Vol.2019-MBL-92 No.4
Vol.2019-CDS-26 No.4
2019/8/29

放射温度センサを用いた温度分布による転倒検出

小川裕也[†1,a)]　内藤克浩[†2,b)]

概要：近年の高齢化に伴い、毎年多くの高齢者が転倒による怪我をしている。その対策として、転倒を他者に知らせることにより、転倒後の処置をより素早く行えるようにする研究が行われている。転倒を他者に知らせるためには、転倒を検出する必要がある。そのために様々なセンサを用いた転倒検出方法が提案されている。自宅や病室などの場所における転倒検出を想定した場合、何も身につけずに、プライバシーを侵害することがなく検出する方法が求められる。本研究では、放射温度センサを用いた転倒検出方法を提案する。提案方法は、安価で非ウェアラブル形式のプライバシー保護が可能である転倒検出を可能とする。また、より迅速かつ懸命な転倒検出を可能にするため、機械学習によるデータの処理を取り入れる。本研究では、機械学習のアルゴリズムを選択するために複数のアルゴリズムを用いて分類を行うことにより、高精度の分類手法の比較を行う。機械学習のための学習データは、2 秒間の行動を天井に設置された放射温度センサから 0.1 秒毎に取得した温度分布を使用する。2 秒間の行動は、転倒、歩く、寝ている、何もない状態の 4 種類からなる。4 種類の行動内容に対して 500 個の学習データを準備することにより、複数のアルゴリズムを用いて分類を行い精度を求めて比較をした。評価結果では、適切なアルゴリズムを選択することにより、96%以上の認識率を実現可能であることを示す。

Fall detection scheme based on temperature distribution with infrared sensor

Abstract: In recent years, the rate of older people is increasing with the aging of the population. In such a situation, many older people are injured by falls every year. As a countermeasure, several studies have been proposed to inform others of a fall as a quick post-fall treatment. Therefore, fall detection methods using various sensors have been proposed. Assuming fall detection at a place such as a home or a hospital, non-infringing privacy is required for a fall detection method without wearing anything. In this paper, we propose a fall detection method using infrared sensors. The method allows for a fall detection method that is inexpensive and capable of privacy protection in a non-wearable form. Also, we analyze temperature distributions using machine learning to enable quicker and harder fall detection. We have evaluated multiple algorithms to select an adequate algorithm of machine learning, classify learning data, acquire each accuracy, and compare the accuracy. As the learning data, we used a series of data for two seconds of the temperature distribution acquired every 0.1 seconds by the infrared sensor installed on the ceiling. We prepared 500 series of learning data for four actions: fall, walk, lie, and nothing. Based on these data, classification is performed using multiple algorithms to determine accuracy. The evaluation results showed that an adequate algorithm could realize a high detection performance with more than 96% accuracy.

1. はじめに

近年、医療分野などの技術の進歩に伴い、高齢化が進んでいる。2015 年、全世界の人口約 74 億人のうち、65 歳以上の人 (以降、高齢者と示す) は 6 億人であり、約 10%を占めている [1]。日本における高齢者の占める割合は、26.6%であり、アメリカ合衆国 (14.6%) と比較するとかなり高いとわかる。また、日本の高齢者の占める割合は、2060 年には約 40%になると予想されている。

そのような状況の中、世界保健機関 WHO によると、毎年、高齢者の約 30%が転倒により怪我をしている [2]。転倒の頻度は、年齢と体の衰えとともに増加していく。また、

†1 現在，愛知工業大学大学院経営情報化学研究科
Presently with Graduate School of Business Administration and Computer Science, Aichi Institute of Technology, Nagoya, Aichi, 464-0807, Japan
†2 現在，愛知工業大学情報科学部
Presently with Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology, Toyota, Aichi 470-0392, Japan
a) yuya@pluslab.org
b) naito@pluslab.org

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

医療分野において、転倒は重大な問題とされている。転倒により怪我をした人の 5%の人が、入院が必要な怪我をしている。さらに、救急科に訪れる患者の原因の 10∼15%が転倒である。高齢者の場合、転倒により入院した後、そのまま亡くなる人が多いのも注目される点である。退院できたとしても、後遺症が残り、日常の生活に影響を及ぼす可能性もある。今後、高齢者が益々増えていくことを考えた場合、転倒による問題はより深刻な状況になると予想される。

転倒に関する対策として、建物のバリアフリー化が挙げられる。バリアフリーとは、主に段差等の物理的障害物を取り除くことである。バリアフリー化により転倒の原因を減らすことが可能となる。しかし、高齢者になると筋肉が衰え、何もないところでも足が上がらず転倒してしまうことがある。その為、バリアフリー化により転倒を完全に無くすことは難しいと考える。

そこで、転倒した際の怪我を無くすための方法が検討されている [3]。転倒時の怪我をなくす方法として、転倒を早期段階で検知し、エアバックを用いて転倒による衝撃を軽減する方法が提案されている。しかし、エアバックのコストの高さやエアバックを装着している時にしか防げないため、日常生活での導入は難しいと考えられる。

また、転倒に関する対策として、転倒を他者に知らせることにより、転倒後の処置をより素早く行えるようにする方法もある。転倒を他者に知らせるためには、まず転倒を検出する必要がある。そこで、転倒の検出に関して、様々な研究が行われている。転倒の検出方法は、主にセンサを搭載したデバイスを装着するウェアラブル形式の方法と、壁や天井などにセンサを設置する非ウェアラブル形式の 2 種類に大きく分けられる。

ウェアラブル形式の方法のひとつとして、モーションセンサを用いた検出方法がある [4], [5]。モーションセンサは、加速度、重力加速度、加速方向を取得することが可能で、取得した値をもとに転倒を検出する。実際には、モーションセンサを搭載したベルト状のウェアラブル端末を腰に装着して転倒を検出している。他にも、モーションセンサの代わりにスマートフォンに搭載されている加速度センサや音声機能を用いた検出方法がある [6], [7]。実際にある製品として、Apple 社が提供する Apple Watch がある。Apple Watch は、内蔵された加速度計とジャイロスコープにより、手首の軌跡と衝撃加速度を分析して転倒を検出する。転倒検出後、60 秒以内に身動きがなかった場合、自動的に緊急通報サービスに連絡が行くようになっている。しかし、ウェアラブル形式の検出方法は、デバイスを身につけるという前提があり、自宅や病室などで常に身につけることは難しい。本研究では、非ウェアラブル形式の検出方法を提案する。

非ウェアラブル形式の検出方法として、部屋の壁に設置されたカメラを用いた検出方法がある [8], [9]。カメラから取得した画像をもとに、転倒を検出する。カメラを用いた転倒検出方法は、自宅や病室などでの利用を想定した場合、何も身につけることなく快適に生活する中の転倒検出を可能とする。しかし、日常生活に対してカメラの映像を利用すると、プライバシーを侵害する恐れがある。

そこで、非ウェアラブル形式かつプライバシーを侵害しない方法として、深度センサを用いた検出方法がある [10], [11]。深度センサは、赤外線を放出し反射して返ってくるまでの時間をもとに距離を取得し、赤外線を様々な位置に当てることにより物体の凹凸がわかり、形状を認識する。震度センサから取得した凹凸のデータをもとに転倒を検出する。しかし、深度センサは高価であるため、一般の家庭への普及は難しいと考えられる。そのため、より安価なセンサを用いた検出方法が必要である。

より安価なセンサとして、超音波センサと放射温度センサが挙げられる。超音波アレイセンサを用いた検出方法は、深度センサの赤外線の代わりに特定の周波数を用いた方法である [12], [13]。しかし、超音波アレイセンサの検出範囲は、放射温度センサと比較すると狭くなるため、本研究では、放射温度センサを用いた転倒検出方法を提案する。

本研究では、放射温度センサを用いた転倒の検出方法を提案する。放射温度センサは、温度分布を取得し、温度の変位をもとに転倒検出を可能とする。放射温度センサを用いることで、非ウェアラブル形式のプライバシーを侵害しない転倒検出方法を安価で導入が可能となる。そのため、一般の家庭への普及を可能にすると考える。また、本研究では、より迅速かつ懸命な処理を可能にするため、機械学習によるデータの処理を取り入れる。本研究では、機械学習のアルゴリズムを選択するために複数の学習アルゴリズムを用いて転倒検出を行い、それぞれの学習アルゴリズムの精度を求めて比較をする。評価結果より、適切な学習アルゴリズムを選択することにより、96%以上の精度の転倒検出が可能であることを示す。

2. 提案システム

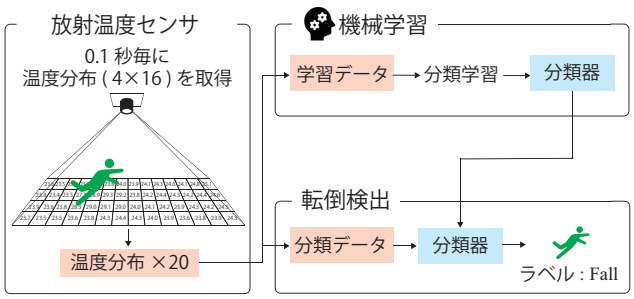
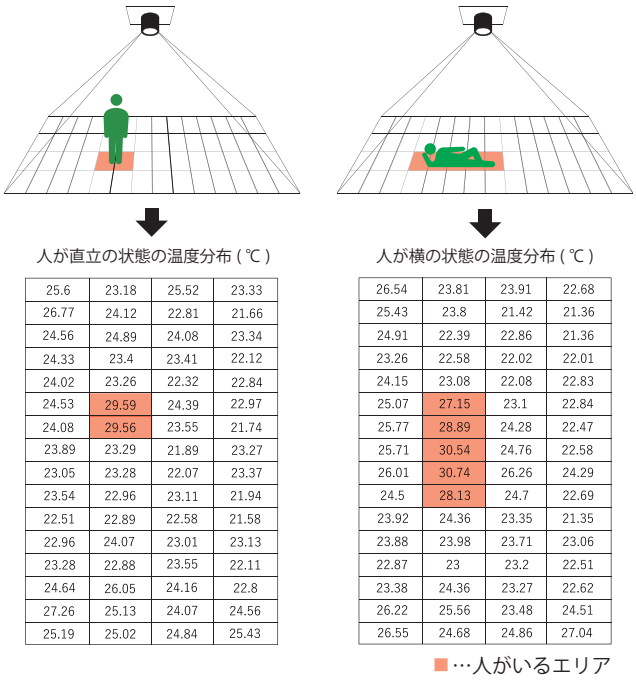


図 1　提案システムモデル

本研究では、放射温度センサを用いた転倒検出方法を提案し、安価で非ウェアラブル形式でプライバシーの保護が



25.6	23.18	25.52	23.33
26.77	24.12	22.81	21.66
24.56	24.89	24.08	23.34
24.33	23.4	23.41	22.12
24.02	23.26	22.32	22.84
24.53	29.59	24.39	22.97
24.08	29.56	23.55	21.74
23.89	23.29	21.89	23.27
23.05	23.28	22.07	23.37
23.54	22.96	23.11	21.94
22.51	22.89	22.58	21.58
22.96	24.07	23.01	23.13
23.28	22.88	23.55	22.11
24.64	26.05	24.16	22.8
27.26	25.13	24.07	24.56
25.19	25.02	24.84	25.43

26.54	23.81	23.91	22.68
25.43	23.8	21.42	21.36
24.91	22.39	22.86	21.36
23.26	22.58	22.02	22.01
24.15	23.08	22.08	22.83
25.07	27.15	23.1	22.84
25.77	28.89	24.28	22.47
25.71	30.54	24.76	22.58
26.01	30.74	26.26	24.29
24.5	28.13	24.7	22.69
23.92	24.36	23.35	21.35
23.88	23.98	23.71	23.06
22.87	23	23.2	22.51
23.38	24.36	23.27	22.62
26.22	25.56	23.48	24.51
26.55	24.68	24.86	27.04

図 2　立っている状態と横になっている状態の温度分布

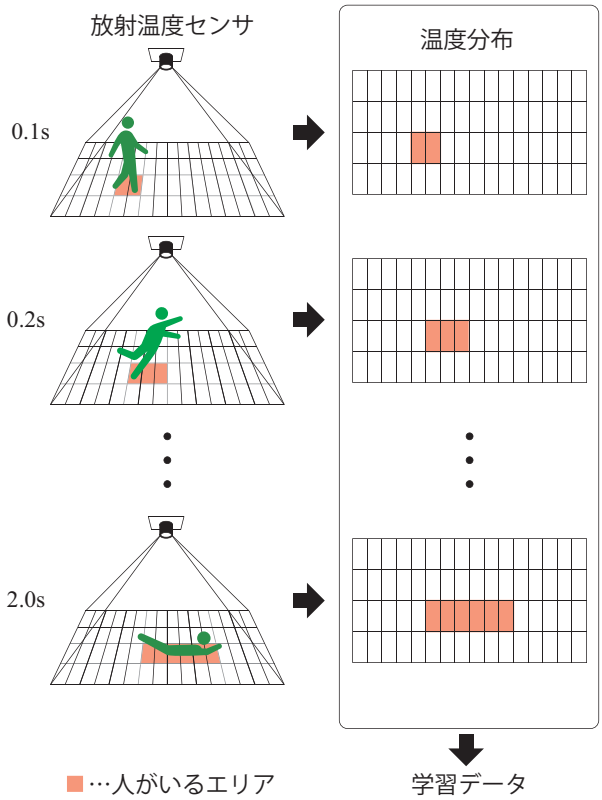


図 3　2 秒間の行動と温度分布

可能である転倒検出方法を提案する。提案システムのモデル図を、図 1 に示す。転倒検出のためのデータとして、0.1 秒毎に放射温度センサによって取得した温度分布を 2 秒間分を集めて 1 つの学習データ、分類データとする。事前に学習データをもとに機械学習の分類学習が行われ、分類器が作成される。作成された分類器は、分類データを分類しラベル付けをして転倒検出を行う。

2.1　温度分布からの転倒の判定

放射温度センサから取得した温度分布からの転倒の判定方法について説明する。室内において、人の体温は、周辺の物体や壁、床の温度と比較すると高くなる。この特徴を利用し、温度分布において、周辺より温度の高いエリアを人として認識することが可能となる。

本研究では、放射温度センサを天井に設置し、頭上からの温度分布を取得する。図 2 に天井に設置された放射温度センサから取得した人が、直立の状態の温度分布と、横の状態の温度分布を示す。温度分布において立っている状態の人の占める面積が、2 マスである。一方、横になっている状態の人の占める面積は、5 マスである。立っている状態から横になって行くにつれて温度分布における人の占める面積が増えていくことがわかる。つまり、人の占める面積の変化に注目することで、転倒の判定が可能である。

人の占める面積の変化を見るためには、複数の温度分布を比較する必要がある。複数の温度分布は一定時間毎に取得される必要がある。本研究では 2 秒間の行動を 0.1 秒毎の温度分布で取得し、複数の温度分布の変化により転倒を検出する。2 秒間で取得した複数の温度分布と行動のイメージ図を図 3 に示す。また、歩行時の温度分布を一定時間毎に取得し比較すると、進んだ距離と時間から歩行の速度や加速度を求められる。求められる速度や加速度から、より細かな行動の判定も可能になる。提案システムでは、2 秒間で取得した複数の温度分布の変化を機械学習により分析し、放射温度センサを用いた転倒検出方法を実現する。

2.2　学習データの準備

機械学習のために、多くの学習データを準備する。学習データの 1 個は、0.1 秒毎に取得された温度分布の 2 秒間分と行動内容を示すラベルからなる。ラベルとして、日常における主な行動である歩行、転倒、寝ている、何もない状態の 4 種類の行動パターンを準備する。転倒は、転び始めから完全に地面に横になるまでの一連動作として扱う。

2.3　機械学習

本研究では、複数の温度分布における変化の特徴の分析に、機械学習を用いる。機械学習では、教師あり学習を行い、行動を分類する。教師あり学習は、事前に準備した多数のラベル付けされた学習データをもとに分類器を作成する。分類器はラベルが未知のデータを受け取った時に、学習データセットから分析した特徴量をもとにラベル付けを行う。

また、教師あり学習の手法として、多くのアルゴリズム

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

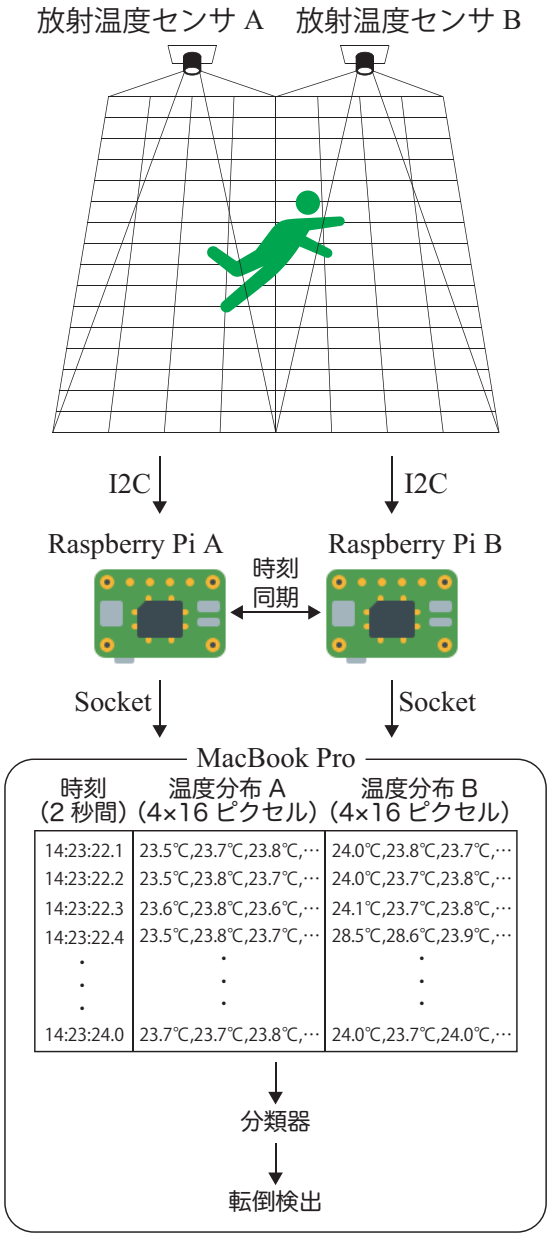


図 4　実装モデル

がある。本研究では、複数のアルゴリズムを使用して、学習データをもとに機械学習を行い分類器を作成する。そして、それぞれの分類器を用いて、検証用データを分類し精度を求める。これらの分類器の中から最も精度の高いものを用いて転倒検出を行う。学習データの精度を求める方法として、5 分割検証法を行う。5 分割交差検証法は、大量の学習データを 5 つに分類し、4 つを学習データ、残りの 1 つを検証データとして使用する。5 つに分割されたデータをそれぞれ検証データとして 5 回検証を行い、平均して精度を求める。

3.　実装

2 章において、安価で非ウェアラブル形式でプライバシーの保護が可能である転倒検出方法の提案システムについて説明した。本研究の実装モデル図を、図 4 に示す。本研究では、温度分布を取得する放射温度センサとして、Melxis 社の MLX90621 を用いて、Raspberry Pi 3 Model B で温度分布を取得する。その後、温度分布のデータを MacBook Pro に渡して処理を行い、機械学習行い分類器を作成し、転倒検出する。

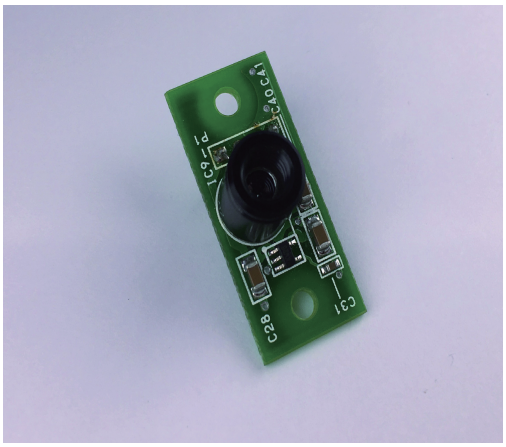


図 5　MLX90621

3.1　放射温度センサ

放射温度センサとして用いる MLX90621 を、図 5 に示す。MLX90621 は、4×16 ピクセルの温度分布を取得する。取得可能な温度は、-20°C～300°C で、視野角は 120°×25° である 。本研究では、高さ 2.8m の天井に設置しており、検出範囲は、約 1m×7m となっている。そのため、1 ピクセル辺りの面積は、約 0.25m×0.45m となる。また、自宅や病室などで転倒検出を行う際には、ひとつの放射温度センサの転倒検出範囲では、全体を見ることができない。そこで、本研究では、拡張性を示すために、2 つの放射温度センサを用いて温度分布を取得する。

3.2　データの取得と処理

MLX90621 から温度分布を取得するために、Raspberry Pi 3 Model B を用いる。Raspberry Pi と MLX90621 の間の通信は、I2C 通信によって行われる。I2C 通信は、マスタとスレーブに役割が分かれ、マスタ側からスレーブアドレスをもとにスレーブと送受信を行う。本研究では、Raspberry Pi がマスタで、MLX90621 がスレーブとなる。MLX90621 は、スレーブアドレスが 1 つしか用意されていないため、Raspberry Pi も MLX90621 と同様に 2 つ準備する必要がある。

温度分布取得後、Raspberry Pi は、デバイス番号、時刻、0.1 秒毎に取得した温度分布データのひとつを送信データとして、ソケット通信により MacBook Pro にデータを転送する。MacBook Pro は、取得した温度分布をデバイス番号をもとに格納し、時刻が等しい温度分布同士を結合し、

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

ひとつの温度分布とする。そのため、2 つの Raspberry Pi 間の時刻同期をする必要があり、ソケット通信を用いて、片方の Raspberry Pi の時間をもう片方へ伝える。学習データは、20 個の結合された温度分布をひとつとして扱う。

3.3 学習データ

学習データとして、日常における主な行動である転倒、歩く、寝ている、何もない状態の 4 種類の行動パターンのラベルの学習データを準備する。それぞれの学習データは、500 個ずつ準備する。また、身長の異なる 10 人にそれぞれの行動を行ってもらう。検出範囲内のあらゆる場所で検出できるようにするために、それぞれの行動は検出範囲内をランダムに行う。行動パターンの歩くは、検出範囲内を 2 秒間歩いた状態を示す。寝ているは、2 秒間、状態を問わず横になった状態を示す。転倒は、立っている状態から転倒して静止するまでを示す。安全の為、高さ 15cm のエアベッドを準備しその上に転倒をした。何もない状態は、人のいない状態を示す。

3.4 機械学習

機械学習は、Python のオープンソース機械学習ライブラリの scikit-learn を使用して行った。教師あり学習の分類のアルゴリズムは複数あるため、その中から最も精度の高いアルゴリズムを転倒検出に用いる。その為に、アルゴリズムとして、線形判別、k 近傍法、サポートベクターマシン、Naive Bayes、アンサンブルの Voting、Bagging、AdaBoost、RandomForest を行う。Voting は、複数の学習アルゴリズムの結果をもとに多数決して分類する学習アルゴリズムである。そこで、Voting は、線形判別、k 近傍法、サポートベクターマシン、Naive Bayes の中から精度の高い 3 つを用いる。Bagging は、データを分割して学習し、最後に結合させて分類する学習アルゴリズムである。Bagging も線形判別、k 近傍法、サポートベクターマシン、Naive Bayes の中から精度の高い 1 つのアルゴリズムを用いる。

精度を比較するために、5 分割検証法を行う。5 分割検証法は、学習データを 5 つのグループに分割し、4 つのグループを学習データとして使用し、残りの 1 つのグループを検証データとして使用して、精度を求める方法である。

4. 結果

線形判別、k 近傍法、サポートベクターマシン、Naive Bayes、アンサンブルの Voting、Bagging、AdaBoost、RandomForest のアルゴリズムを用いた分類のそれぞれの精度を図 6 に示す。5 分割交差検証により、機械学習は学習データ 1600 個で分類器を作成し、検証データ 400 個を用いて分類器の精度を求めた。検証データはラベルを問わず、ランダムに選択した。線形判別は 92.0%、k 近傍法は 93.0%、サポートベクターマシンは 39.75%、Naive Bays は 66.35%、AdaBoost は 68.0%、ランダムフォレストは、64.57%となった。Bagging は、精度の高い線形判別より k 近傍法を用いた方が精度が良くなり 95.75%となった。Voting は、精度の高い線形判別、k 近傍方、Bagging を用いて 96.75%となった。

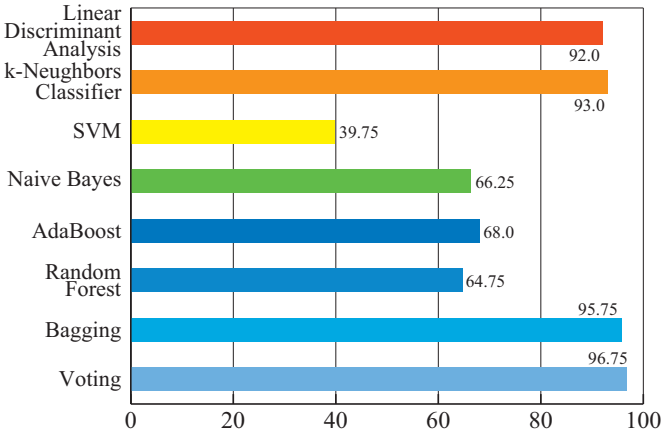


図 6 各学習アルゴリズムの精度

表 1 学習手法 Voting による検証データ分類時の実際のラベルに対する予測したラベルの割合

予測したラベル ＼ 実際のラベル	fall	walk	lie	none
fall	98.97%	3%	0.87%	0%
walk	0%	90%	0%	1.15%
lie	1.02%	0%	99.13%	0%
none	0%	7%	0%	98.85%

学習手法 Voting による精度 96.75%の分類をした際の実際のラベルに対する予測したラベルの割合を表 1 に示す。実際のラベルが fall である時に、予測されたラベルが fall であった割合は 98.97%であり、1.02%で予測されたラベルが lie となった。

5. 結論

本研究では、安価で非ウェアラブル形式でプライバシーの保護が可能である放射温度センサーを用いた転倒検出方法を提案した。提案システムでは、より迅速かつ賢明な転倒検出を実装するために、機械学習を用いた。

本研究では、複数の温度分布を学習データとして様々な学習アルゴリズムの機械学習を行い、それぞれの分類器の評価を行った。そして、提案した転倒検出方法に機械学習を用いるのに十分な精度を求めることができたと考える。今後の課題として、より正確に転倒検出するために、立っている状態から横になるなどの学習データの行動パターンを増やして実装を行う必要があると考える。

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

参考文献

[1] 内閣府：平成 30 年版高齢社会白書，（オンライン），入手先 ⟨https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2018/html/zenbun/s1_1_2.html⟩（参照 2018）.

[2] WHO: WHO Global Report on Falls Prevention in Older Age, (online), available from ⟨https://www.who.int/ageing/publications/Falls_prevention7March.pdf⟩ (accessed 2007-3).

[3] Otanasap, N.: Pre-Impact Fall Detection Based on Wearable Device Using Dynamic Threshold Model, *2016 17th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT)*, pp. 362–365 (online), DOI: 10.1109/PDCAT.2016.083 (2016).

[4] Rathi, N., Kakani, M., El-Sharkawy, M. and Rizkalla, M.: Wearable low power pre-fall detection system with IoT and bluetooth capabilities, *2017 IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON)*, pp. 241–244 (online), DOI: 10.1109/NAECON.2017.8268778 (2017).

[5] Harris, A., True, H., Hu, Z., Cho, J., Fell, N. and Sartipi, M.: Fall recognition using wearable technologies and machine learning algorithms, *2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 3974–3976 (online), DOI: 10.1109/BigData.2016.7841080 (2016).

[6] Chaitep, T. and Chawachat, J.: A 3-phase threshold algorithm for smartphone-based fall detection, *2017 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, pp. 183–186 (online), DOI: 10.1109/ECTICon.2017.8096203 (2017).

[7] Cheffena, M.: Fall Detection Using Smartphone Audio Features, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol. 20, No. 4, pp. 1073–1080 (online), DOI: 10.1109/JBHI.2015.2425932 (2016).

[8] Waheed, S. A. and Khader, P. S. A.: A Novel Approach for Smart and Cost Effective IoT Based Elderly Fall Detection System Using Pi Camera, *2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/ICCIC.2017.8524486 (2017).

[9] Hsieh, C., Shi, W., Huang, H., Liu, K., Hsu, S. J. and Chan, C.: Machine learning-based fall characteristics monitoring system for strategic plan of falls prevention, *2018 IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI)*, pp. 818–821 (online), DOI: 10.1109/ICASI.2018.8394388 (2018).

[10] Kasturi, S. and Jo, K.: Human fall classification system for ceiling-mounted kinect depth images, *2017 17th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, pp. 1346–1349 (online), DOI: 10.23919/ICCAS.2017.8204202 (2017).

[11] Sase, P. S. and Bhandari, S. H.: Human Fall Detection using Depth Videos, *2018 5th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, pp. 546–549 (online), DOI: 10.1109/SPIN.2018.8474181 (2018).

[12] Chang, Y. and Shih, T. K.: Human fall detection based on event pattern matching with ultrasonic array sensors, *2017 10th International Conference on Ubi-media Computing and Workshops (Ubi-Media)*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/UMEDIA.2017.8074149 (2017).

[13] Nadee, C. and Chamnongthai, K.: Ultrasonic array sensors for monitoring of human fall detection, *2015 12th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/ECTICon.2015.7207097 (2015).