

独居高齢者の活動状態を用いた バイタルデータ異常検知アルゴリズムの提案と実装

前田 壮摩[†] 青山 周平[‡] 島 孔介[†] 大塚 孝信[‡]
名古屋工業大学[†] 名古屋工業大学大学院 情報工学専攻[‡]

1 はじめに

日本における2020年時点での高齢化率は過去最高値を更新し、今後もさらなる増加が見込まれている。高齢者人口（65歳以上人口）は、2000年から2020年にかけて、およそ65.8%増加した[1]。一方で、生産年齢人口（15～64歳人口）は、2000年から2020年にかけて、およそ13.7%減少した。また、独居高齢者数は、2020年時点で700万人であるのに対し、2040年には900万人まで増加することが想定されており、独居高齢者の介護が深刻な問題となっている。

従来、独居高齢者の暮らしの見守りは、人的リソースにより支えられてきた。しかし、生産年齢人口が減少する社会環境では、人的リソースだけで高齢者を見守ることは難しい。さらに、核家族の比率が高いため、家族によって独居高齢者を常に見守ることは難しい。また、心拍数や体温などのバイタルサインの変化は、重要な警告を示している場合があるため、家族や医療従事者による早期発見が求められる。

このような背景から、本研究では活動量計から得られる心拍数や活動強度といったバイタルデータを活用することで、病気の早期発見を目的とした異常検知アルゴリズムの構築を行う。

2 提案手法 活動量計の検討

日常生活における高齢者の健康状態を計測するため、携帯面と精度面を考慮したセンサデバイスを用いる必要がある。そこで本研究では、Mi Bandを用いることとした。

Mi Bandは、6軸センサ・心拍センサが搭載されたリストバンド型の活動量計である。本研究で使用しているMi Band5は4,500円前後で購入することができ、Apple WatchやFit Bitなどの類似製品と比較しても圧倒的に安価である。また、バ

ッテリ持続時間は14日以上、防水性能は5ATMといったように、使用者は睡眠時や入浴時にも基本的に取り外す必要がないという強みがある。さらに、Mi Bandから得られるデータとして活動コードというものがある。これにより、取得データが、装着者がどの活動状態（睡眠・安静など）におけるデータであるかを分類することが可能である。これらの特徴に着目し、本研究ではMi Bandを用いることとした。

データ取得方法

人の手を必要としないデータ取得を可能とするために、本研究では図1のようなシステムアーキテクチャを用いたデータ取得を行う。

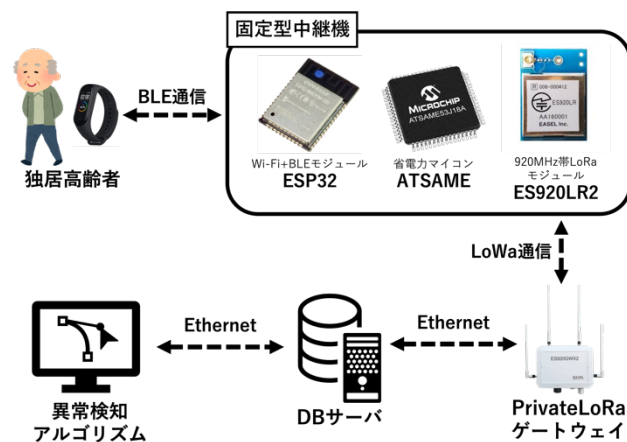


図1: システムアーキテクチャ

まず、見守り対象である高齢者はMi Bandを装着して生活する。Mi Bandからのデータ取得はBLE接続によって行うことができる。BLE接続によりMi Bandが固定型中継機に内蔵されたESP32とペアリングすることで、Mi Bandにより記録された高齢者の状態コード・歩数・活動強度・心拍数データが固定型中継機によって自動収集される。

ESP32によって取得されたデータは、UARTを用いてATSAMEからLoRaモジュールまで転送され、その後LoRaモジュールによってLPWA通信方式の一種であるPrivate LoRa通信を通じてデータベースサーバに収集される。

Proposal and Implementation of Anomaly Detection Algorithm for Vital Data Using Activity Status of Elderly People Living Alone

[†]Nagoya Institute of Technology

[‡]Department of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

心拍数異常検知アルゴリズム

心拍数異常検知アルゴリズムは、以下に示す手順により構成されている。特徴量として、1分ごとの心拍数と1分あたりの心拍数変化量を用いる。

1. Mi Band から得られる状態コードにより、心拍数データがどの活動状態（睡眠・安静・軽い運動・激しい運動）におけるデータであるのか分類を行う。
2. 1. で分類された活動状態ごとに Isolation Forest を用いて決定木を生成する。
3. 2. で生成された決定木を用いて、全サンプルの異常値スコアを決定する。
4. 予測区間を用いて異常値スコアの閾値を決定し、閾値を超えたサンプルを異常と判定する。

ここで異常値スコアとは、生成された決定木で二分探索する際の平均の深さであり、根に近い葉ほど異常値スコアが高くなる。

また予測区間とは、母集団を仮定した上で、将来観測されるであろう標本値に対して「どの範囲にあると予測されるか」を示すものである。予測区間は、母集団から抽出された標本の大きさを n 、平均を μ 、標準偏差を σ 、 t 分布表から得られる t 値を t としたとき、以下のように定義される。

$$\text{予測区間} = \mu \pm t \times \sigma \times \sqrt{1 + \frac{1}{n}}$$

3 評価実験

実験条件

本実験では、睡眠時無呼吸症候群[2]が疑われるとされる「1分あたりの心拍数変化量 15%以上が1時間に5回発生」を睡眠時の異常、高い未病状態が疑われるとされる「心拍数 100 以上」を安静時の異常、すぐに運動を中止するべき[3]とされる「心拍数 140 以上」を軽い・激しい運動時の異常と定義する。

本実験では、実験協力者である 20 歳代の男性 1 名が実際に Mi Band を着用したまま生活を送り、中継機を経由したデータ収集を行った。そこから 3 日分の生データを学習用データ、さらに 1 日分の生データに対して、異常の定義に基づいて異常サンプルを追加し作成したダミーデータをテスト用データとして用いた。

作成したデータセットに対して、活動状態を考慮しない Kurnianingsih らの手法[4]と本研究の提案手法を用い、それぞれの異常検知精度の評価を行った。

異常検知精度の評価指標として、混同行列から導出される適合率と再現率、F 値を用いた評価を行った。

実験結果

作成したデータセットに対して、Kurnianingsih らの手法と本研究の提案手法を用いた結果を表 1 に示す。

	Kurnianingsih らの手法	本研究の手法
適合率	0.0986	0.4206
再現率	0.1228	0.7895
F 値	0.1094	0.5488

表 1: 実験結果

実験結果より、本研究の提案手法は、活動状態を考慮しない Kurnianingsih らの手法に比べ、適合率が高いことから正常サンプルを誤って異常と判定するといった誤判定率が低いことがわかる。また、再現率が高いことから異常サンプルを異常と判定する精度が高いことがわかる。さらに、F 値を比較して、総合的に本研究の提案手法は Kurnianingsih らの手法に比べ、異常検知精度が高いことが確認された。

4 おわりに

本研究では、独居高齢者の健康状態の見守りと病気の早期発見を目的とし、活動量計から得られる活動コード・歩数・心拍数及び活動強度といったデータを用いた異常検知アルゴリズムの構築を行った。また、評価実験により、先行研究に対する優位性を確認した。

今後は、異常値スコアや閾値の決定方法について検討し、アルゴリズムの改善を行う。

謝辞

本研究の一部は、情報通信研究機構 (NICT, 22010) の助成により実施されたものです。

参考文献

[1]内閣府, 令和 3 年版高齢社会白書。

[2]Farney RJ, Walker BS, Farney RM, Snow GL, and Walker JM. "The STOP- Bang equivalent model and prediction of severity of obstructive sleep apnea: relation to polysomnographic measurements of the apnea/hypopnea index". In Journal of Clinical Sleep Medicine, Vol. 7, 2011.

[3]厚生労働省, 認知症予防マニュアル。

[4]Kurnianingsih, Lutfan Lazuardi, Lukito Edi Nugroho, Anton Satria Prabuwono, Widyawan: "Detection of Anomalous Vital Sign of Elderly Using Hybrid K-Means Clustering and Isolation Forest", Proceedings of TENCON 2018 - 2018 IEEE Region 10 Conference, 28-31 October 2018.