動作データや異常兆候検知時の通知を確認する時系列確認ツールとして運用することができるため、導入コストを抑えることが可能となる。

3.2 特異スペクトル変換による異常兆候の検知

本研究では、ロボットの異常兆候の検知において図 2 に示す特異スペクトル変換 [7] を用いる。

特異スペクトル変換では基準とする時刻 t を含む時系列を含むテスト行列 Y_t と、それよりも一定期間だけ遡った時系列を含む履歴行列 X_t について特異値分解を適用

*立命館大学情報理工学部

†立命館大学大学院情報理工学研究科

‡(株) コネクトドット

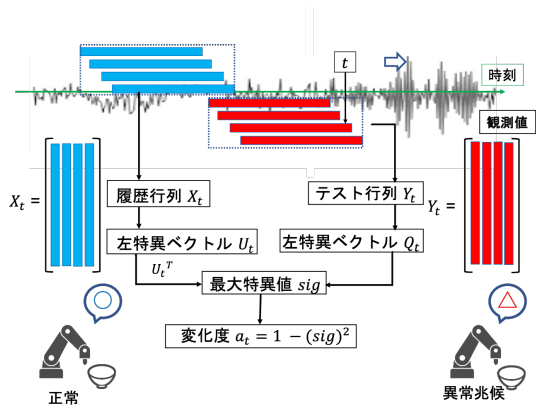


図 2: 特異スペクトル変換 (SST)

し最大特異値 sig を導出する。最大特異値 sig は X_t と Y_t からそれぞれ取り出した左特異行列である U_t , Q_t を用いて表される行列のノルム $\|U_t^T Q_t\|_2$ と同じで、これは2つの行列の主部分空間の類似度を表している。ここで、変化度を a_t とし、 $a_t = 1 - (\text{sig})^2$ とする。 sig は1より小さいことを考えると、 a_t は2つの行列の主部分空間の距離を表す。この値が大きいほど、前後で動きが大きく異なることを表している。例えば、 X_t に含まれる時系列では正常状態、 Y_t に含まれる時系列では異常の兆候が見られるとすると、この2つの行列は形が異なることから変化度が高く算出されると考えられる。

3.3 異常種別の判別

ロボットの異常の原因が単一であることは考えにくい。さまざまな原因の各々に依存して異なる徴候が現れると考えられる。よって、過去の異常について、その原因を特定しておけば、新たに起こった異常が過去のものと同じの原因により引き起こされている場合、兆候を比較することによって原因を特定できる可能性がある。この兆候は、ロボットから収集されている変数ごとに調べられる。

図2に示す特異スペクトル変換は単一の変数にのみ適用できる。ロボットに異常の兆候がみられるさい、特定の変数に対し変化が現れることが想定できる。そこで、異常の種類ごとに特徴的な推移をとる変数をあらかじめ記録しておき、新たに送られてきたデータの各変数に対し特異スペクトル変換を適用し、事前に定義された異常の種類と比較することで類似性の高いものを導出する。

3.4 共通事例の活用

判別された異常が未知のものである場合は、メーカーの技術者を飲食店に派遣し、技術者は該当箇所の修理と、その修理法のマニュアル化をおこなう。マニュアル化された修理法はクラウドに保存され、その異常の種類と対応付けられる。

判別された異常が既知のものであり対処法が確立している場合、飲食店の従業員に異常の兆候がみられた箇所と、対処法を図1に示した時系列確認ツールを介して通知する。時系列確認ツールは従業員がそれぞれ所持しているスマートフォンを用いる。これにより、飲食店従業員は複雑な操作を必要とせずロボットの異常兆候の検知の確認と対処法の取得をすることが可能となる。

長期に渡ってロボットを稼働させていても、異常が現

れることは稀である。よって、各店舗で個別に異常とその原因を対応付けていても、その利用価値は低い。一方で、全国に店舗を展開する飲食チェーン店では、同一のロボットで、同一の食器を洗浄するなどの画一化によるコストダウンが図られている。よって、各店舗でのロボットの運用記録を、一箇所のサーバに集めれば、発生頻度の低い異常も、一定期間内に複数回発生することが期待できる。これらに共通する異常兆候の特徴とその原因の対応付けを、共有された単一のサーバ上で管理すれば、まれにしか発生しない異常についても検知できる可能性がある。異常兆候の特徴と原因の対応付けは、共有サーバ上で管理されることによって、利用価値が生じる。

4. おわりに

本論文では共通事例の活用によるロボットの異常兆候検知手法を提案した。本論文で取り上げた手法を用いることにより、多数の店舗を構える飲食チェーン店においてロボットを運用する際に発生するトラブルへの対処にかかる負担を軽減することができると考えられる。今後は本手法の有用性を検証するため種々の実験を進める。

参考文献

- [1] 農林水産省 食料産業局: 第4回働く人も企業もいきいき食品産業の働き方改革検討会外食・中食産業における働き方の現状と課題について https://www.maff.go.jp/j/shokusan/kikaku/hatarakikata_shokusan/attach/pdf/04_haifu-11.pdf (2018)
- [2] 雨宮智, 布施貴史, 岡本浩明, 富田順二, 尾崎行雄: 組立工程の自動化における異常判断技術: 精密工学会学術講演会講演論文集 2015, pp.953-954 (2015)
- [3] C. Lu, Z.Y. Wang, W.L. Qin, J. Ma: Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked denoising autoencoder-based health state identification, *Signal Processing*, 130, pp.377-388 (2017)
- [4] D. Lee, V. Siu, R. Cruz, and C. Yetman: Convolutional neural net and bearing fault analysis; In *Proc. of the International Conference on Data Mining series*, pp.194200 (2016)
- [5] C.O.Rolim, F.L.Koch, C.B.Westphall, J.Werner, A.Fracalossi, G.S.Salvador: A cloud computing solution for patient's data collection in health care institutions. In *2010 Second International Conference on eHealth, Telemedicine, and Social Medicine*, pp.95-99, IEEE.(2010)
- [6] T.Wang, Y.Li, W.Fang, W.Xu, J.Liang, Y.Chen, X.Liu: A comprehensive trustworthy data collection approach in sensor-cloud system. *IEEE Transactions on Big Data*, (2018)
- [7] T.Ide, K.Inoue: Knowledge discovery from heterogeneous dynamic systems using change-point correlations. In *Proceedings of the 2005 SIAM International Conference on Data Mining, Society for Industrial and Applied Mathematics*, pp.571-575, (2005)