

画像分類を活用した被介護者の見守りシステムの検討

中村 敬*, 谷澤之彦*

A Study of Monitoring System for Care-Receiver Using Image Classification

Kei NAKAMURA and Yukihiro TANIZAWA

In this study, a prototype of a monitoring system using a thermopile array sensor and a ToF sensor was developed to reduce the burden of monitoring caregivers and to classify the activity status (lying, rising or sitting, and absent) of people on the bed. The classification was performed using image classification based on a convolutional neural network (CNN), a tool for machine learning. As a result, an accuracy of 85% was achieved with the thermopile array sensor images and an accuracy of 60% was achieved with the ToF (time of flight) sensor images. Furthermore, by combining thermopile array and ToF sensor images, an accuracy of up to 97% was achieved. This is thought to be accomplished by each sensor compensating for the other's weaknesses.

Keywords: Monitoring System, Thermopile Array Sensor, ToF Sensor, Image Classification, CNN

1. はじめに

医療・介護現場において、人手不足が深刻化しており、デジタル技術やロボット技術を活用した介護者の作業負担軽減への取り組みが進められている。特に、被介護者の見守り作業は、夜間の作業負担が大きいことから、見守り作業を省力化するための支援機器のニーズが高い。被介護者を見守るシステムとして、クリップセンサやベッドセンサなどを用いたシステムが普及している。クリップセンサは、被介護者の衣服にワイヤーでつながっているクリップを取り付け、一定の距離以上離れると、本体からワイヤーが外れることで作動するセンサである。ベッドセンサは、ベッドのマットレス下に設置し、身体がマットから離れることで、負荷がなくなり作動するセンサである。これらのセンサは、設置は容易だが、未検知や誤検知が多く、精度の面でさらなる向上が課題となっている。

これらの課題に対して本研究では、画像センサと機械学習を組み合わせた高精度な見守りシステムの開発に向けて、ベッド上の人物を撮影し、機械学習を用いた画像分類により、臥床、起床および不在の3種類に判定を行ったので報告する。ここで臥床は、人物がベッド上で仰臥位や横臥位などの姿勢で寝ている状態、起床は、ベッド上で端座位や長座位などの姿勢で座っている、もしくはベッドの近くで立っている状態、そして不在は、臥床および起床以外の状態とした。実験で使用した画像センサは、被介護者のプライバシーに配慮でき、高い精度で判定が期待できるサーモパイルアレイセンサ²⁻⁴⁾およびToF (Time of Flight) センサ⁵⁻⁸⁾を用いた。また、サーモパイルアレイセンサおよびToFセンサを組み合わせることで、さらなる精度向上が実現できるか検討した。

2. 実験方法

2.1 システム構成および配置

システム構成および画像センサ仕様を Fig. 1,

* ものづくり研究課

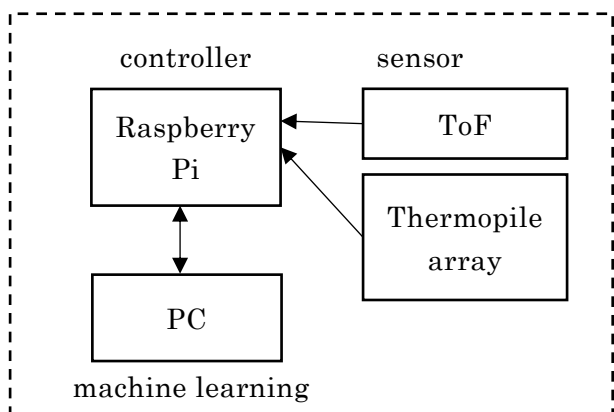


Fig1 System Configuration

Table1 Sensor specifications

	ToF Sensor	Thermopile Array Sensor
Resolution	240×180 px	32×32 px
Field of view	70 °	90 °
Frame rate	30 fps	8 fps
Size	38×38 mm	25×16×8 mm

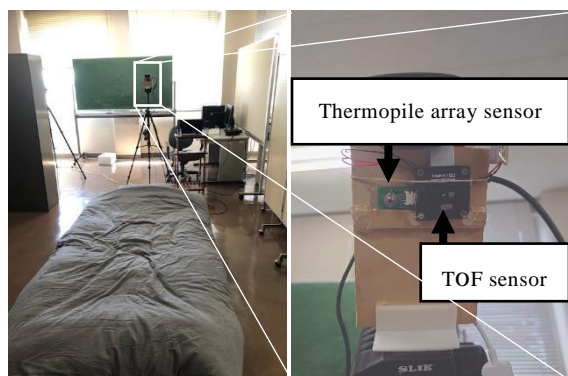
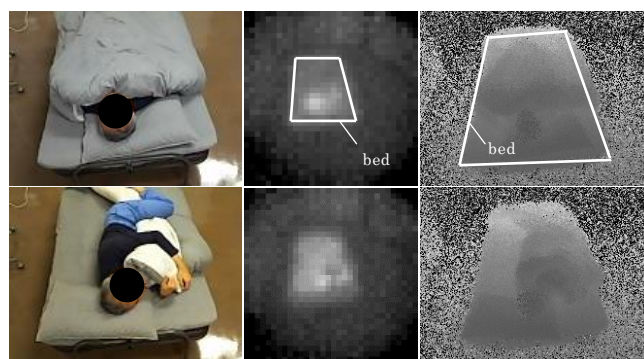
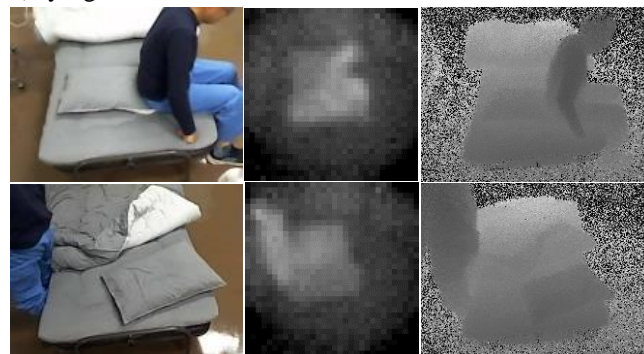


Fig.2 Experiment setup (left) and installation status of thermopile array and ToF sensor (right).

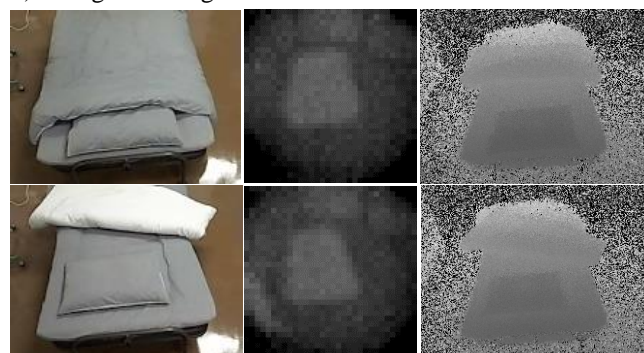
Table 1 に示す. 画像センサは, サーモパイルアレイセンサ (SSC 製 SSV32x32-01-11) および ToF センサ (Arducam 製 B0410) を用いた. サーモパイルアレイセンサは, 物体が放射する赤外線から温度を検出し, ToF センサは, 赤外線を照射し, 物体による反射光がセンサに返ってくるまでの時間を計測することで, 物体との距離を検出するものである. それぞれ複数の素子を配列することにより, 画像として出力される. 本システムは, サーモパイルアレイセンサおよび ToF センサから出力される画像 (以下, サーモ画像および深度画像とする.) を Raspberry Pi で取得し, ネットワーク



a) lying



b) rising or sitting



c) absence

Fig.3 Examples of images captured by each sensor.

(Left: color image. Center: thermal image. Right: ToF image.)

経由で解析用 PC へ画像を転送する. そして, 解析用 PC で畳み込みニューラルネットワーク (Conventional Neural Network, 以下 CNN とする) による画像分類を行うことで, 臥床, 起床および不在の判定を行う. 画像センサおよび Raspberry Pi は, カメラ三脚上に固定した. 実験は, Fig. 2 に示すように実験室内にベッドを設置し, ベッド全体が画像センサの検出範囲となるようにした.

2.2 学習用データセットの作成

2.2.1 画像の収集

学習用データセットの作成のため, 臥床, 起床および不在の状態に対して, 室温 25 °C の環境で

サーモ画像および深度画像を 2.1 節のシステムを用いて撮影した。CNN の精度向上のため、臥床の画像では、ベッド上で仰向けや横に向くなど姿勢や布団、枕の位置などの状態を変えて撮影した。起床の画像では、臥位以外で画像内に人物が写った状態として、ベッド上に座った姿勢だけでなくベッド周辺で立ち上がった姿勢についても撮影した。不在の画像については、ベッドの布団や枕の位置などの状態を変えて撮影した。各状態の画像例を Fig. 3 に示す。

2.2.2 画像分類用データセットの作成

学習用データセットには、2.2.1 節で撮影したサーモ画像および深度画像に加えて、両者を結合させた画像（以下、結合画像とする）を用いた（Fig. 4）。ここで、サーモ画像(32×32 pixel)と深度画像(240×180 pixel)の解像度は異なるため、サーモ画像を深度画像の解像度に合うようにリサイズしてから結合させた。各画像に臥床、起床および不在のいずれかのラベルを付与し、入力画像がそれぞれサーモ画像、深度画像および結合画像の 3 種類のデータセットを作成した。各データセットに含まれる画像は、臥床が 612 枚、起床が 639 枚、不在が 587 枚、合計 1838 枚とし、それぞれにおいて 80 %を訓練用データ、20 %を検証用データとした。

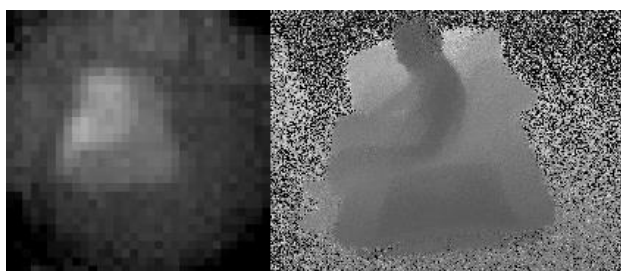


Fig.4 Example of merged image. (A ToF image and a thermal image are connected side by side to create a single composite image.)

2.3 CNN による学習と判定方法

画像分類は、サーモ画像、深度画像および結合画像から被験者の状態を判別する 3 種類のモデルで行った。各モデルは、Fig.5 に示す構造の CNN を用いた。CNN は、畳み込み層、プーリング層、全結合層で構成されるニューラルネットワークであり、畳み込み層とプーリング層で入力画像の特徴量を抽出し、全結合層で得られた特徴量からラベルごとに確率が出力される。本実験では、画像分類用データセットを用いて、出力が臥床、起床および不在になるように学習した。判定結果は、出力される確率が最大となるラベルとした。

2.4 判定精度の評価

画像分類の判定精度は、室温 20 °C、25 °C、28 °C の環境下で撮影した画像を用いて評価した。評価に使用した画像の枚数を Table2 に示す。なお、判定精度は式(1)により算出した。

$$\text{判定精度(\%)} = \frac{\text{正しく判定できた画像の数}}{\text{判定用画像の数}} \times 100$$

(1)

Table2 Number of images used for evaluation at each temperature condition

	Temp.20 °C	Temp.25 °C	Temp.28 °C
lying	77	101	162
rising or sitting	75	90	131
absence	55	44	126
total	207	235	419

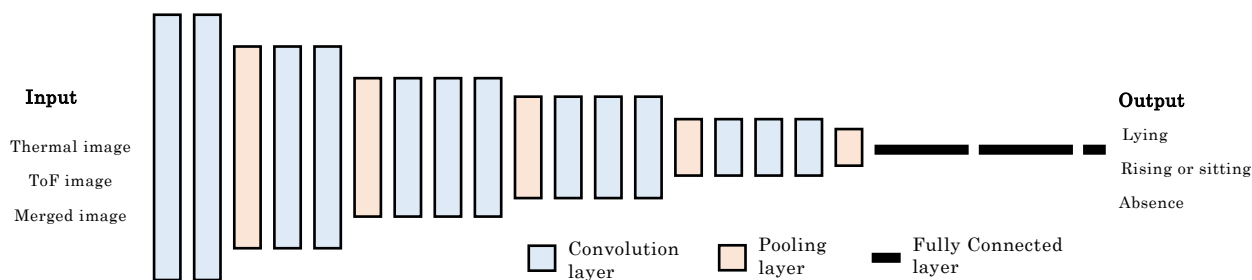


Fig.5 CNN model architecture

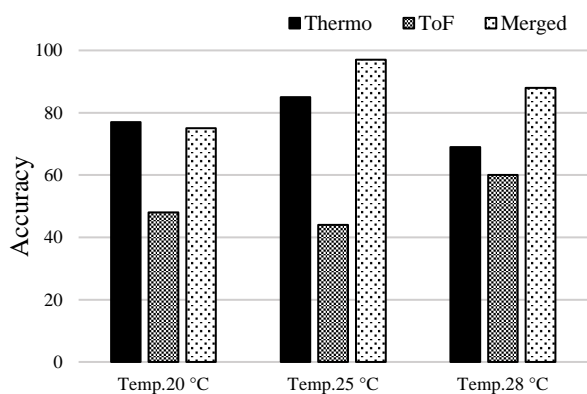
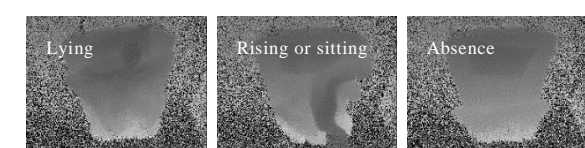
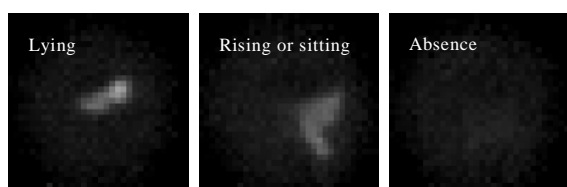


Fig.6 Relationship between accuracy and temperature conditions



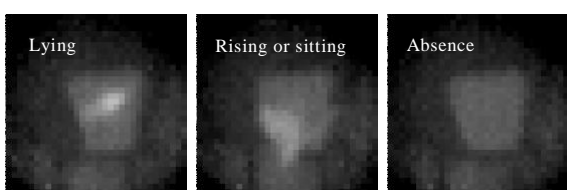
a) Thermal image of 20 °C



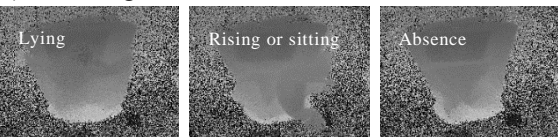
b) ToF image of 20 °C



c) Thermal image of 25 °C



d) ToF image of 25 °C



e) Thermal image of 28 °C



f) ToF image of 28 °C

Fig.7 Example of images used for evaluation

Table3 Results of determining lying, waking, and absence by thermopile array sensor and ToF sensor

collect	judge	number of images		
		thermal	ToF	merged
lying	lying	333	69	329
	rising or sitting	4	2	11
	absence	3	269	0
waking	lying	25	43	1
	rising or sitting	270	194	294
	absence	1	59	1
absence	lying	15	19	3
	rising or sitting	165	12	93
	absence	45	194	129

3. 結果と考察

画像分類におけるサーモ画像および深度画像、結合画像を用いた評価結果を Fig.6 に、評価に使用した画像の例を Fig.7 に示す。Fig.6 より、サーモ画像による判定は、室温 25 °C の条件において、85 % 以上の高い判定精度が得られた。しかしながら、室温 20 °C、28 °C では、判定精度が約 10 % 低下した。使用環境に合わせた温度で撮影した画像を加えて、学習することで判定精度が改善する可能性がある。一方で、深度画像による判定は、すべての条件でサーモ画像よりも判定精度が大きく低下し、最も低い場合で 44 % であった。また、結合画像による判定は、最大 97 % の判定精度が得られた。サーモパイルアレイセンサと ToF センサを組み合わせることで判定精度がサーモパイルアレイセンサ単体と比べて平均 10 %、ToF センサ単体と比べて平均 20 % 向上する可能性があることを確認できた。

次にサーモ画像、深度画像および結合画像において各状態の判定数を Table3 に示す。Table3 よりサーモ画像では、不在を起床と誤判定した数が 165 枚であった。誤判定した理由として、被験者の背中中の体温がベッドの中心に残った影響で、離床後も不在ではなく、起床と判定されたと考えられる。その一方で深度画像では、臥床を不在と判定した数が 269 枚であった。ToF センサは、対象との距離を測定しているため、ベッドで寝ている状態と寝ていない状態を識別するためには、布団

の膨らみの有無を判定する必要がある。ここで、ToF センサは対象の布団の面に対して入射角 θ (表面に垂直な法線と視軸の成す角度)が 90 度に近い角度で撮影している。そのため、ToF センサにおける各画素に対応する距離の分布は膨らみ無し(起床)と膨らみ有り(臥床)の間で一部が重なることになり、結果的に両者の識別を誤らせることになる。なお、本研究では、臥床を不在と誤識別する誤りが多い一方で、不在を臥床と誤識別する誤りは少なかったが、これは CNN における識別境界が不在側に偏っていたものと推測される。結合画像では、起床と不在の誤判定がサーモ画像および深度画像と比べ減少した。

4. まとめ

本研究では、サーモパイルアレイセンサおよび ToF センサの出力画像から、CNN によりベッド上の人物の状態の判別を行う見守りシステムを作成し、センサ方式が判定精度に与える影響について調べた。その結果、1つのセンサを使用した場合に比べ、サーモパイルアレイセンサおよび ToF センサの出力を結合した画像を用いることで、判定精度が向上する場面があることを確認した。これは、サーモパイルアレイセンサと ToF センサがそれぞれ持つ強みを活かすことで、誤判定を減らすことができたと考えられる。今後は、現場での有効性を確認するなど、製品化に向けた取り組みを進めたい。

参考文献

- 1) 小倉光博ほか：“3次元距離画像を用いた離床センサの開発”. 医療機器学, 85.5, p487-493 (2015)
- 2) 高木祐弥, 高橋尚弘, 大塚真吾：“温度センサを用いた高齢者の見守り”. 第8回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, P6-1(2016)
- 3) 岡田遼太郎, 矢入郁子：“プライバシーに配慮した屋内行動モニタリングシステムの提案”. 人工知能学会全国大会論文集, 1D3-6(2016)
- 4) 川島昂之ほか：“赤外線センサアレイから得られる温度分布の時間変化に基づく行動認識に関する検討”. 電子情報通信学会技術研究報告, 116(90), p53-58(2016)
- 5) 高橋裕基, 中島翔太, 北園優希：“Kinect センサによる深夜徘徊防止システムの開発”. 産業応用光学学会全国大会 2013, p42-43 (2013)
- 6) 古橋知大, 大村 廉：“KINECT を用いたベッド上の人体認識”. マルチメディア、分散、協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, p1614-1619 (2014)
- 7) 真田 慎, 岡田志麻：“KINECT を用いた離床認識システムの開発”. 看護理工学会誌, 3(2), p73-85(2016)
- 8) 佐藤公信ほか：“ニューラルネットワークを用いた離床検知システムの開発”. 電気学会論文誌 C, 128(11), p1649-1656 (2008)