

NAIST-IS-MT1651114

修士論文

BLE ビーコンを用いた 介護記録自動生成システム

森田 達弥

2018 年 3 月 15 日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

森田 達弥

審査委員：

安本 慶一 教授	(主指導教員)
小笠原 司 教授	(副指導教員)
荒川 豊 准教授	(副指導教員)
諏訪 博彦 助教	(副指導教員)
藤本 まなと 助教	(副指導教員)

BLE ビーコンを用いた 介護記録自動生成システム*

森田 達弥

内容梗概

高齢者人口は世界規模で増加しており，それに伴い介護施設への入居者も増加している．その結果，介護施設における介護職員の業務負担が社会問題となっている．介護施設では，サービスの質を向上させることなどを目的に，入居者の1日の活動を介護記録として記録している．しかし，実際の現場において各介護職員は複数の入居者を同時に介護する必要があるため記録作業が困難となっている．

本研究では，介護施設の入居者の活動をモニタリングする行動履歴自動生成システムを提案する．介護施設でのシステム運用を想定した場合の要件は，複数の入居者を識別可能であること (要件 1)，複雑な操作を必要とせず入居者の装着負担が軽いこと (要件 2)，プライバシーを侵害しないこと (要件 3)，低コストで導入可能であること (要件 4)，新規入居者に即時に対応可能であること (要件 5) である．この 5 つの要件を解決するため，Bluetooth Low Energy (BLE) ビーコンベースのシステムを提案する．提案システムは入居者の位置情報から行動を認識する．屋内位置測位には様々な手法があるが，従来の BLE ビーコンを用いた屋内位置測位では，環境側にビーコンを設置し，ユーザの所有するスマートフォンなどのデバイスの位置を測位する．介護施設の入居者は主に高齢者であるため，この手法のようにユーザがデバイスを所有することは装着負担がかかるため好ましくない．また，入居者が増加するごとに施設側への端末のコスト負担が増大する．提案手法は，環境側に安価な受信機を設置し，ユーザが BLE ビーコンを所有するこ

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文, NAIST-IS-MT1651114, 2018 年 3 月 15 日.

とで装着負担とコストを削減する。しかしながら、提案手法のような条件下では、BLE ビーコンの RSSI の揺らぎが大きくなるため位置側位は困難となる。この問題を解決するため、提案手法では BLE ビーコンの受信信号強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator) を特徴量とした機械学習によりエリアを推定し、推定されたエリア情報から各入居者の行動を認識する。また、BLE ビーコン内部に搭載した加速度センサとマイクロプロセッサにより、「着座」、「直立」、「歩行」などの動作を推定する。入居者の行動情報及び動作情報はサーバへ保存され、Web アプリケーションによって PC やタブレットからレポートとして出力可能である。システムは以下のように要件を満たす。BLE ビーコンは ID で入居者の識別可能 (要件 1)、小型軽量で操作を必要としない (要件 2)、電波のみを用いる (要件 3)、スマートフォンのような端末と比較し安価 (要件 4)、個人特性の影響を受けにくい (要件 5)。

提案手法の評価実験を、実際の介護施設において 4 人の入居者及び職員を対象に 5 日間行なった。具体的には、行動推定手法として最も精度の高い組み合わせを決定するため、以下の 4 つの評価を行った。1) 機械学習アルゴリズムの比較、2) 平滑化手法の比較、3) 平滑化における時間窓の比較、4) 生成された日報の評価。評価の結果、機械学習アルゴリズムはランダムフォレストと勾配ブースティング木、平滑化は 50～60 秒程度の最頻値による平滑化が加重平均 F 値 80% と最も良い結果となった。また、介護職員に行なったインタビューから出力されたレポートは介護記録の作成に有用であるということがわかった。

キーワード

行動認識, 屋内位置推定, BLE ビーコン, 機械学習, 介護施設

Automatic Activity Report Generation System using BLE Beacon*

Tatsuya Morita

Abstract

As the world's population of senior citizens continues to grow, the burdens on the professionals who care for them (carers) are also increasing. In nursing homes, carers often write daily reports to improve the resident's quality of life. However, since each carer needs to simultaneously care for multiple residents, they have difficulty thoroughly recording the activities of residents. In this thesis, we address this problem by proposing an automatic daily report generation system that monitors the activities of nursing home residents. The requirements for the system in nursing homes are: it is possible to identify multiple residents(Req 1), it requires no complicated operation and the burden of wearing is light(Req 2), it does not violate resident's privacy (Req 3), it can be introduced at low cost(Req 4), and it can respond to new residents immediately(Req 5). In order to satisfy these five requirements, we propose Bluetooth Low Energy (BLE) beacon based activity recognition system. The proposed system estimates the multiple locations (areas) at which residents are situated with a BLE beacon through a variety of methods for analyzing the RSSI values of BLE signals and recognizing the activity of each resident from the estimated area information. In addition, in the BLE beacon, we implemented a classifier which recognizes the following action: "sit," "stand," and "walk." That is, our BLE beacon can recognize what

*Master's Thesis, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT1651114, March 15, 2018.

kind of actions the resident perform. The recognized information is stored in a database with timestamps. Then, the server automatically generates daily reports based on them. The requirements are satisfied as follows: The BLE beacon can identify residents by ID (Req 1), it is compact and lightweight and does not require operation (Req 2), only radio waves are used (Req 3), only low price devices are used compared with smartphones (Req 4), and it is robust against individual difference (Req 5).

To show the effectiveness of the proposed system, we conducted an experiment for five days with four participants in cooperation with an actual nursing home. We evaluated the proposed system's effectiveness through 1) comparison of machine-learning algorithms, 2) comparison of smoothing methods, 3) comparison of time-windows, and 4) evaluation of generated daily reports. Evaluation experiments revealed the most effective combination pattern among 156 patterns to accurately generate daily reports at F-measure of 80 %.

Keywords:

activity recognition, indoor localization, BLE Beacon, machine learning, nursing home

目 次

1. 序論	1
2. 関連研究	5
2.1 介護及び看護業界における労働に関する研究	5
2.2 提案システムに関する研究	5
2.2.1 提案システムの先行研究	5
2.2.2 屋内位置推定に関する研究	6
2.2.3 行動推定に関する研究	7
3. 介護記録自動生成システム	8
3.1 想定環境及びシステム要件	8
3.2 システム概要	9
3.3 MBFS アーキテクチャ	11
3.4 システム構成	12
3.5 行動推定プロセス	14
3.5.1 データセット作成及びデータの前処理	14
3.5.2 識別器の構築	15
3.5.3 平滑化処理	16
3.6 動作推定プロセス	19
4. 評価実験	21
4.1 実験概要	21
4.2 実験環境	22
4.3 評価方法	23
5. 結果	25
5.1 機械学習アルゴリズムの比較結果	25
5.2 平滑化手法の比較結果	27
5.3 平滑化における時間窓の比較結果	28

5.4 生成された介護記録の評価	29
6. 考察	31
6.1 システムの有用性	31
6.2 今後の展望	32
7. 結論	35
謝辞	37
参考文献	39

図 目 次

1	介護施設における行動とエリアの関係性	2
2	提案システム概要図	10
3	ビーコン受信機の設置位置及びカモフラージュ	11
4	システムの構成及びデータフロー	12
5	開発した BLE ビーコンの概要	13
6	データの前処理	15
7	行動推定結果出力例	17
8	最頻値による平滑化概要	18
9	開発したデータログの概要	19
10	BLE ビーコンを装着した状態	21
11	介護施設の間取り	22
12	機械学習アルゴリズムの比較結果	25
13	決定されたアルゴリズムによって生成された介護記録 (平滑化前)	26
14	時間窓の比較結果	28
15	生成された介護記録比較	29
16	介護記録アプリケーション	33

表 目 次

1	平滑化手法の比較結果 (時間窓 = 20 秒)	27
2	各被験者の評価結果	30
3	動作推定の評価結果	32

1. 序論

近年、医療技術の進歩により世界規模で平均寿命は増加している [1]。先進国においてその傾向は顕著であり、特に日本では人口の4分の1が65歳以上となっている。高齢者社会は、様々な問題を引き起こすと予想されている。その中でも特に、介護施設における介護職員の負担増加が懸念されている。実際に、奈良県生駒市のいこいの家ケアセンター¹においてオーナーにインタビューを行なったところ、介護施設において介護職員の負担は増加し続けており、その過酷さから介護業界では職員の早期離職が大きな問題となっていることがわかった。そのため、多くの介護施設では慢性的な介護職員不足に悩まされている。介護職員は、リハビリ、トイレ、食事、入浴などのサポート、健康管理、会話など様々な業務を行う。同時に、介護記録として入居者の1日の行動も記録しなければならない。介護記録の執筆は国から提出を義務付けられており、また、職員間の情報共有、介護計画の作成補助、介護施設で行なったサービスの証明など様々な役割を担う。現状の介護施設では、1人の職員が複数の入居者の世話をしなければならず、それぞれの高齢者に常に目を行き届かせることが困難となっている。例えば、担当している1人の入居者が入浴する場合、職員はつきっきりでサポートしなければならず、他の入居者の行動を正確に記録できない。また、リハビリやトイレなどのサポートでもそれぞれの行動のサポートと記録を両立しなければならず、介護職員の大きな負担となっている。このように、介護記録執筆作業は介護職員の負担を増加させる一因となっており、解決しなければならない重大な問題の1つである。

本研究では、IoT/ICT 技術を介護施設に導入し、介護職員の記録執筆作業を支援するシステムを検討した。現状、介護業界には記録作業をタブレットやPCで行うような記録システムは存在するが、自動で入居者の行動を記録するようなシステムは実現できていない。本研究では、介護施設において複数の入居者をモニタリングし、それぞれの1日の行動を自動的に生成するシステムを新たに提案する。介護施設でのシステム運用を想定した場合の要件は、複数の入居者を識別可能であること (要件 1)、複雑な操作を必要とせず入居者の装着負担が軽いこと (要

¹いこいの家ケアセンター: <http://www.lifecarejp.com/>

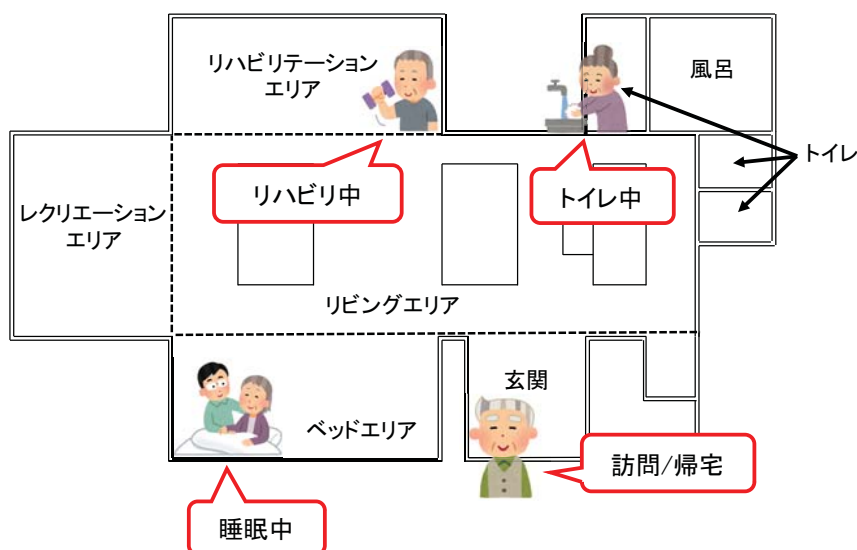


図 1 介護施設における行動とエリアの関係性

件 2), プライバシーを侵害しないこと (要件 3), 低コストで導入可能であること (要件 4), 新規入居者に即時に対応可能であること (要件 5) である。この 5 つの要件を解決するため, Bluetooth Low Energy(BLE) ビーコンベースのシステムを提案する。提案システムに必要な機能として, 1) 複数人の行動のモニタリング機能, 2) 介護記録の自動生成機能の 2 つを設定した。

まず, 1) 複数人の行動のモニタリング機能を実現するため, 我々は介護施設におけるエリアと行動の関係性に注目した。図 2 に介護施設における行動とエリアの関係性を示す。間取りなどは施設によって変化するが, 一般的にリハビリや, 睡眠, 入浴場, トイレなど記録すべき行動はそれぞれ決まったエリアで行われる。したがって, エリア情報から入居者の行動を推測できる。提案システムのモニタリング機能では, いつ, どこに, 誰が, いたのか, という情報を取得しサーバのデータベースへ保存する。この機能を実現するには, 屋内位置測位技術が必要となる。屋内位置測位には様々な手法があるが, 本研究ではユーザの装着負担, 介護施設のコスト負担を考慮し, BLE ビーコンを用いた新たな手法を提案する。従来の BLE ビーコンを用いた屋内位置測位では, 環境側にビーコンを設置し, ユー

ザの所有するスマートフォンなどのデバイスの位置を測位する。介護施設の入居者は主に高齢者であるため、この手法のようにユーザがデバイスを所有することは装着負担がかかるため好ましくない。また、入居者が増加するごとに施設側への端末のコスト負担が増大する。提案手法では、環境側に安価な受信機を設置し、ユーザが BLE ビーコンを所有することで装着負担とコストを削減する。しかしながら、提案手法のような条件下では、BLE ビーコンの RSSI の揺らぎが大きくなるため位置側位は困難となる。この問題を解決するため、提案手法では BLE ビーコンの RSSI を特徴量とした機械学習によりエリアの推定を行う。

次に、介護記録の自動生成機能を実現するためにサーバで動作する Web アプリケーションを開発した。介護職員は、PC またはタブレットなどのスマートデバイスを用いて、それぞれのユーザの行動情報を閲覧・プリントアウトできる。このアプリケーションでは、リアルタイム分類器と可視化機能を実装した。可視化機能を実装した結果、エリア推定では、特定のエリアに多く誤推定されていることがわかった。そこで、エリア推定精度とアプリケーションの視認性を向上させるため、推定結果の平滑化を導入する。平滑化には、時間窓内で最も頻繁に推定される行動により推定結果を上書きする手法、時間窓内の推定結果の出現パターンを特徴量とする機械学習による手法の 2 つを用いた。システムは以下のように要件を満たす。BLE ビーコンは、ID で入居者の識別可能 (要件 1)、小型軽量で操作を必要としない (要件 2)、電波のみを用いる (要件 3)、スマートフォンのような端末と比較し安価 (要件 4)、個人特性の影響を受けにくい (要件 5)。

さらに、提案手法の評価実験を、実際の介護施設において 4 人の入居者及び職員を対象に 5 日間行なった。具体的には、行動推定手法として最も精度の高い組み合わせを決定するため、1) 機械学習アルゴリズムの比較、2) 平滑化手法の比較、3) 平滑化における時間窓の比較、4) 生成された日報の評価の 4 つの評価を行った。評価の結果、機械学習アルゴリズムはランダムフォレストと勾配ブースティング木、平滑化は 50～60 秒程度の最頻値による平滑化が加重平均 F 値が 80% と to, 最も良い結果となった。また、介護職員に行なったインタビューから出力されたレポートは介護記録の作成に有用であるということがわかった。

本論文の構成を以下に述べる。まず、2 章では本研究に関連するこれまでの研

究や関連研究を取り上げる．3章では，システムの要件，デザインについて述べ，提案システムを構成する手法について詳細に述べる．4章では，実験環境，実験方法，評価の指標について述べる．5章では，介護施設で行なった提案システムの実験結果について述べる．6章では，提案システムの有用性，柔軟性について考察し，今後の展望を述べる．最後に，7章で結論を述べる．

2. 関連研究

本章では、はじめに本研究のモチベーションである介護及び看護業界での労働に関する研究について述べ、次に我々のグループが従来行なってきた先行研究について述べる。最後に、提案システムの技術に関する研究について述べる。

2.1 介護及び看護業界における労働に関する研究

本研究では、介護施設での記録作業の負担軽減を目的としたシステムを開発する。介護及び看護業界の労働を調査する研究はこれまで行われてきている [2-4]。三輪 [5] らは、介護施設において職員 15 人を対象とし介護プロセスの計測と可視化を行なった。その結果、1 日の業務において情報共有に 14.2%、記録作業に 7.52%、記録の確認に 3.23%と情報に関連する業務に最も時間が割かれていることがわかった。井上 [6] らは、加速度センサを用いて病院の看護婦に対して看護業務の分析を行なった。その結果、記録の作成作業が最も時間のかかる作業であることがわかった。介護及び看護業界では情報システムの導入が進んでおらず、社会の高齢化に伴いさらに増加する業務負担を軽減させるシステムの開発が急務である。

2.2 提案システムに関する研究

2.2.1 提案システムの先行研究

介護施設における記録業務の負担を軽減させるため、我々はこれまで入居者の行動を記録するためのシステム開発を進めてきた。まず、エリア推定手法として各エリアに設置した受信機が受信する RSSI を単純比較し、最も強度の高いエリアを滞在エリアとし記録する手法を提案した [7,8]。実際に介護施設において 1 人の入居者を対象に 1 日間データを収集したところ、59.5%の精度で滞在エリアを認識した。また、実験を通して介護施設におけるビーコン受信機の設置場所の制約などが明らかとなった。介護施設では電源の場所は限られており、また、トイレなどに設置する際は入居者の気にならないような場所に設置しなければならない

い。RSSI はビーコン受信機の設置位置や施設の設備などの環境で大きく変化するため、単純に強度を比較する手法では高い精度が得られないことがわかった。

次に、上記の問題を解決するため機械学習によるエリア推定手法を提案した [9–11]。提案手法を評価するため、介護施設において 1 人の入居者を対象に 1 日間データを収集した。ランダムフォレストによって滞在エリアを推定し、10 分割交差検証によって評価したところ F-measure は 80.6% となった。また、秒単位での滞在エリアの誤推定が多く発生していることがわかった。実験から 1 人の入居者を対象とした場合、高い精度で滞在エリアを推定できることが確認できた。しかし、これらの研究では複数人を対象とした実験は行われていない。提案システムでは、複数の入居者の滞在エリアを推定できることは必須要件である。また、他者のデータを教師データとした機械学習で滞在エリアを推定できれば、介護施設において新規入居者にも即時に対応可能である。

2.2.2 屋内位置推定に関する研究

スマートホームなど屋内環境での IoT の浸透に伴い、屋内位置推定が注目されている。屋内位置推定手法としては、Wi-Fi [12]、BLE [13–15]、磁場 [16]、赤外線 [17]、超音波 [18] など様々な技術が用いられる。カメラベースの手法は最も活用されているものの一つである [19, 20]。しかし、介護施設のように広い施設でカメラベースの手法を用いると、多くのカメラを用意する必要がありコストがかかる。また、人によっては撮影されることに嫌悪感を感じるためプライバシーの面においても問題がある。RFID を用いた手法も提案されている [21–25]。RFID を用いた手法では、主にセンサモデルと呼ばれる確率モデル、またはリーダアンテナと RFID タグの組み合わせによって形成される指向性を用いて位置を推定する。しかし、これらの手法では複数のタグを用いた場合、互いに干渉し信号を送信できなくなる。また、専用の RFID リーダが必要となるためコストも増大する。Wi-Fi や BLE など電波を用いた手法 [26–30] では、三角測量方式、フィンガープリンティング方式、電波到来時間差 (TDOA : Time Difference of Arrival) などの手法が用いられる。これらの手法では数メートルから数センチメートル単位での位置測位を実現しているが、環境側に電波発信機を大量に設置し、受信側はスマー

トフォンのような高価なデバイスが必要になる。すでにスマートフォンを所持している世代が利用する施設には有効だが、介護施設のようにスマートフォンを所持していない高齢者が多く利用する施設ではコストが増大する。

2.2.3 行動推定に関する研究

行動認識に関する研究では、様々なセンサを用いた手法が多く提案されている [31–33]。ウェアラブル加速度センサを用いた手法では「歩行」、「着座」、「走行」、「睡眠」など単純な人の動作推定を 90%を超える精度で実現している [34]。また複数のウェアラブルセンサを着用することで、より詳細な行動も推定することが可能である [35]。これらの手法は、高齢者にとって負担となる装置を装着しなければならない。さらに、スマートフォンなどで集めたデータを高性能なコンピュータで処理し行動を推定している。Kasteren [36] らは、ドアセンサ、圧力マット、浮力センサ、温度センサなど様々なセンサが埋め込まれたスマートホームにおいて、食事、テレビ鑑賞、トイレ、シャワーなどの日常生活行動を認識するシステムを構築している。このように環境側に多様のセンサを設置して行動を認識することは可能であるが、導入コストは非常に高い。

3. 介護記録自動生成システム

本章では、はじめに提案システムの対象とする環境及び要件について述べ、次にシステムの概要及びシステムを構成する技術について述べる。

3.1 想定環境及びシステム要件

本研究では、介護施設のような複数の入居者が生活する施設において、入居者の装着負担及び施設側の設置コストをなるべく抑えたシステムの構築を目標としている。介護施設では、リハビリ、入浴、食事、トイレなどのサポート、健康管理など様々なサービスを提供する。また、介護職員にとってこれらのサービスを介護記録として記録することも重要な業務である。介護記録は国から提出を義務付けられており、全ての介護事業所で行われる。介護記録の主な目的として以下の3つがある。

- 介護職員間及び介護職員と入居者家族間の情報共有
- 介護計画の作成指標
- サービス提供の証明

このような重要な役割をもつ介護記録であるが、2.1 で述べたように介護職員にとっては大きな負担となっている。このような背景から介護記録の自動生成を目的としたシステムを開発する。

実際に介護施設のオーナー、職員及び入居者にインタビューを行なったところ、介護施設でのシステムを開発する上でいくつかの要件があることがわかった。まず、介護施設の入居者は主に高齢者であるためスマートフォンなどのデバイスを所有している割合は低く、このようなデバイスを所持するのにも負担を感じる。また、カメラやマイクなどを用いるシステムに一部の入居者や職員は嫌悪感を感じる。コストの面から見ても、入居者の数が多い施設では入居者の数だけスマートデバイスを購入することは大きな負担となる。介護施設の多くは十分な予算がなく、なるべく低コストのシステムが望まれている。最後に介護施設では頻繁に

入居者が入れ替わるため、新規入居者へも即時に対応できるようなシステムが必要である。上記の説明に基づいて、以下のシステム要件を定義する。

《要件 1》複数の入居者の行動をモニタリングできること

《要件 2》複雑な操作を必要とせず入居者の装着負担が軽いこと

《要件 3》プライバシーに配慮すること

《要件 4》低コストで導入可能であること

《要件 5》新規入居者に即時に対応可能であること

本研究では、上記の要件を満たすシステムとして BLE ビーコンを用いたシステムを提案する。提案手法では、入居者が BLE ビーコンを装着し介護施設内で生活する。介護施設の各エリアには受信機が設置されており、それぞれの受信機で観測した BLE ビーコンの RSSI を用いた機械学習によって、入居者の滞在エリア(行動)を推定する。また、9 軸センサによって得られるセンサ情報から動作(歩行、直立、着座)を推定する。BLE ビーコンはそれぞれ固有の ID を有しており、ID で入居者を識別できる(要件 1)。BLE ビーコンはスマートデバイスなどと比較し超軽量で装着負担は少なく、また、特別な操作を必要としない(要件 2)。映像や音声は使わず RSSI とセンサデータを用いるため、ユーザのプライバシーを侵害しない(要件 3)。スマートデバイスと比較し BLE ビーコンは安価で、バッテリー交換の頻度が少ない。また、受信機にスマートフォンを利用する方法と異なり、安価な Raspberry Pi をプラットフォームとして利用するため、導入・維持コストを下げることができる(要件 4)。要件 5 については、4 において他者のデータを用いた評価を行うことによって要件を満たすか確認する。

3.2 システム概要

提案システムの概要を図 2 に示す。提案システムでは BLE ビーコンの内部で「歩行」、「直立」、「着座」のような単純な動作を推定し、入居者の滞在エリア情報からトイレやリハビリのような行動を推定する。現状の介護記録では、行動を記録することができればよいが、将来的にリハビリの効用を定量的に計測したり、リハビリのような行動の中でもより詳細な行動(ルームランナーやエアロバイク

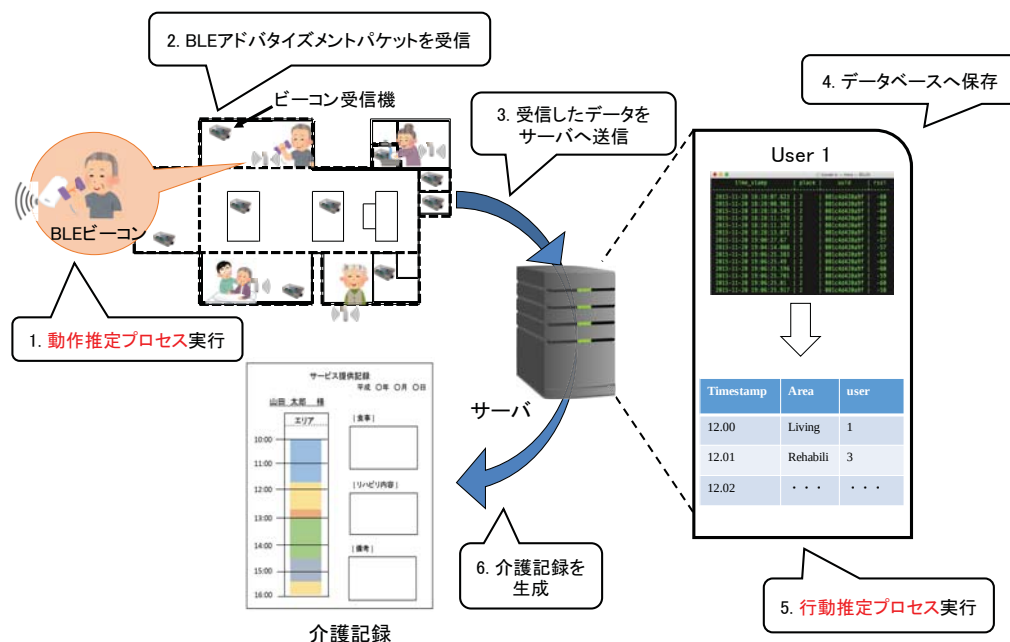


図 2 提案システム概要図

など)を識別するため動作推定機能を実装した。4章の評価実験は、行動推定について述べる。動作推定については、6.2節にて述べる。

提案システムでは、入居者はBLEビーコンを所有するだけで、特別な操作は行わず普段通りの生活を送る。施設内にはビーコン受信機を設置し、それぞれの受信機がID, RSSI, 動作情報を含むビーコンのアドバタイズメントパケットを受信する。このように環境側に受信機を設置し、入居者がビーコンを所持する手法をMBFS(Movable-Beacon and Fixed-Scanner)アーキテクチャと定義する。MBFSアーキテクチャについては3.3節にて説明する。受信したデータはサーバへ送られて、あらかじめ作成しておいた識別器により滞在エリアを推定し、滞在エリアに対応した行動を行動情報として記録される。行動情報及び動作情報はタイムスタンプ、IDと共にデータベースへ保存され、その情報をもとにWebアプリケーション上に1日の介護記録として出力される。BLEビーコンは低価格・低消費電



(a) ビーコン受信機設置作業



(b) カモフラージュ

図 3 ビーコン受信機の設置位置及びカモフラージュ

力であり，スマートデバイスと比較して購入コストも維持コストも抑えられる．システムの具体的な構成については3.4節にて説明する．

受信機の設置場所には電源の位置やカモフラージュの必要性などの制約がある．図3に受信機の設置作業の様子とカモフラージュの例を示す．図のように場所によっては梁の上に設置しなければならない場合や，トイレなどのエリアではカモフラージュをする必要がある．したがって，受信機の設置場所によっては高低差や受信感度の差が発生する．BLEのRSSIは反射波や障害物の影響を受けやすいが，上記のような設置場所の制約によりさらに不安定となる．そこで，このような影響をできる限り排除するような工夫が必要となる．この工夫については3.5節で説明する．

3.3 MBFS アーキテクチャ

BLE ビーコンを用いた屋内位置推定では，多くの場合環境側にビーコンを大量に設置し，ユーザの持つスマートデバイスの位置を推定する [13, 14, 37]．このような手法をFBMS(Fixed-Beacon and Movable-Scanner)と定義する．この手法は

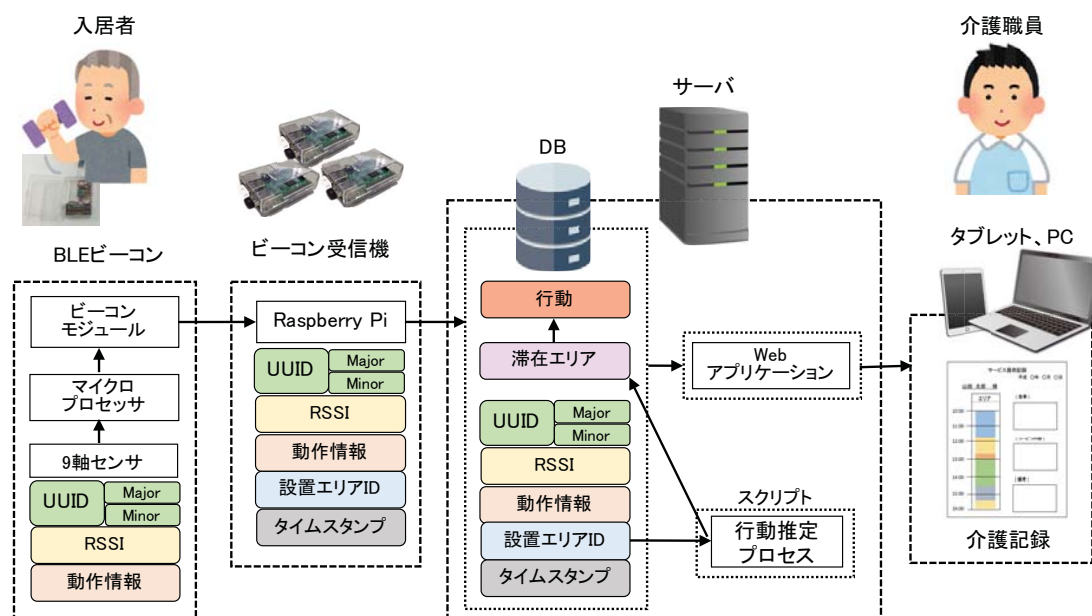


図 4 システムの構成及びデータフロー

駅や商業施設などスマートデバイスを持つ世代の人々が多く利用する施設では導入が容易だが、本研究のように高齢者が主に利用する施設では導入コストや装着負担などの面で適切でない。また、ビーコンを大量に設置することで電池交換などの労働コストが問題となっている。

そこで本研究では、環境側に受信機を設置し、入居者がビーコンを所持するMBFSアーキテクチャを用いる。MBFSアーキテクチャを用いた研究もいくつか提案されている [38, 39]。介護施設のような高齢者が利用する施設ではMBFSアーキテクチャを用いたシステムが適切である。

3.4 システム構成

本節では、提案システムの設計について述べる。図4にシステムの構成及びデータフローを示す。システムは、1) BLEビーコン、2) ビーコン受信機、3) サーバ、4) Webアプリケーションの4つのコンポーネントで構成される。以下に、各コンポーネントについての詳細を述べる。

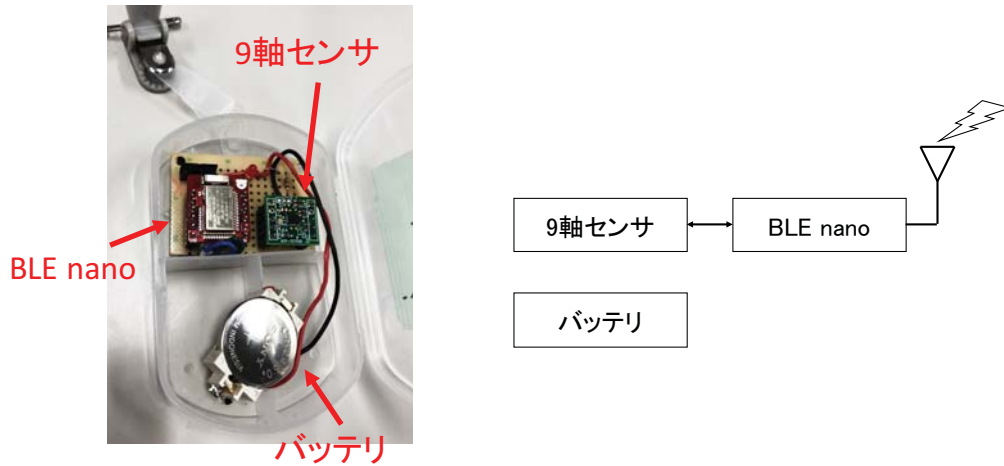


図 5 開発した BLE ビーコンの概要

(1) BLE ビーコン

BLE ビーコンは様々なベンダーから発売されているが、本研究では今後の応用も見据え、9 軸センサ (3 軸加速度 + 3 軸ジャイロ + 3 軸コンパス)、マイクロプロセッサ、バッテリーを内蔵した独自の BLE ビーコンを開発した。開発した BLE ビーコンを図 5 に示す。また、今後の応用については 6 章で議論する。9 軸センサには、InvenSense MPU-9150²を用いた。9 軸センサは Inter Integrated Circuit (I²C)³を経由して、サンプリング周波数 100[Hz] でデータを送っている。ビーコンモジュールには、マイクロプロセッサ搭載の Readbear BLE nano⁴を用いた。9 軸センサから送られて来たデータをマイクロプロセッサで処理し、動作を推定する。BLE ビーコンの情報として UUID, Major ID, Minor ID, RSSI, 動作推定結果を統合し約 5 パケット/秒の間隔でアドバタイズする。

²IvanSenseMPU-9150:<https://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/mpu-9150/>

³I²C Bus Specification:<http://www.i2c-bus.org/specification/>

⁴Readbear BLE nano:<http://redbearlab.com/blenano/>

(2) ビーコン受信機

Raspberry Pi をプラットフォームとしスマートデバイスなどと比較し安価な受信機を開発した。受信機の BLE の受信感度は約-100~-50dBm 程度である。受信機は受信した情報にタイムスタンプと受信機の ID を付加し、サーバへ情報を送信する。

(3) サーバ

サーバでは、ビーコン受信機から送られてきた情報をもとに python のスクリプトによって、行動推定プロセスが実行される。行動推定プロセスについては 3.5 節で述べる。また Web アプリケーションもサーバで実行される。

(4) Web アプリケーション

Web アプリケーションではサーバで処理されたデータの表示を行う。介護職員は PC やタブレットで閲覧、プリントアウトすることが可能である。出力結果については 5 章に示す。

3.5 行動推定プロセス

提案システムでは、滞在エリア情報をもとに行動を推定する。滞在エリアは MBFS アーキテクチャに基づいた手法によって推定するが、BLE の特性や受信機の設置場所の制約の影響もあり、単純に RSSI 強度を比較するだけでは精度は低い [7,8]。そこで、これらの影響を考慮し滞在エリア推定精度を向上させるため、以下に示す 3 つのプロセスで推定を行う。

3.5.1 データセット作成及びデータの前処理

提案システムでは、BLE ビーコンの RSSI を特徴量とした機械学習により滞在エリアを推定する。各 BLE ビーコンは 1 秒間に約 5 回パケットをアドバタイズするが、電波の特性により RSSI は不安定である。そこで、各受信機が受信する各ビーコンの RSSI を 1 秒ごとに単純平均化し、その平均化した RSSI を各エ

時間	エリア1	エリア2	エリア3
0:00:00	-88	—	-93
	-82		-98
	-85		-95
	-86		
0:00:01	-80	-73 -71	
	-78		
	-81		—
	-80		



時間	エリア1	エリア2	エリア3
0:00:00	-85	-100	-95
0:00:01	-80	-72	-100

図 6 データの前処理

リアでの RSSI とした。図 6 の右側の表の青い文字で示された情報が平均化した RSSI である。受信した RSSI の和を受信した回数で除算することで平均を出している。また、受信機がパケットを受信できないケースも発生する。その場合はダミーデータとして、受信機が受信できる下限値である-100dBm を代入する。ID で切り分けたユーザごとに、毎秒各受信機の RSSI 値を計算することで機械学習のテストデータを作成する。

3.5.2 識別器の構築

データの収集後、収集したデータに基づいて識別器を構築した。また、教師データを作成するにあたって、介護施設ではオーナー、介護職員、入居者及び家族の方に許可をとり 2 台の Web カメラを設置した。実験後、記録されたビデオを見て収集したデータのラベルづけを手動で行なった。識別器は機械学習ライブラリの scikit-learn⁵を用いて python スクリプトとして構築した。本研究では代表的な多クラス分類アルゴリズムの、1) ロジスティック回帰、2) サポートベクターマシン、3) ランダムフォレスト、4) 勾配ブースティング木の 4 つを比較する。それぞれの手法の特徴を以下に述べる。

⁵scikit-learn:<http://scikit-learn.org/stable/>

(1) ロジスティック回帰 (LR: Logistic Regression)

ロジスティック回帰は、二値分類で主に用いられる手法で2値しかとりえない値を従属変数の実績値として用い、説明変数を用いてその発生確率を説明する [40,41]。また、複数の従属変数を設定することで他クラス分類へも応用できる。他の分類アルゴリズムよりも高速、堅牢という特徴がある。

(2) サポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine)

サポートベクターマシンは、他クラス分類の代表的手法であり、現在普及しているパターン認識の手法でも認識性能が優れたモデルの一つである [42]。マージン最大化という方針で識別平面を決定するので高い汎化能力が期待できる。一方で他の手法と比較すると学習時間が長くなる傾向があるため、データ数の十分多い学習には不向きである。

(3) ランダムフォレスト (RF: Random Forest)

ランダムフォレストは、アンサンブル学習に基づいた機械学習アルゴリズムである [43,44]。弱分類器として複数の決定木を作成し、その結果を統合することで高精度な分類結果を得る。比較的学習時間が短く、分散処理が容易である。また、特徴量の重要度を計算することが可能である。

(4) 勾配ブースティング木 (GBDT: Gradient Boosting Decision Tree)

勾配ブースティング木は、ランダムフォレストと同様に複数の決定器を作成し集団で学習させるアンサンブル学習の一つである [45,46]。勾配ブースティング木では、正解値と弱学習器の予測値との差を負の勾配と見なして、それを最小化するように逐次的に弱学習器を学習させる。そのため、ランダムフォレストよりも精度は高くなる傾向があるが、学習時間は長くなる。

3.5.3 平滑化处理

図7に1日の行動推定出力例を示す。この図はタイムライン上に入居者の行動推定結果を毎秒出力したものである。結果から、ある程度のまとまりでは分類できているが、細部を見ると多くの誤推定が発生していることがわかる。この原因

行動推定結果

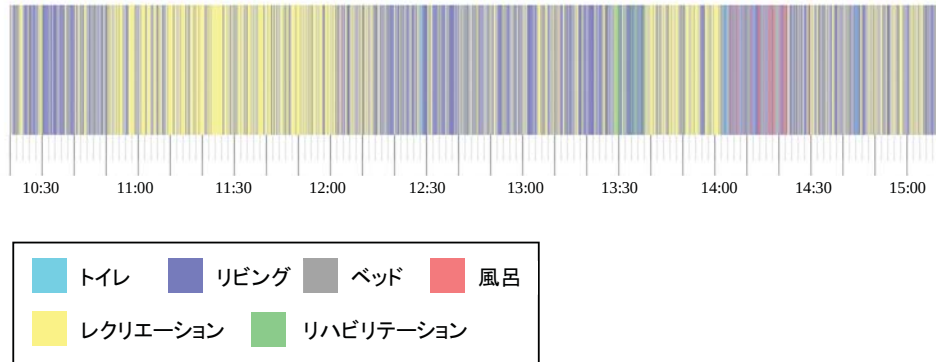


図 7 行動推定結果出力例

は BLE の RSSI は不安定であり，同じ場所に滞在しても大きく変動するからである．また，受信機の設置場所の制約も大きく影響していると考えられる．このように機械学習を用いた滞在エリア推定であっても，RSSI を用いた場合大きく影響を受けることがわかった．そこで，この影響を低減させるため平滑化処理を提案する．本研究では，1) 最頻値による平滑化，2) 機械学習による平滑化の 2 種類の平滑化処理を提案する．それぞれの手法について以下に示す．

(1) 最頻値による平滑化 (MFVS: Most Frequent Value Smoothing)

MFVS は，時間窓を設定し，その中で最も多くカウントされたエリアを滞在エリアとする手法である．MFVS の概要を図 8 に示す．まず，平滑化に用いる時間窓の大きさを設定する．図の例では，時間窓は 5 秒に設定している．最適な時間窓の大きさについては 5 章で検討する．時間窓設定後，タイムライン上に出力したい範囲のデータをデータベースから取り出す．取り出す際に範囲の開始点と終点の前後にマージンとして，時間窓/2 個分データを多く取り出す．このマージンのデータは開始点と終点の平滑化を行う際に用いる．平滑化は，開始点から終点までデータを 1 つずつスライドさせながら行う．例では，時間窓を青の点線で示し，平滑化が実行されるデータを赤の棒で示している．また，各エリアはそれぞれ数字で対応つけている．開始点では，

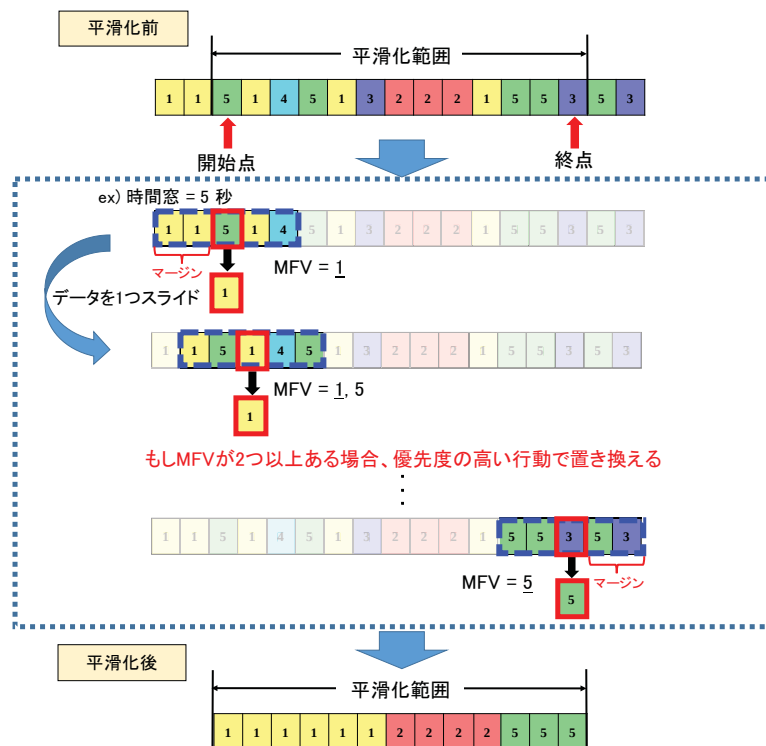


図 8 最頻値による平滑化概要

平滑化前のデータは5となっているが、時間窓内でカウントした場合、1が最も多いので平滑化後のデータでは1となる。また、1つスライドさせた次の点では、時間窓内のデータをカウントすると1と5が同数で最も多くなっている。このような場合、事前に設定した優先度により優先度の高いエリアを出力する。優先度については、4章で説明する。この処理を終点までスライドさせながら行うことで平滑化を行う。

(2) 機械学習による平滑化 (MLS: Machine Learning Smoothing)

MLS は、時間窓内の結果の出現パターンを特徴量とした機械学習によって平滑化する手法である。図7では、リビングに多く誤推定されていることがわかる。これはリビングが施設の中央にあるため、他のエリアに設置した受信機からも受信されやすいことが原因である。このような場合、最頻値によ

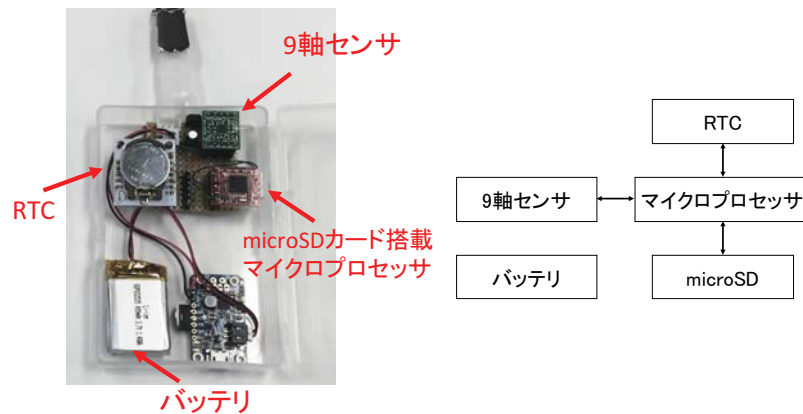


図 9 開発したデータログの概要

る平滑化ではトイレや入浴といった出現頻度の低いエリアが、リビングとして誤って平滑化される可能性がある。MLS では、単に出現頻度だけで平滑化せず機械学習によって平滑化を行うため、出現頻度の低いエリアが誤って出現頻度の高いエリアに上書きされることが減少すると考えられる。出現頻度の低いエリアにはトイレや入浴、リハビリなど重要なものが多いためこの手法を提案する。MLS の処理の大部分は MFVS と同じだが、単純に最頻値をカウントしてエリアを決定していた部分で機械学習によってエリアを決定する処理を行う。機械学習には、3.5.2 項で説明したものうち SVM を除いた LR, RF, GBDT の 3 つを用いた。SVM は実際に試したところ、パラメータチューニングを含め学習にかかる時間が膨大だったため除いた。

3.6 動作推定プロセス

「歩行」、「直立」、「着座」などの動作情報は、リハビリテーションの効果を評価する上で有用な情報である。また、行動推定プロセスで推定された情報と組み合わせることでより詳細な行動推定も可能となる。提案システムでは、3.4 で述べたように、入居高齢者が所有する BLE ビーコンに搭載したマイクログプロセッサに実装した分類器によって、リアルタイムに行動推定を行う。

(1) データログの開発

BLE ビーコンに実装する分類器を作成するため、センサデータを収集するデータログを開発した。図 9 にデータログの概要を示す。データログは次の 5 つの要素で構成される。1) 9 軸センサ, 2) マイクロコントローラ (SparkFun OpenLog⁶), 3) microSD カード, 4) Real Time Clock(RTC), 5) バッテリ。9 軸センサには BLE ビーコンと同じ InvenSense MPU-9150 を用いた。マイクロコントローラは加速度センサから送られてきたデータと RTC から送られてきたタイムスタンプを同期し、microSD へ保存する。サンプリング周波数は 100[Hz] としている。

(2) 分類器の作成

加速度データログを用いて収集したデータより、BLE ビーコンに実装する分類器を作成した。分類器の作成には Weka⁷を用いた。動作推定は、BLE ビーコン上のマイクロプロセッサで行うため、分類器は簡易的なものである必要がある。そのため、REPTree を用いて 5 階層の分類器を作成した。分類器を作成する際の特徴量には、加速度の x 軸・y 軸・z 軸, 3 つの軸の平方根, 平方根と 1 秒間の振幅の平均を用いた。この分類器によって、BLE ビーコンの内部で動作が推定され、推定された動作はビーコンのアドバタイズメントパケットとして発信される。

⁶SparkFun OpenLog:<https://www.sparkfun.com/products/13712>

⁷Weka:<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>



(a) BLE ビーコンを装着した状態



(b) 介護施設の内部

図 10 BLE ビーコンを装着した状態

4. 評価実験

本章では、実際に介護施設で行なった提案システムの評価実験について述べる。まず、実験の概要と実験環境について説明する。次に、評価方法について説明する。

4.1 実験概要

提案システムで用いる行動推定手法の最適な組み合わせを決定するために、介護施設いこいの家ケアセンターにおいて実験を行なった。実験では、介護施設で生活されている3人の入居者と1人の介護職員を対象として、それぞれ5日間データを収集した。被験者はBLE ビーコンを装着した状態で、特別な操作などを行わず普段通り生活を行う。BLE ビーコンを装着した状態を図10(a)に示す。先行研究においてBLE ビーコンを首に下げて生活すると食事の際などに邪魔になるという意見があったため、本実験では入居者の方と相談し最も気にならないとい

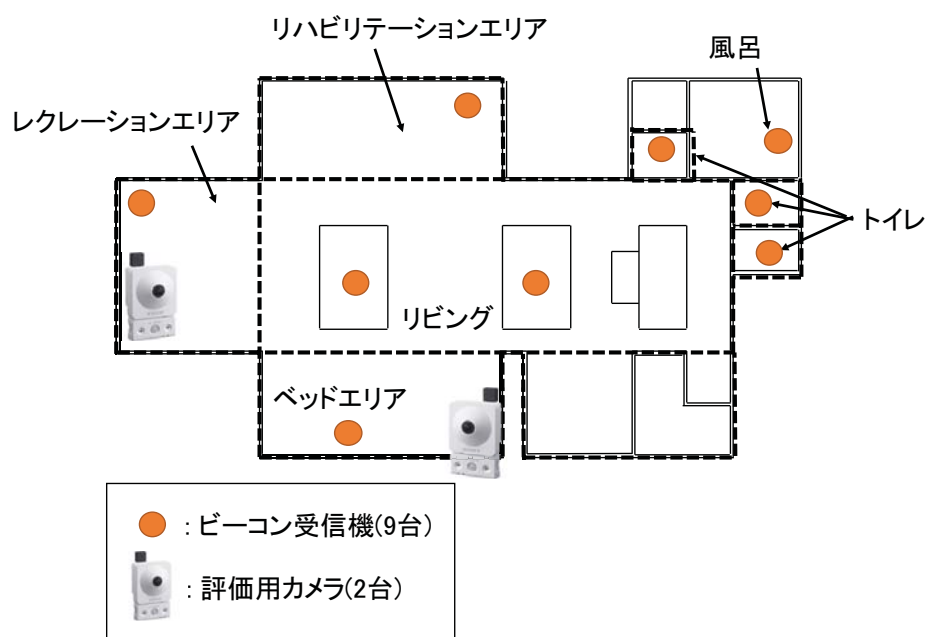


図 11 介護施設の間取り

う腰の部分へ装着した。本研究の目的は、1) 滞在エリア推定に用いる最適な機械学習アルゴリズムの決定、2) 最適な平滑化手法の決定、3) 適切な時間窓の決定、4) 出力された介護記録の評価である。それぞれの評価方法については4.3項にて説明する。

4.2 実験環境

実験を行なった介護施設は $250m^2$ の面積をもち、小規模多機能型居宅介護を行っている。介護施設の内部を図 10(b) に示す。本介護施設は通いによるサービスを中心として行なっており、入居者により様々なプランを作成し日常生活のサポート及び身体機能の向上を目的とした訓練を行なっている。毎日、約 10 名程度の入居者の方が通っており、その身体状態は補助なし歩行可能、車椅子を利用、杖を利用など様々である。

本実験ではオーナーと相談し、図 11 のように施設をトイレ、入浴、リハビリ、睡眠、レクリエーション、リビングの 6 つのエリアに分けた。これらのエリアは入居者の行う主な行動に基づいて分けられている。トイレと入浴は扉によって仕切られた閉鎖空間であり、他のエリアは開放空間である。実験では図にオレンジの丸で示すように 9 つの受信機を設置した。また、グラントゥールースデータを収集するために、施設のオーナー、介護職員、入居者及びその家族の方に許可をいただき 2 台の Web カメラを設置した。

4.3 評価方法

本実験では、以下の 4 つの評価を行なった。それぞれの評価方法の詳細を以下に示す。

(1) 滞在エリア推定機械学習アルゴリズムの比較

滞在エリア推定に用いる LR, SVM, RF, GBDT の 4 つのアルゴリズムの性能を評価し最も適切なアルゴリズムを決定する。アルゴリズムの評価には Leave-one-person-out 交差検証を用いる。Leave-one-person-out 交差検証は標本群から 1 つの事例だけを抜き出してテスト事例とし、残りを訓練事例とする。これを全事例が一回ずつテスト事例となるよう検証を繰り返す手法である。本評価実験では、それぞれの被験者ごとに自らのデータを除いた全てのデータを学習データとした。システム要件 5 の新規入居者に即時に対応可能であるという要件を満たすためには、他者のデータを用いた場合でも精度が高くなければならない。そのため汎化性能を評価できる本評価手法を用いた。機械学習アルゴリズムを決定する上で重要な要素は、単に高い推定精度だけではなく、トイレのような優先度の高い行動を正確に推定できることである。そこで本評価指標では、平均推定精度ではなく各エリアの精度を評価してアルゴリズムを決定する。

(2) 平滑化手法の比較

最頻値による平滑化 (MFV)、機械学習による平滑化 (LR, RF, GBDT の 3 パターン) の性能を評価する。平滑化は (1) で決定したアルゴリズムに適応し、

最も精度が向上する手法を適切なアルゴリズムとして決定する．平滑化で用いる各滞在エリアの優先度は介護職員と話し合い，1) トイレ，2) 入浴，3) リハビリ，4) ベッド，5) レクリエーション，6) リビングのように決定した．

(3) 平滑化に用いる時間窓の比較

(1)，(2) で決定した機械学習と平滑化の手法の組み合わせに対して，異なるパターンの時間窓を適用して最適な時間窓を決定する．ここで決定する組み合わせを最終的な手法とし出力結果の評価に用いる．

(4) 出力結果の評価

最終的に決定した手法により，実際に出力した記録結果とグランドトゥールースデータによって出力した結果を比較することにより出力結果の評価をする．また，提案システムの有用性の評価として介護施設のオーナー，介護職員，被験者にインタビューを行い実際の現場で活用できるのかどうか確認した．提案システムの有用性の評価は6章に示す．

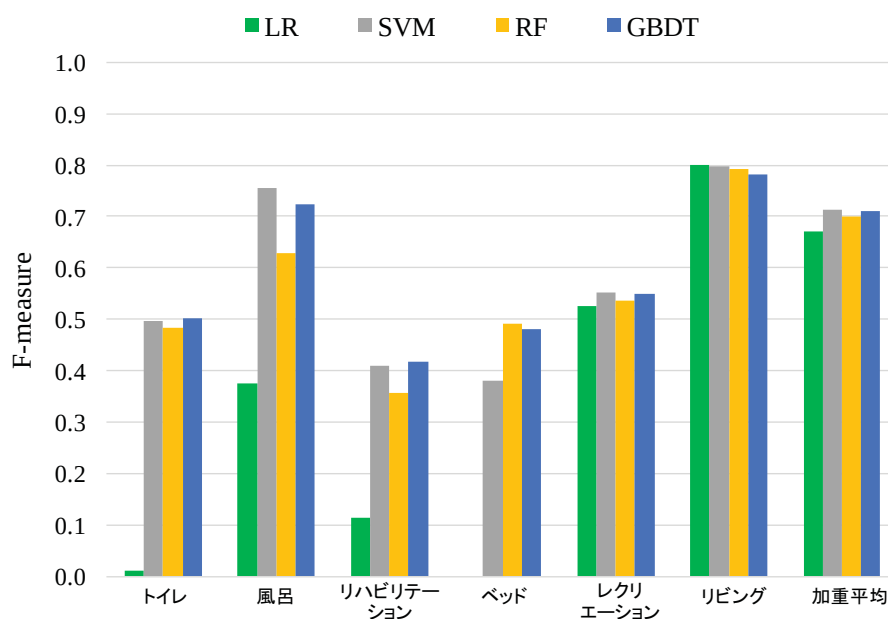


図 12 機械学習アルゴリズムの比較結果

5. 結果

5.1 機械学習アルゴリズムの比較結果

はじめに、滞在エリア推定に用いる機械学習アルゴリズムとして、1) LR, 2) SVM, 3) RF, 4) GBDT の4つを比較する。アルゴリズムは、Leave-one-person-out 交差検証により他者のデータを用いて評価した。図12に機械学習アルゴリズムの比較結果を示す。横軸に各行動と加重平均、縦軸にF値を示す。全てのアルゴリズムで、加重平均F値は0.65を上回った。各行動ごとに見てみると、SVM, RF, GBDTは全ての行動において比較的安定しているが、LRは行動によってはF-measureが著しく低下した。特に優先度の高いトイレやリハビリテーションのような行動で低下している。データ数の多いレクリエーションやリビングでは比較的高いF値だが、優先度の高いエリアの精度が低くではシステムで用いるには不適切であるためLRは除外する。5.2以降の評価ではSVM, RF, GBDTを用いる。

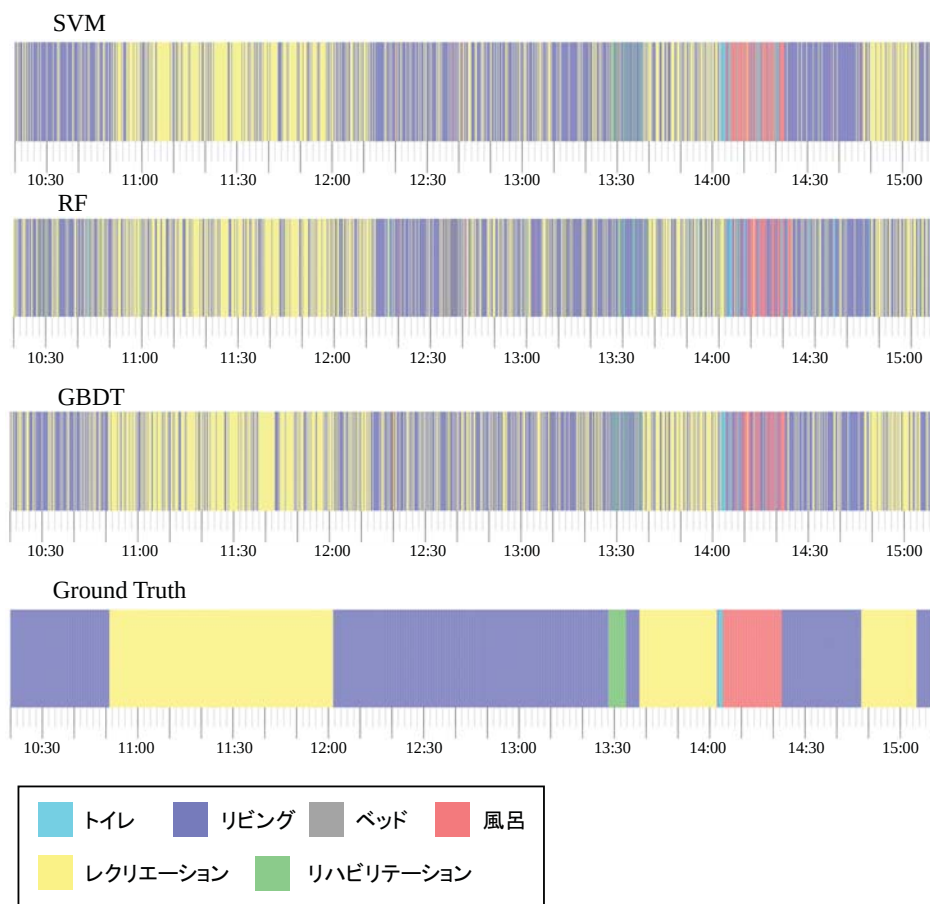


図 13 決定されたアルゴリズムによって生成された介護記録 (平滑化前)

図 13 に SVM, RF, GBDT を用いて生成した介護記録 (平滑化前) の例を示す。グラウンドトゥルースと比較すると、ある程度のまとまりでは分類できているが、細部を見ると多くの誤推定が発生していることがわかる。この誤推定を減らすことで、精度は向上し介護職員にとってより見やすくなると考えられる。そこで、それぞれの結果に対して 2 種類の平滑化手法を適応し、精度の改善を試みる。

表 1 平滑化手法の比較結果 (時間窓 = 20 秒)

行動	RF					GBDT					SVM				
	CR	MFVS	RF	GBDT	LR	CR	MFVS	RF	GBDT	LR	CR	MFVS	RF	GBDT	LR
トイレ	0.483	0.764	0.643	0.725	0	0.501	0.767	0.671	0.743	0	0.497	0.648	0.633	0.688	0
風呂	0.630	0.896	0.872	0.889	0.507	0.723	0.896	0.893	0.903	0.593	0.755	0.885	0.874	0.882	0.748
リハビリテーション	0.355	0.494	0.549	0.616	0	0.416	0.519	0.572	0.638	0	0.408	0.421	0.554	0.604	0
ベッド	0.490	0.301	0	0	0	0.480	0.297	0	0	0	0.380	0.105	0	0	0
レクリエーション	0.535	0.636	0.606	0.628	0.542	0.548	0.647	0.593	0.616	0.527	0.553	0.611	0.557	0.593	0.529
リビング	0.793	0.865	0.765	0.764	0.867	0.783	0.862	0.744	0.758	0.863	0.797	0.869	0.721	0.755	0.867
加重平均F 値	0.700	0.791	0.716	0.725	0.722	0.710	0.793	0.701	0.720	0.720	0.714	0.782	0.675	0.709	0.731

5.2 平滑化手法の比較結果

5.1 節で決定した機械学習アルゴリズムに MFVS と MLS(RF, GBDT, LR) の 2 種類 (4 パターン) の平滑化手法を適応し、効果的な平滑化手法を決定する。表 1 は、各機械学習アルゴリズムに対する 4 パターンの平滑化手法の F 値比較結果を示す。また、CR(Classification Results) は、平滑化を適応する前の F 値を示している。ここでは全ての平滑化手法に時間窓 20 秒を用いた。

表から、ほとんどの手法において平滑化を適応させた場合、F 値は向上することが分かった。したがって、提案システムにおいて平滑化を適応することは有効である。加重平均 F 値を見てみると、MFVS において最も高い精度の向上が見られる。また、MLS の場合、行動によっては認識することができないケースがある。これは教師データが少ない場合、一致するパターンが存在せず認識できていないと考えられる。精度の向上において MLS は効果的であるが、MFVS の方がより効果的であると言える。

以上のような結果から、平滑化手法には MFVS を用いることを決定した。次に、それぞれの機械学習アルゴリズムに対する MFVS の結果を比較する。加重平均 F 値を比較すると RF-MFV は 0.791, GBDT-MFVS は 0.793, SVM-MFV は 0.782 と大きな差はない。しかし行動ごとに比較すると、優先度の高いトイレ、入浴、リハビリテーションのような行動で SVM-MFV の F 値は低くなっている。これらの行動を記録することは重要であるため、5.3 節以降の評価では SVM-MFVS を除く、RF-MFV と GBDT-MFV の 2 つの組み合わせを用いて評価を行う。

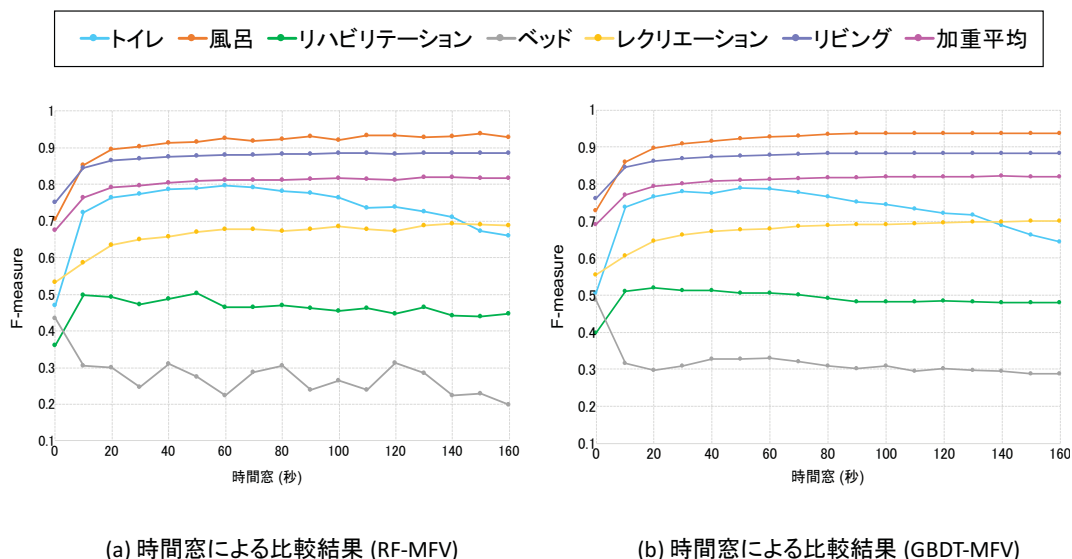


図 14 時間窓の比較結果

5.3 平滑化における時間窓の比較結果

次に、5.2 節で決定した RF-MFV と GBDT-MFV の 2 つの組み合わせに対し、時間窓による精度の比較を行なった。それぞれの組み合わせに対し、時間窓を 0 ～160 秒まで 10 秒毎に比較する。図 15 に時間窓の比較結果を示す。横軸は時間窓 (秒)、縦軸はそれぞれの行動に対する F 値を示している。図から、RF-MFV と GBDT-MFV どちらの組み合わせも時間窓 10 秒から F 値は大幅に向上し、30 秒付近から安定してくることがわかる。また、トイレにおいては RF-MFV は 60 秒付近を境に、GBDT-MFV は 50 秒付近を境に F 値は低下を始める。これはトイレを行う最低時間が 60 秒程度であるため、時間窓を大きくしすぎると平滑化によって別の行動に上書きされるためである。トイレのように優先度の高い行動の精度は重要であるため、本研究では RF-MFV の適切な時間窓として 60 秒、GBDT-MFV の適切な時間窓として 50 秒を設定する。この組み合わせを最終的なパターンとし、5.4 節の介護記録の生成に用いる。

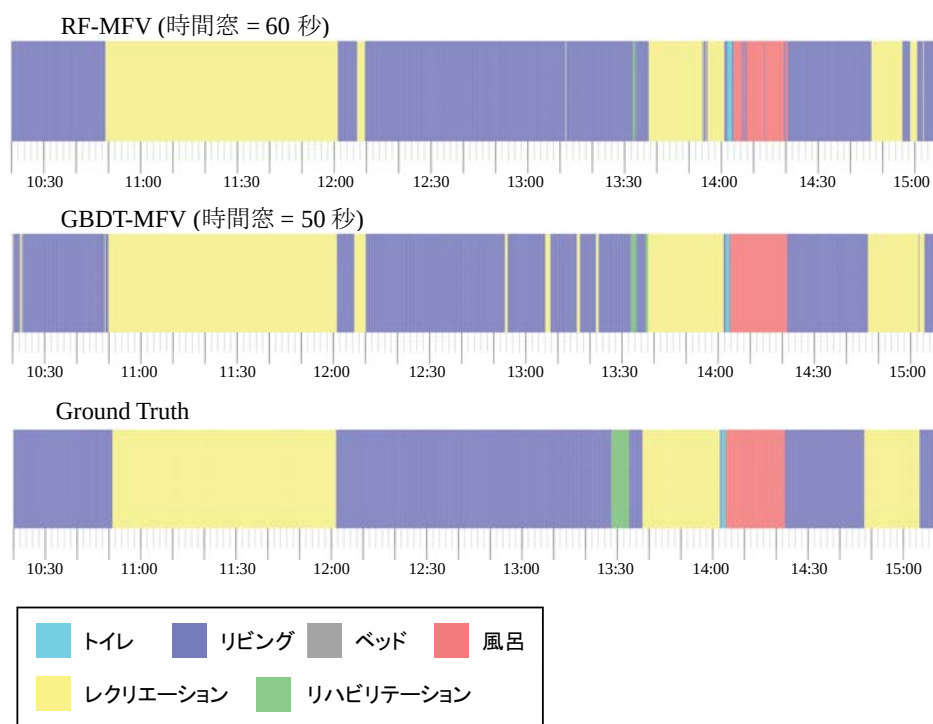


図 15 生成された介護記録比較

5.4 生成された介護記録の評価

最後に、グラウンドトゥールースデータによって生成された介護記録と、5.3 節で最終的に決定した組み合わせパターンによって生成された介護記録を比較することにより、提案システムの有効性を評価した。図 15 に生成された介護記録の比較結果を示す。この結果は、例として実験期間中の 1 人の被験者の 1 日のデータを取り出したものである。上のタイムラインは RF-MFV(時間窓=60 秒)、中央のタイムラインは GBDT-MFV(時間窓=50 秒)、下のタイムラインはグラウンドトゥールースデータによって生成された結果である。結果から、多少誤推定は残っているが、グラウンドトゥールースと比較してどちらの組み合わせも高い精度で生成できていることがわかった。グラフに水色で示しているトイレのような重要度の高い行動も表示することができた。また、生成された記録を図 13 と比較しても平滑化処理が効果的であることが確認できた。一方で、リハビリテーションに

表 2 各被験者の評価結果

被験者	RF-MFV (時間窓 = 60 秒)			GBDT-MFV (時間窓 = 50 秒.)		
	Precision	Recall	F-measure	Precision	Recall	F-measure
A	0.840	0.816	0.791	0.843	0.821	0.798
B	0.787	0.775	0.751	0.785	0.769	0.742
C	0.890	0.879	0.875	0.887	0.867	0.868
加重平均	0.842	0.826	0.809	0.842	0.822	0.806

関してはまだ精度は低いですが、今回の実験では他の行動と比較してデータ数が少なかったため、データ数を増やせば精度は改善されと考えられる。

表 2 に被験者 (介護職員を除く 3 名) の評価結果を示す。加重平均を見ると、Precision, Recall, F-measure 全ての指標で 0.8 を超えていることがわかった。この結果は、提案システムを LOO 交差検証で評価することによって得られた。つまり、提案システムが新規入居者に対してデータ収集なしに適応可能であると言える。したがって、3 章で設定した要件 5 を満たす。また、提案システムが複数の入居者の行動を正確にモニタリングできているため要件 1 も満たしている。

6. 考察

5章の結果から，機械学習アルゴリズム，平滑化手法，時間窓の組み合わせの中で最も効果的な RF-MFV(時間窓=60 秒) と GBDT-MFV(時間窓=50 秒) を決定した．これらの組み合わせによって，介護記録は高い精度で生成された．また，提案システムはシステムの設計と評価の結果から 5つのシステム要件を達成し，実際の現場で働かれている方から高い評価を得た．本章では，提案システムの有用性及び今後の展望について詳細に説明する．

6.1 システムの有用性

まず，提案システムの有用性について考察する．有用性は以下のシステム要件を指標として評価する．

- 《要件 1》複数の入居者の行動をモニタリングできること
- 《要件 2》複雑な操作を必要とせず，装着負担が軽いこと
- 《要件 3》プライバシーに配慮すること
- 《要件 4》低コストで導入可能であること
- 《要件 5》新規入居者に即時に対応可能であること

有用性を評価するために，介護施設のオーナー，介護職員，被験者へのインタビューを行なった．インタビューの結果以下のような結果が得られた．

- 出力結果について介護施設のオーナーと職員に確認した結果，タイムライン上に出力した記録は見やすく多少の時間のずれはあるが十分現場で活用できということが分かった．本実験は複数の入居者を対象とし，LOO 交差検証によって評価を行なったため要件 1，5 を満たしたと言える．
- 被験者に BLE ビーコンの装着負担について確認した結果，腰につけた BLE ビーコンは軽量であるためほとんど気にならなかったことが分かった．また，BLE ビーコンの装着方法については人によって好みがあることも分かった．この結果から，装着負担は十分低く要件 2 を満たしたと言える．装着位置によって，どの程度精度に影響が出るかの確認は今後の課題とする．

表 3 動作推定の評価結果

動作	Precision	Recall	F-measure
歩行	0.898	0.942	0.920
直立	0.851	0.655	0.740
着座	0.851	0.951	0.899
加重平均	0.870	0.871	0.866

- 被験者にプライバシーについて確認した結果、映像や音声を取られる訳ではないため、全く気にならなかったことが分かった。この結果から、要件 3 を満たしたと言える。
- 本実験で用いたシステムは、サーバを除くと 10 万円以下で構築した。スマートフォンなどを用いたシステムでは、スマートフォンを 2 台ほど購入するだけで 10 万円程かかるため、十分に低コストであると言える。また、提案システムの維持費も受信機の電気代、BLE ビーコンの電池代のみななので、介護職員の負担を軽減させるための費用対効果は高いと介護施設のオーナーから意見を頂いた。この結果から、要件 4 を満たしたと言える。

上記の結果は、5 つのシステム要件を満たし、提案システムが介護施設において有用であることを示す。

6.2 今後の展望

次に、提案システムの今後の展望について説明する。開発した BLE ビーコンは 9 軸センサとマイクロプロセッサを搭載しており内部において簡易なデータ分析が可能である。表 3 に動作推定の評価結果を示す。評価実験として、介護施設において 1 人の入居者を対象に 1 日間実験データを収集し、作成した分類器を 10 交差検証を用いて評価した結果、「歩行」、「直立」、「着座」の 3 つの単純な動作を加重平均 F 値 86.6% の精度で推定することができた [11]。また、評価は行っていないが歩数も計測可能である。今後はリハビリ支援などのため、9 軸センサ

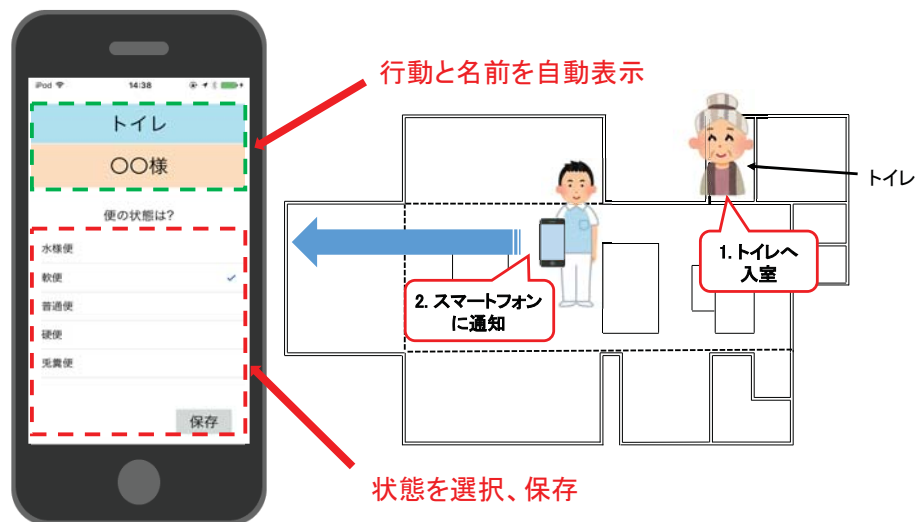


図 16 介護記録アプリケーション

による分析結果も介護記録に反映させてより詳細な行動を推定したいと考えている。以下に3つの応用例を示す。

- 介護施設において行われるリハビリにはルームランナーやフィットネスバイクなど様々な種類のものがある。これらの運動にはそれぞれ動きに特徴があるため、加速度やジャイロセンサなどで推定可能である。我々は、提案システムで得られるエリア情報と動作の情報を組み合わせることで、例えば、リハビリエリアでルームランナーを使っていたなどの詳細な行動推定が可能になると考えている。
- 歩数や着座時間を分析することで、入居者の身体機能の低下などが認識できるようになると考えている。現状では介護職員が目視により各入居者を見ているが、身体機能の低下は徐々に進むので認識することが困難である。身体機能の低下は、歩行量や歩行パターン(歩幅が短くなるなど)、着座時間に現れると言われている。提案システムを用いることで、中長期間でのこのようなデータを収集することが可能であるため、介護計画の作成などに活用できると考えている。
- センサ以外にも容易に入居者の行動の状態を記録できるアプリケーション

を開発している。介護記録アプリケーションの概要を図 16 に示す。このアプリケーションは、本論文で提案したシステムと連携して動作する。例えば、入居者がトイレに入った際に介護職員の所有するスマートデバイスのアプリケーションによって記録画面が自動で表示される。行動名と入居者名は提案システムの情報により自動で表示される。介護職員は、状態を選択して保存する 2 つのステップで容易に記録することができる。記録した情報はデータベースへ保存され、介護記録を出力する際に状態情報としてタイムラインと連動して出力される。このようなアプリケーションも組み込むことによりシステムをより改良していこうと考えている。

このように提案システムは様々な応用が可能である。また、現段階では出力した結果からインタビュー形式で評価を行なっただけで、実際にシステムを運用してもらった上での評価を行えていない。本来ならば業務負担がどれだけ改善するのかを評価することが最も重要である。そのため今後は、職員の方が運用できるようにシステムを実装し、実際に運用した上でどれだけ業務負担が改善されるのかを、介護記録の執筆時間や内容などから評価していきたい。

7. 結論

社会の高齢化，少子化などの影響で介護業界での負担増加が問題となっている．介護施設で調査を行なったところ，入居者の行動を記録する介護記録が最も時間のかかる業務であり，介護職員にとって大きな負担となっていることが分かった．現状，入居者の行動は介護職員の目視によって確認され，その全ては手記される．介護施設では1人の介護職員につき複数の入居者のサービスを行わなければならないため，現状の業務には限界が近づいている．このような背景から本研究では，介護施設における入居者の行動を記録するための介護記録自動生成システムを提案した．介護施設でのシステム運用を想定した場合の要件は，複数の入居者を識別可能であること (要件 1)，複雑な操作を必要とせず入居者の装着負担が軽いこと (要件 2)，プライバシーを侵害しないこと (要件 3)，低コストで導入可能であること (要件 4)，新規入居者に即時に対応可能であること (要件 5) である．提案システムは，BLE ビーコンの RSSI を特徴量とした機械学習により滞在エリアを推定し，推定されたエリア情報から複数の入居者の行動を認識する．各入居者の滞在エリア情報は，ユーザ ID とタイムスタンプと共にデータベースへ保存される．Web アプリケーションはその情報から介護記録を自動生成する．

提案システムの有用性を評価するため，実際の介護施設において評価実験を行なった．実験結果から以下のことを確認できた．

- RF-MFV (時間窓 = 60 秒) と GBDT-MFV (時間窓 = 50 秒) の組み合わせにより最も高い精度を得られた．
- 上記の組み合わせにより記録を出力した結果，入居者の1日の行動を確認することが可能であると分かった．
- 提案システムでは，複数の入居者の行動を同時にモニタリングすることができた．また，コストやプライバシーなどの課題も解決できた．
- LOO 交差検証により評価を行なった結果，高い精度を得られ汎化性能も高いことが分かった．この結果により，介護施設の要件である新規入居者にも即時に対応可能であるという要件を満たすことができた．

- 提案システムは高い応用性も備えており、今後もセンサやアプリケーションと連携させることによって改善させることが可能である。

提案システムは設定したシステム要件を達成しており、介護施設のオーナー、介護職員へのインタビューから有用だということを確認できた。

一方、本研究の評価実験は、参加人数と期間において限定的であり、より多人数・長期間の実験を行い、評価を行う必要があると考えられる。また、学習データ量と精度についての評価も行いたいと考えている。学習データが少なくても精度が高ければ実用化を考えた場合、学習するためのデータ収集などの労力が削減される。本実験では入居者の方が実際に生活した時のデータを収集したが、事前に職員が収集するデータでも推定することができれば、より実用化しやすくなるため、その評価も行っていこうと考えている。本研究は特定の介護施設と協力して進めているが、実用化を考えた場合には汎用性が必要となるため、他の介護施設とも協力し評価実験を行う必要がある。

技術的な課題としては、デバイスの小型化やより長期間運用するためのビーコンのバッテリーの増量が必要である。現状では9cm × 6cm × 2cmのケースに入れており、腰に装着するという形式を取っている。今後は、より精度の高くなる装着方法なども評価し、その装着方法にあったデバイスの小型化を行なっていきたい。また、今回の実験期間ではなかったが、入居者の方がビーコンを落としたり自分から外してしまう可能性もあるため、その場合は加速度センサのデータなどを利用し、一定期間動きがない場合は警告を出すなどの対策をする必要がある。現段階では、行動推定手法などシステム内部の開発に注力しているため、ハードウェアには改善点が多く残されている。実用化を進めるには、より低負担のデバイスが求められる。センサ市場には、様々なデバイスが新たに登場しているため、市販のデバイスの調査を行うことで、ハードウェア面の改善を行える可能性がある。また、現状ではエリアと行動を関連づけているため、詳細な行動の推定ができない。今後はセンサデータやアプリケーションなどと組み合わせることにより、リハビリの内容やレクレーションの内容など、詳細な行動を記録できるようにするための研究が必要になると考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり，主指導教官である安本慶一教授には，熱心なご指導及びご助言を賜りました．特に国際会議の論文を執筆する際は，御多忙の中にもかかわらず時間を割いて論文の添削やご助言をいただきました．また，日頃より学生が研究を進めやすいようにと，研究環境を整えて下さったことに心より感謝申し上げます．

副指導教官である小笠原司教授には，御多忙の中にも関わらず，論文審査員を引き受けていただき，公聴会において貴重なご意見を賜りましたこと，心より感謝申し上げます．改めて自らの研究を見直す契機となりました．

副指導教官である荒川豊准教授には，研究当初から研究に関するアイデアや進め方に関して数多くのご助言をいただきました．また，原稿作成や発表練習の際にも大学院生としての基礎を勉強させていただきました．さらには，共同研究など貴重な機会を与えて下さったこと，心より感謝申し上げます．

副指導教官である諏訪博彦助教には，データの分析方法など研究の本質的な部分で多大なご助言をいただきました．また，論文の添削や発表練習でも数多くのご助言をいただきましたこと，心より感謝申し上げます．

副指導教官である藤本まなと助教には，入学当初より様々な面で熱心にご指導いただきました．論文執筆の際は，日夜を問わず原稿修正や研究の相談に乗ってくださり，実験準備でもご協力いただきましたこと，心より感謝申し上げます．

水本旭洋特任助教には，発表練習の際にご助言をいただきました．また，学生に近い立場から研究だけでなく様々なことを勉強させていただきましたこと，心より感謝申し上げます．

事務補佐員の金岡恵様，山内奈緒様，小川恵理様には，学会や出張に関する事務処理をはじめとし，様々な面で研究生活を支えていただきましたこと，心より感謝申し上げます．

株式会社ライフケア創合研究所代表取締役の湯川直紀様及び職員，入居者の皆様には，本研究を行うにあたって様々なご意見をいただいたり，実験へ多大なご協力をいただきましたこと，心より感謝申し上げます．

最後になりましたが，2年間お世話になりました本学ユビキタスコンピューティ

ングシステム研究室の学生の皆様に深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Life expectancy at birth, total (years). <http://data.worldbank.org/indicator/SP.DYN.LE00.IN>, 2014.
- [2] Monica Tentori and Jesus Favela. Monitoring behavioral patterns in hospitals through activity-aware computing. In *2008 Second International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp. 173–176. IEEE, 1 2008.
- [3] Venet Osmani, Sasitharan Balasubramaniam, and Dmitri Botvich. Human activity recognition in pervasive health-care: Supporting efficient remote collaboration. *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 31, No. 4, pp. 628–655, 2008.
- [4] Soo-Cheol Kim, Young-Sik Jeong, and Sang-Oh Park. Rfid-based indoor location tracking to ensure the safety of the elderly in smart home environments. *Personal and ubiquitous computing*, Vol. 17, No. 8, pp. 1699–1707, 2013.
- [5] Hiroyasu Miwa, Tomohiro Fukuhara, and Takuichi Nishimura. Service process visualization in nursing-care service using state transition model. *Advances in the human side of service engineering*, Vol. 312, , 2012.
- [6] Sozo Inoue, Naonori Ueda, Yasunobu Nohara, and Naoki Nakashima. Mobile Activity Recognition for a Whole Day: Recognizing Real Nursing Activities with Big Dataset. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, pp. 1269–1280, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [7] Kiyoaki Komai, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Hirohiko Suwa, Yukitoshi Kashimoto, and Keiichi Yasumoto. Beacon-based multi-person activity monitoring system for day care center. In *Pervasive Computing and*

- Communication Workshops (PerCom Workshops), 2016 IEEE International Conference on*, pp. 1–6. IEEE, 2016.
- [8] Kiyooki Komai, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Hirohiko Suwa, Yukitoshi Kashimoto, and Keiichi Yasumoto. Elderly person monitoring in day care center using bluetooth low energy. In *Medical Information and Communication Technology (ISMICT), 2016 10th International Symposium on*, pp. 1–5. IEEE, 2016.
 - [9] Manato Fujimoto. Smart sensing for automatic care report generation in day care center. In *Smart Info-Media System in Asia (SISA 2017), 2017 International Workshop on*, pp. 337–341, 2017.
 - [10] Yukitoshi Kashimoto, Tatsuya Morita, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Implementation and evaluation of daycare report generation system based on ble tag. In *Proceedings of the 15th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia*, pp. 327–329. ACM, 2016.
 - [11] Yukitoshi Kashimoto, Tatsuya Morita, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Sensing activities and locations of senior citizens toward automatic daycare report generation. In *Advanced Information Networking and Applications (AINA), 2017 IEEE 31st International Conference on*, pp. 174–181. IEEE, 2017.
 - [12] Qiyue Li, Wei Li, Wei Sun, Jie Li, and Zhi Liu. Fingerprint and assistant nodes based wi-fi localization in complex indoor environment. *IEEE Access*, Vol. 4, pp. 2993–3004, 2016.
 - [13] Jeongyeup Paek, JeongGil Ko, and Hyungsik Shin. A measurement study of ble ibeacon and geometric adjustment scheme for indoor location-based mobile applications. *Mobile Information Systems*, Vol. 2016, , 2016.

- [14] Dongyao Chen, Kang G Shin, Yurong Jiang, and Kyu-Han Kim. Locating and tracking ble beacons with smartphones. 2017.
- [15] Ramsey Faragher and Robert Harle. Location fingerprinting with bluetooth low energy beacons. *IEEE journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 33, No. 11, pp. 2418–2428, 2015.
- [16] Kalyan Pathapati Subbu, Brandon Gozick, and Ram Dantu. Locateme: Magnetic-fields-based indoor localization using smartphones. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol. 4, No. 4, p. 73, 2013.
- [17] Ernesto Martín Gorostiza, José Luis Lázaro Galilea, Franciso Javier Meca Meca, David Salido Monzú, Felipe Espinosa Zapata, and Luis Palarés Puerto. Infrared sensor system for mobile-robot positioning in intelligent spaces. *Sensors*, Vol. 11, No. 5, pp. 5416–5438, 2011.
- [18] Carlos Medina, José Carlos Segura, and Angel De la Torre. Ultrasound indoor positioning system based on a low-power wireless sensor network providing sub-centimeter accuracy. *Sensors*, Vol. 13, No. 3, pp. 3501–3526, 2013.
- [19] Yungeun Kim, Hyojeong Shin, Yohan Chon, and Hojung Cha. Smartphone-based wi-fi tracking system exploiting the rss peak to overcome the rss variance problem. *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 9, No. 3, pp. 406–420, 2013.
- [20] P.Biber, H.Andreasson, T.Duckett, and A.Schilling. 3D modeling of indoor environments by a mobile robot with a laser scanner and panoramic camera. In *Intelligent Robots and Systems(IROS)*, 2004.
- [21] Kevin Bouchard, Jeremy Lapalu, Bruno Bouchard, and Abdenour Bouzouane. Precise passive rfid localization for service delivery in smart

- home. In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 769–772. ACM, 2012.
- [22] Tomotaka Wada, Toshihiro Hori, Manato Fujimoto, Kouichi Mutsuura, and Hiromi Okada. An adaptive multi-range-sensing method for 3d localization of passive rfid tags. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. 95, No. 6, pp. 1074–1083, 2012.
- [23] Manato Fujimoto, Tomotaka Wada, Atsuki Inada, Emi Nakamori, Yuki Oda, Kouichi Mutsuura, and Hiromi Okada. Localization of passive rfid tags by using broad-type multi-sensing-range (b-msr) method. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. 95, No. 7, pp. 1164–1174, 2012.
- [24] Manato Fujimoto, Tomotaka Wada, Atsuki Inada, Kouichi Mutsuura, and Hiromi Okada. Swift communication range recognition method for quick and accurate position estimation of passive rfid tags. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. 95, No. 9, pp. 1596–1605, 2012.
- [25] Emi Nakamori, Daiki Tsukuda, Manato Fujimoto, Yuki Oda, Tomotaka Wada, Hiromi Okada, and Kouichi Mutsuura. A new indoor position estimation method of rfid tags for continuous moving navigation systems. In *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 International Conference on*, pp. 1–8. IEEE, 2012.
- [26] Lin Wang, Tsz-Kin Hon, Joshua D Reiss, and Andrea Cavallaro. Self-localization of ad-hoc arrays using time difference of arrivals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 64, No. 4, pp. 1018–1033, 2016.
- [27] Stuart A Golden and Steve S Bateman. Sensor measurements for wi-fi location with emphasis on time-of-arrival ranging. *IEEE Transactions on Mobile*

Computing, Vol. 6, No. 10, 2007.

- [28] Xiaohua Tian, Wenxin Li, Yucheng Yang, Zhehui Zhang, and Xinbing Wang. Optimization of fingerprints reporting strategy for wlan indoor localization. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017.
- [29] Dragos Niculescu and Badri Nath. Ad hoc positioning system (aps) using aoa. In *INFOCOM 2003. Twenty-Second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications. IEEE Societies*, Vol. 3, pp. 1734–1743. Ieee, 2003.
- [30] Chao Xiao, Daiqin Yang, Zhenzhong Chen, and Guang Tan. 3-d ble indoor localization based on denoising autoencoder. *IEEE Access*, Vol. 5, , 2017.
- [31] Eftim Zdravevski, Petre Lameski, Vladimir Trajkovik, Andrea Kulakov, Ivan Chorbev, Rossitza Goleva, Nuno Pombo, and Nuno Garcia. Improving activity recognition accuracy in ambient-assisted living systems by automated feature engineering. *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 5262–5280, 2017.
- [32] Kazuki Moriya, Eri Nakagawa, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, Yutaka Arakawa, Aki Kimura, Satoko Miki, and Keiichi Yasumoto. Daily living activity recognition with echonet lite appliances and motion sensors. In *Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), 2017 IEEE International Conference on*, pp. 437–442. IEEE, 2017.
- [33] Liming Chen, Chris D Nugent, and Hui Wang. A knowledge-driven approach to activity recognition in smart homes. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 24, No. 6, pp. 961–974, 2012.
- [34] Oscar D. Lara and Miguel A. Labrador. A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 15, No. 3, pp. 1192–1209, 23 2013.

- [35] Ling Bao and Stephen S Intille. Pervasive Computing: Second International Conference, PERVASIVE 2004, Linz/Vienna, Austria, April 21-23, 2004. Proceedings. chapter Activity R, pp. 1–17. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2004.
- [36] TLM Van Kasteren, Gwenn Englebienne, and Ben JA Krose. An activity monitoring system for elderly care using generative and discriminative models. *Personal and ubiquitous computing*, Vol. 14, No. 6, pp. 489–498, 2010.
- [37] Yuan Zhuang, Jun Yang, You Li, Longning Qi, and Naser El-Sheimy. Smartphone-based indoor localization with bluetooth low energy beacons. *Sensors*, Vol. 16, No. 5, p. 596, 2016.
- [38] Jae Gu Lee, Jin Kim, Seon Woo Lee, and Young Woong Ko. A location tracking system using ble beacon exploiting a double-gaussian filter. *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, Vol. 11, No. 2, 2017.
- [39] Kenta Urano, Kei Hiroi, Katsuhiko Kaji, and Nobuo Kawaguchi. A location estimation method using ble tags distributed among participants of a large-scale exhibition. In *Adjunct Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing Networking and Services*, MOBIQUITOUS 2016, pp. 124–129, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [40] David W Hosmer Jr, Stanley Lemeshow, and Rodney X Sturdivant. *Applied logistic regression*, Vol. 398. John Wiley & Sons, 2013.
- [41] Kristof Coussement and Dirk Van den Poel. Churn prediction in subscription services: An application of support vector machines while comparing two parameter-selection techniques. *Expert systems with applications*, Vol. 34, No. 1, pp. 313–327, 2008.
- [42] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297, 1995.

- [43] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- [44] J. Ross Quinlan. Induction of decision trees. *Machine learning*, Vol. 1, No. 1, pp. 81–106, 1986.
- [45] Jerome H Friedman. Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 38, No. 4, pp. 367–378, 2002.
- [46] Manuel Fernández-Delgado, Eva Cernadas, Senén Barro, and Dinani Amorim. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 15, No. 1, pp. 3133–3181, 2014.