

宅内行動履歴自動生成に向けた 加速度センサ内蔵 BLE ビーコンを用いた行動認識手法

Activity Recognition with Accelerometer-embedded BLE beacon toward the semi automatic
nursery home report generation

森田 達弥† 柏本 幸俊† 藤本 まなと† 荒川 豊†
Tatsuya Morita Yukitoshi Kashimoto Manato Fujimoto Yutaka Arakawa
諷訪 博彦† 安本 慶一†
Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、日本の高齢者人口は増加の一途をたどっており、総人口の 4 人に 1 人が 65 歳以上の高齢者となっている [1]。一方で、少子化によって労働人口は減少しており、介護業界では人手不足が問題となっている。介護労働安定センタが行った介護労働調査では、約 60% の介護事業所は人出が不足していると回答している [2]。介護従事者 1 人に対して複数の入居高齢者を同時にケアしなければならないという問題に直面している。今後、問題が深刻化することを防ぐためにも情報通信技術を活用した介護職員の業務支援が急務である。

我々は実際に奈良県生駒市にある小規模多機能ホーム(以下、デイケアセンタ)「いこいの家 26」に訪問し、業務内容や特有の課題点などのヒアリングを行った。ヒアリングの結果、スタッフの負担となる業務は介護記録であることが分かった。介護記録とは入居高齢者が行った行動(トイレ、リハビリ、食事など)やその時間、内容を記録するもので、法令で義務付けられており、すべてのサービス事業所で行われている。介護記録を作成することで介護職員同士の情報共有、入居高齢者の家族と職員間のコミュニケーションなどが容易となり、また、次の日のリハビリメニューなどを決めるためにも使用される非常に重要なものである。しかし、1 人の介護職員が複数の入居高齢者の介護を行わなければならない現状において、職員にとって介護記録の作成作業は負担が大きく、更には作成作業に多大な時間を要することで、結果的に介護サービスレベルの低下を招くことが分かった。以上の点から、介護職員の重要な業務の一つである介護記録の作成支援を目的としたシステム開発が極めて重要であると分かった。

実際の介護記録を確認したところ、デイケアセンタにおける入居高齢者の行動は、デイケアセンタ内でのエリア(トイレ、ダイニングエリア、リハビリテーションエリア等)と高い相関があることが分かった。図 1 に入



図 1: 入居者の行動

居高齢者の行動の例を示す。例えば、リハビリエリアに滞在する入居高齢者はリハビリ中であり、トイレエリアに滞在する場合はトイレ中などの相関が存在する。つまり、施設の構造がエリアごとにサービスが切り分けられているデイケアセンタでは、入居高齢者の行動はエリア情報と結びつけることで推定できる。

また、デイケアセンタでは身体機能の維持・回復、痴呆の軽減などを目的としている。従って、施設内では1つのエリアに座りっぱなしになるのではなく、より多くの動作(座る・立つ・歩く)を行うようにケアを進めることが重要である。更に、介護士は入居高齢者の転倒にも気をつける必要がある。高齢者にとって転倒は骨折など重大な事故につながる。転倒の予兆としては歩幅が狭くなる・すり足歩行になる・歩く速度が遅くなるなどの動作の変化があるが、現状では介護士の経験により高齢者の動作の変化を察知することでケアを行っている。従って、これらのケアを行うには、入居高齢者の行動を詳しく観察する必要がある。しかし先にも述べたとおり、1人の介護士が複数の入居高齢者のケアを行わなければならない現状では、詳細な行動の把握作業は非常に難しくなっている。デイケアセンタの介護士との議論の結果、いつどこで歩行などの動作を行ったかを記録するシステムを開発することで、これらの入居高齢者の行動の把握

† 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

の一助となることが分かった。

以上の議論に基づき、介護記録作成支援として、入居高齢者の存在エリア及び立つ・座る・歩くなどの動作を宅内行動履歴とし、自動でタイムテーブル上に出力するシステムを開発することとした。

複数の高齢者が生活するデイケアセンタにおいて上記システムを実現するには、以下の4つの要件を満たす必要がある。

- 《要件1》複数の入居者を識別できること
- 《要件2》複雑な操作を必要としないこと
- 《要件3》プライバシーに配慮すること
- 《要件4》低コストで容易に導入可能であること

これらの要件を満たすシステムを実現するため、独自開発した加速度センサ内蔵BLE(Bluetooth Low Energy)ビーコン(以下、加速度計ビーコン)を用いた手法を提案する。提案手法では、入居高齢者が加速度計ビーコンを装着しデイケアセンタ内で生活する。デイケアセンタの各エリアにはBLEスキャナが設置されており、それぞれのスキャナで観測した加速度計ビーコンの受信電波強度(RSSI: Received Signal Strength Indication)より入居高齢者の存在エリアを推定する。また、加速度センサによって得られる加速度データの変化から行動(座る・立つ・歩く)を推定する。加速度計ビーコンはビーコンごとに固有のIDを有しており、IDで入居者を識別できる(要件1)。加速度計ビーコンを入居高齢者が普段装着している名札に取り付けることを想定しているため装着負担は少なく、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と加速度データを用いるため、ユーザのプライバシーを極力侵害しない(要件3)。スマートフォンなどと比較し加速度計ビーコンは安価で、バッテリー交換の頻度が少ない。また、ビーコンスキャナにスマートフォンを利用する方法と異なり、安価なRaspberry Pi 2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ができる(要件4)。

これまでの研究成果としては、市販のビーコン端末(MyBeaconペンダント型MB002Ac[†])を用いて1人の被検者を対象にエリア推定を行った場合、約60%程度の精度で認識できた。さらにそのデータを機械学習アルゴリズムの1つであるRandom Forestを用いて学習モデルを構築し、10分割交差検証法にて評価することでF値80%程度の精度で存在エリアを認識できることを確認している[3]。本研究では、新たに開発した加速度計ビーコンを用いた行動推定手法の評価実験を行った。実験では、被験者に加速度計ビーコンを装着してもらいエリ

ア推定と行動推定を行った。その結果、エリア推定ではF値86.2%の精度で被験者が存在するエリアを認識できた。また、行動推定では座っている状態(sit)を84.9%、立っている状態(stand)を47.5%、歩行状態(walk)を71.6%の精度で認識した。予備実験ではsitとstandは85%以上の精度で認識できたが、加速度計ビーコンに実装するとsitとstandを識別することが困難となった。

2. 関連研究

本章では、本研究に関連する既存研究について述べる。まず、宅内行動認識に関する研究について述べる。次に、提案システムで利用する加速度センサを用いた行動認識とビーコンデバイスを用いた屋内位置推定技術に関する研究について述べる。

2.1 宅内行動認識に関する研究

宅内行動認識は、ビデオカメラベースのもの、圧力センサや温度センサなどのセンサベースのもの、Wi-Fiなどの電波ベースのものに大別できる。ビデオカメラベースの行動認識には、KinectなどのRGB-Dカメラを用いた研究がある[4][5]。この手法では赤外線カメラから人の位置情報を得て、あらかじめ用意された人体データを参照し手・足・顔・関節などのポイントを同定し、ユーザが立っている、座っている、手をあげているなど、詳細な行動を認識できる。しかし、認識可能なエリアは狭く、プライバシー侵害等の課題が存在する。

センサベースの行動認識には、環境側にドアセンサ、圧力マット、温度センサなどを設置した手法[6]がある。この手法では各センサをワイヤレスネットワーク接続し、モデリングしたデータにより行動認識を行う。環境側に様々なセンサを置いたこの手法では、開始時間や終了時間を高精度で得られるが、導入コストが高い。また、複数のユーザを識別することが困難である。

ユーザの保持するスマートフォンの加速度センサやマイクロフォンを利用して行動を認識する手法[7][8]もある。モデリングしたデータを利用して、加速度センサによって歩行・着席などの動きを認識し、マイクロフォンによってテレビ・車などのパターンを認識する。このようなスマートフォンを利用する手法では、様々なデータを得ることやサーバと通信することも容易だが、本研究のように高齢者を対象とした場合、装着負担が大きく、導入コストも高い。

電波ベースの行動認識にはRFIDタグを全身に取り付けて行動認識を行う研究[9]や、Wi-Fiの電波状態から事前にモデリングしたデータを利用して行動を認識する研究がある[10]。全身にタグを取り付けると詳細な行動が認識できるが、ユーザは装着することに不快感を感じる。また、電波状態の変化を利用する手法は、事前学

[†]<http://www.aplix.co.jp/product/mybeacon/mb002ac/>

習に時間がかかり、複数の対象を識別することも困難である。

2.2 加速度センサを用いた行動認識及びビーコンデバイスを利用した屋内位置推定技術に関する研究

加速度センサによる行動推定の研究にはスマートフォンに搭載された3軸加速度センサを用いたものがある[11]。高速フーリエ変換を用いることで、ズボンのポケット・鞆の中・上着のポケットにスマートフォンを入れた場所の推定、また、それぞれ「座る」「立つ」「歩く」「走る」という行動推定を98%以上の精度で実現している。

ビーコンデバイスを利用した屋内位置推定に関する研究は、iBeaconの登場を境に数多く行われるようになった。研究の多くは、環境側にビーコン端末を設置し、スマートフォンなどの受信機を保持するユーザの位置を推定するシステムである。手法としては、ビーコンのRSSIを利用したFingerprinting method[12][13]、Triangulation method[13]、Time Difference of Arrival(TDOA)[14]を利用したものなどがある。これらの手法は、ある一定以上の精度で位置推定を行うことができるが、環境側にビーコンを多数設置する必要がある。また、ユーザは重量のあるスマートフォンなどの受信機を常に保持しておく必要がある。本研究では高齢者が対象となるため、スマートフォンを常に保持するのを負担に感じる方も多い。

本研究では、ユーザがスマートフォンなどのビーコンスキュナを保持する従来の手法とは逆に、環境側にビーコンスキュナを設置し、ユーザがビーコンを保持する位置推定手法により、要件1～要件4を満たす手法を提案する。

3. 行動履歴生成システム

本章では提案手法の概要、加速度計ビーコンによる存在エリア推定及び行動認識、独自開発した加速度計ビーコン及びビーコンスキュナについて述べる。

3.1 提案システムの概要

1節で述べたように我々は市販のビーコン端末を用いてエリア推定を80%以上の精度で行っている[3]。しかし、現存するビーコン端末ではRSSIやIDを含んだアドバタイズメントパケットを送信することでエリア推定を行うことはできるが、本研究の目的であるエリアの中での行動まで推定することは困難である。また、スマートデバイス(スマートフォンやスマートウォッチなど)であればエリア推定と行動推定を同時に行うことができるが、高齢者には操作が難しく、また、コスト面での問題もある。そこで提案システムでは、独自開発した加速度計ビーコンを利用した手法を採用する。図2に提案システムの概要を示す。システムは入居高齢者が所持する加速度計ビーコン、環境側に設置するビーコンスキュナ、存

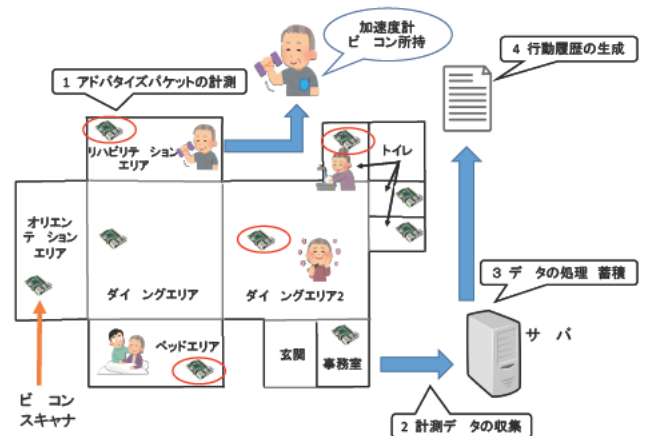


図2: 提案システムの概要

在エリアを推定・保存するためのサーバの3つの要素で構成される。環境側の各エリアに複数のビーコンスキュナを設置し、入居高齢者にそれぞれ異なるIDを設定した加速度計ビーコンを持ち歩いて貰う。ビーコンは間欠的にID、RSSI及び行動状態(座る、立つ、歩く)を含むアドバタイズメントパケットを発信する。複数のビーコンスキュナがアドバタイズメントパケットを受信しサーバ上で処理する。アドバタイズメントパケットに含まれるタイムスタンプにより『いつ』、RSSIにより『どこで』、IDにより『誰が』、加速度データ及び存在エリアから『何をしている』かが分かる。サーバで処理されたデータから行動履歴を生成し、介護士が閲覧可能な介護記録を出力する。

3.2 加速度計ビーコンによる存在エリア推定及び行動推定手法

3.2.1 存在エリア推定手法

提案システムでは、加速度計ビーコンから送信されるデータにより存在エリアを推定する。加速度計ビーコンは約0.2秒間隔で、アドバタイズメントパケットを送信する。しかし、RSSIは環境などにより大きく変動するため、正確なエリア判定をするためには平滑化処理が必要となる。本研究では、1秒間に複数回受信されるアドバタイズメントパケットのRSSIの単純平均を取ることで、平滑化を行う。ビーコンスキュナには、複数のビーコンから送信されたRSSIが蓄積されているため、平滑化を行う際にはIDからユーザの切り分けを行った後、毎秒ごとのRSSIの単純平均を計算する。また、同時にRSSIが-100[dBm]以下だった場合は-100[dBm]に統一する外れ値処理も行っている。RSSI値の平滑化処理後、処理されたRSSI値を機械学習させて存在エリアを推定する。

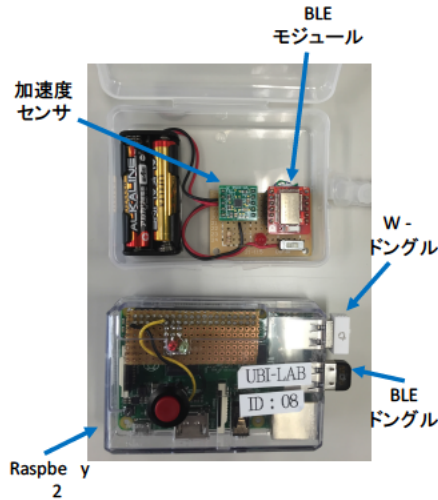


図 3: 加速度計ビーコン (上) とビーコンスキャナ (下)

3.2.2 加速度データによる行動推定手法

本研究では、デイケアセンター内での入居高齢者を対象としているため、行動推定としてはデイケアセンターで起こりうる「立つ」「座る」「歩く」の3つの行動を推定する。加速度計ビーコンの装着位置としては、高齢者がデイケアセンターで唯一身に付けている名札に取り付ける形を採用することを想定しているため、胸ポケットに装着した状態で行う。今回は予備実験により3つの行動の x 軸, y 軸, z 軸の加速度データを取得し、機械学習を用いた行動推定を行う。

3.3 加速度計ビーコン及びビーコンスキャナの開発

入居高齢者に所持してもらう加速度計ビーコンと各エリアに設置するビーコンスキャナの開発を行った。図3に加速度計ビーコン及びビーコンスキャナを示す。加速度計ビーコンは入居高齢者でも負担なく所持してもらうため、名札サイズのケースに加速度センサ及びBLEビーコンモジュールを搭載した。加速度計ビーコンからは一般的なビーコン端末の発信するRSSIやIDなどの情報に加え、マイコン上で処理された行動や歩数のデータを含んだアドバタイズメントパッケージが送信される。これまで[11]等の加速度センサを用いた行動推定手法は多数提案されている。先行研究の多くではデータログに蓄積した加速度データに対して高性能な計算機を用いた機械学習を行っている。しかし、本研究は高齢者への装着負担が少ないビーコンを活用したデイケアレポートの作成を目的としており、ビーコンに内蔵したマイコン上で実行可能なリアルタイムかつ正確な機械学習アルゴリズムの開発を目指している点で先行研究とは異なる。

表 1: Weka を用いた行動推定の予備実験結果

activity	accuracy(%)
sit	87.1
stand	97.6
walk	88.3
Avg.	92.2

ビーコンスキャナについては受信したアドバタイズメントパッケージのデータを蓄積、サーバへと送信する機能を有している必要がある。スマートフォンを受信機とすることが多いがスマートフォンは1台数万円と高コストである。そこで1台数千円程度で、機能拡張が容易であるRaspberry Pi 2をプラットフォームとして採用した。Raspberry Pi 2にはBluetooth DongleとWi-Fi Dongleを取り付けている。開発したビーコンスキャナは、ビーコンのアドバタイズメントパッケージを受信した時刻、その時のRSSI値、ID、ビーコンスキャナが設置されたエリア情報、行動推定結果を記録し、定期的にデータベースへとそれらの情報を送信するように実装している。

4. 予備実験

本章では、加速度データを用いた行動推定に用いる閾値を設定するために行った予備実験について述べる。

4.1 実験の目的と方法

ユーザの行動推定に用いる加速度計ビーコンに内蔵したマイコンでも処理可能な識別器の構築を目的とした予備実験を行った。本予備実験は次の手順で行う。まず、1人の被験者に加速度計ビーコンで用いる加速度センサを実装した端末を胸ポケットに装着してもらう。端末は加速度計ビーコンとは異なり内蔵したmicroSDカードにデータを保存する。次に1人の被験者に、スマートホーム内で歩く、座る、立つ、3つの動作を30秒ごとに10セット繰り返してもらい、データを収集する。収集したデータよりWekaを用いて機械学習を行い、行動推定に必要な識別器を構築する。ビーコン内に内蔵したマイコンでの処理が可能となるように、今回は機械学習アルゴリズムの1つであるREPtree[†]を用いて、決定木の高さが5以下となる識別器を構築した。用いた特徴量は加速度センサの各 x 軸, y 軸, z 軸, 及び各軸の2乗和平方根である。また、推定性能の評価には10分割交差検証を用いた。

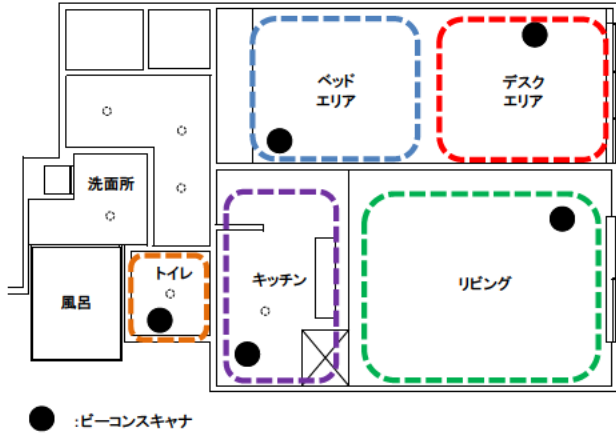


図 4: 間取り及びビーコンスキャナを設置した位置

4.2 予備実験結果と考察

表 1 に評価結果を示す。評価結果より、平均精度 92.2% で、行動を推定できた。REPTree によって生成された決定木を分析すると、着座時 (sit) はユーザが椅子の背もたれにもたれている事が多いため、 z 軸 (ユーザの前後方向の加速度) に特徴が現れやすく、歩行時 (walk) はユーザが激しく動くために、全軸の 2 乗和平方根が座る (sit)、立つ (stand) に比べて大きくなる特徴があることが分かった。以上より、マイコン上で実装できる簡易な決定木を用いてユーザの行動推定を実現できることを確認した。

5. 評価実験

本章では、加速度計ビーコンを用いて行った存在エリア推定と行動推定の評価実験について述べる。

5.1 実験の目的と方法

ダイケアセンタでのシステムの運用に向け、ダイケアセンタと同様に複数のエリアを所有するスマートハウスにおいて提案手法の評価を目的とした実験を行った。本実験では、1 人の被験者に加速度計ビーコンを胸ポケットに装着したまま、スマートハウスで 2 時間過ごしてもらった。行動シナリオとして、5.2 節で示す 5 つのエリアを 10 分ごとに移動してもらい、最終的にリビングでは 40 分 (sit28 分, stand8 分, walk4 分)、キッチンでは 20 分 (stand14 分, walk6 分)、デスクエリアでは 20 分 (sit14 分, stand4 分, walk2 分)、ベッドエリアでは 20 分 (sit14 分, stand4 分, walk2 分)、トイレでは 20 分 (sit14 分, stand6 分) となるように生活してもらった。

表 2: エリア推定の評価結果

ID	Precision(%)	Recall(%)	F 値 (%)
リビング	81.6	89.2	85.2
キッチン	86.3	75.8	80.7
デスクエリア	89.9	86.8	88.3
ベッドエリア	82.7	80.8	81.7
トイレ	96.6	95.9	96.3
平均	86.4	86.3	86.2

5.2 実験環境

図 4 にスマートハウスの間取り及び、ビーコンスキャナを設置した位置を示す。本実験では対象エリアとして、ベッドエリア、デスクエリア、リビング、キッチン、トイレの合計 5 箇所に 1 つずつビーコンスキャナを設置した。ビーコンスキャナの設置位置は、設置場所の制限 (電源の位置など) から高低差が存在している。具体的には、トイレ、ベッドエリアは地面に直接設置し、リビング、キッチン、デスクエリアでは地面から 1m 程度の高さに設置している。

5.3 機械学習による存在エリア評価方法

データ収集後 3.2 節で述べたように、毎秒 RSSI 値の平滑化処理や外れ値処理を行い Random Forest を用いて学習モデルを構築し 10 交差検証法にて評価を行った。Precision (適合率) は、そのエリアであると推定したデータのうち、実際にそのエリアであったデータの割合である。Recall (再現率) は、該当エリアのうち、そのエリアであると推定されたデータの割合である。F 値は、Precision と Recall の調和平均であり、式 1 で表される。

$$F = \frac{2\text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (1)$$

5.4 評価結果と考察

5.4.1 存在エリア推定の評価結果と考察

表 2 にエリア推定の評価結果を示す。全てのエリアで 80% 以上の精度で推定することができた。各エリアの精度を見ると、トイレでは最も高い 96.3% と高い精度で推定できていることが分かる。これはトイレが周りを壁で囲まれたエリアであるため、他のエリアに設置したビーコンスキャナが誤認識することが少なかったためである。一方、キッチンは最も低く 80.7% の精度となった。これはキッチンで作業する際にビーコンスキャナに背をむけ

[†]Weka REPTree: <http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/trees/REPTree.html>

表 3: 行動推定 (sit, stand, walk) の評価結果

activity	accuracy(%)
sit	84.9
stand	47.5
walk	71.6
Avg.	68.0

表 4: 行動推定 (stop, walk) の評価結果

activity	accuracy(%)
stop	99.6
walk	71.6
Avg.	85.6

る形となり、リビングに設置したスキャナの方へ加速度計ビーコンを向けていたので誤認識が増えたものと考えられる。以上の結果から、開発した加速度計ビーコンを用いて被験者の存在領域を高精度で認識できることが分かった。

5.4.2 行動推定の評価結果と考察

表 3 に行動推定の評価結果を示す。座っている状態を sit, 立っている状態を stand, 歩いている状態を walk としている。また、表 4 に sit と stand の静止状態をまとめて stop とした評価結果を示す。表 3 を見ると、stand が 47.5% と著しく低い結果となった。一方、表 4 を見ると walk の精度は表 3 と変わらず 71.6% だが stop の精度は 99.6% とかなり高い精度となった。このことから stand の状態を sit と誤認識していることが分かる。予備実験では sit と stand は、85% 以上の精度で識別することができたが、加速度計ビーコンに実装すると sit と stand を識別することができなくなった。これは、予備実験時に 10 分割交差検証を用いた評価を行ったこと、またデータを処理する時間幅 (Time-window) が 0.1 秒であることが原因として考えられる。10 分割交差検証では、評価データをランダムに 10 分割し、分割したデータセットのうちの 1 つをテストデータ、残りをトレーニングデータとする。従って、テストデータとトレーニングデータの両方に同じ時間帯のデータが含まれるため、評価結果は良くなる傾向がある。また、今回は経験的に Time-window を 0.1 秒に設定したが、実験で得られた加速度センサの生波形を分析した結果、緩慢な人間の行動を正確に補足

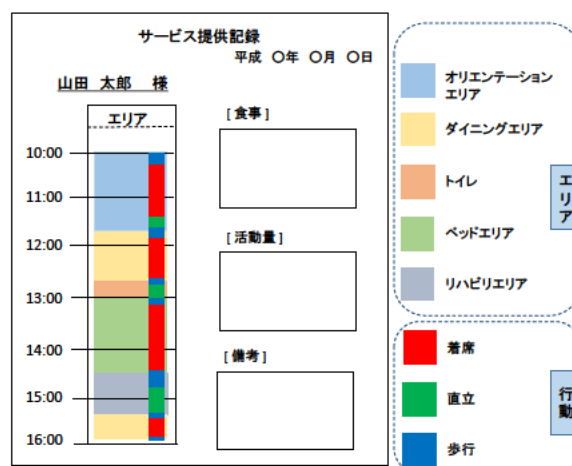


図 5: 行動履歴出力イメージ

するには、Time-window を 0.1 秒より長くした方がより正確に行動を推定できる可能性があると考えられる。

6. まとめ

本稿では、新たに開発した加速度計ビーコンを用いて、エリア推定・行動推定評価を行った。実験の結果、エリア推定は 80% 以上の精度で行うことができた。また、行動推定において予備実験では 85% 以上の精度で識別できていた、座った状態と立った状態の識別が加速度計ビーコンに実装すると困難となった。これは予備実験時には 10 分割交差検証を用いた評価を行ったこと、また Time-window が 0.1 秒であったことが原因として考えられる。

今後は、存在エリア推定・行動推定精度の向上と並行し、行動履歴の出力部分の開発も行う予定である。図 5 に出力イメージを示す。タイムテーブル上に入居者が滞在した時刻とエリア・行動を表示する。出力部分については入居者がデイケアセンターへ来た時に記録を開始し、帰る際に介護士がプリントアウトすることを想定したシステムを開発する予定である。また、加速度計ビーコンに歩数を記録する機能などを付帯し、入居高齢者により装着して貰いやすい端末の開発を行っていく予定である。

謝辞

本研究は、科研費基盤研究 (C) (No.16K00126) の助成によって行った。また、奈良県生駒市ライフケア総合研究所「いこいの家 26」代表湯川様並びに介護スタッフの皆様にはインタビューなどにおいて多大なご協力を頂いた。ここに記して謝意を示す。

参考文献

- [1] 平成 27 年度 5 月報人口推計 (総務省統計局).
<http://www.stat.go.jp/data/jinsui/pdf/201601.pdf>.

- [2] 平成 26 年度介護労働実態調査について (介護労働安定センター). http://www.kaigo-center.or.jp/report/pdf/h26_chousa_kekka.pdf.
- [3] 藤本まなと, 駒井清顕, 荒川豊, 諏訪博彦, 柏本幸俊, 安本慶一. ” デイケアセンターにおける高齢者の行動履歴生成システムの開発”. *DICOMO*, 2016.
- [4] A. Jalal, S. Kamal, and D. Kim. Shape and Motion Features Approach for Activity Tracking and Recognition from Kinect Video Camera. In *2015 IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, pp. 445–450. IEEE, 3 2015.
- [5] M. S. Ryoo, Thomas J. Fuchs, Lu Xia, J.K. Aggarwal, and Larry Matthies. Robot-Centric Activity Prediction from First-Person Videos. In *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction - HRI '15*, pp. 295–302, New York, New York, USA, 3 2015. ACM Press.
- [6] T. L. M. van Kasteren, G. Englebienne, and B. J. A. Kröse. An activity monitoring system for elderly care using generative and discriminative models. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 14, No. 6, pp. 489–498, 2 2010.
- [7] H. Hsu, C. Chu, Y. Zhou, and Z. Cheng. Two-Phase Activity Recognition with Smartphone Sensors. In *2015 18th International Conference on Network-Based Information Systems*, pp. 611–615. IEEE, 9 2015.
- [8] G. Filios, S. Nikolettseas, C. Pavlopoulou, M. Rapti, and S. Ziegler. Hierarchical algorithm for daily activity recognition via smartphone sensors. In *2015 IEEE 2nd World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, pp. 381–386. IEEE, 12 2015.
- [9] 安藤勇, 沼尾雅之. ”RFID を用いた電波強度による異常行動認識システムの提案”. 情報処理学会第 7 6 回全国大会, 2014.
- [10] W. Wang, Alex X. Liu, M. Shahzad, K. Ling, and S. Lu. Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition. In *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking - MobiCom '15*, pp. 65–76, New York, New York, USA, 9 2015. ACM Press.
- [11] 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀. センサ装着場所を考慮した 3 軸加速度センサを用いた姿勢推定手法. 情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI) , Vol. 2006, No. 54, pp. 15–22, 2006.
- [12] R. Faragher and R. Harle. Location Fingerprinting With Bluetooth Low Energy Beacons. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 33, No. 11, pp. 2418–2428, 11 2015.
- [13] M. H. Vargas. Indoor navigation using Bluetooth Low Energy (BLE) beacons, 2016.
- [14] Ke L., Bin D., Wei W., Hong Y., and Haihua Y. Relative localization without beacon nodes based on TDOA distance measurement. In *2015 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile (APWiMob)*, pp. 1–6. IEEE, 8 2015.