原著論文

介護老人福祉施設におけるセンサログを用いた 介護スタッフ・入居者の活動分析†

高間 康史*¹・藤本 泰成*¹・山口 亨*¹・新田 収*²・寄崎 恵美子*³・糀谷 香美*³

本論文は、介護老人福祉施設に設置したセンサ、および介護スタッフに装着してもらったセンサから取得したログを分析し、介護スタッフの作業推定や高齢者の睡眠状態分析を行った結果について示し、センサの設置場所など様々な制約のある実環境において、現状で入手が容易なセンサの有効な活用方法、および分析可能な結果について明らかにする。現在の日本は高齢化率が26%の超高齢化社会に突入し、介護や見守りの必要がある高齢者が増加している。このため、プライバシーやQOLを維持しつつ効率的に見守りなどの支援をするために、センサや人工知能などの情報通信技術の活用が期待されている。本論文では、介護老人福祉施設を対象とし、ビーコンや加速度センサ、睡眠センサといった、現状において入手が容易なセンサを利用し、介護スタッフの作業推定、および入居者の睡眠状態推定に取り組む。作業推定では、食事ケアやおやつ、レクリエーションといった定例作業を対象として、これをセンサログから推定することを試みる。睡眠状態推定では、睡眠計により取得したデータから、睡眠状態（浅い睡眠、深い睡眠、REM睡眠、覚醒）の割合を分析する。同様の傾向を持ついくつかのグループに分類し、その傾向について考察する。また、日中におけるレクリエーション活動と睡眠状態の関係についても取得したデータに基づき考察する。

キーワード：高齢者介護、活動分析、センサログ、ビーコン

1. はじめに

本論文は、介護老人福祉施設に設置したセンサ、および介護スタッフに装着してもらったセンサから取得したログを分析し、介護スタッフの作業推定や高齢者の睡眠状態分析を行った結果について示し、センサの設置場所など様々な制約のある実環境において、現状で入手が容易なセンサの有効な活用方法、および分析可能な結果について明らかにする。

内閣府が公表している平成27年版高齢社会白書[1]によると、日本の総人口に占める65歳以上人口の割合（高齢化率）は26.0%に達しており、超高齢社会に該当する。介護や見守りの必要がある高齢者が増加しており、プライバシーやQOLを維持しつつ効率的に見守りなどの支援をすることが望まれており、センサや人工知能などの情報通信技術の活用が期待されている。

本論文では、介護老人福祉施設を対象とし、センサログの収集、および分析手法について示す。介護老人福祉施設は特別養護老人ホームとも呼ばれ、食事・入浴・排泄などについて常時介護が必要な人向けの施設である。一般に、介護現場では慢性

的な人手不足が指摘されており、施設の現場においても作業の無理・ムラ・無駄を把握し、作業効率を向上することが求められている。また、入居者の状況を把握し、介護スタッフで共有することにより、サービスの質を向上させることも重要である。

本論文では、ビーコンや加速度センサ、睡眠センサといった、現状において入手が容易なセンサを利用し、介護スタッフの作業推定、および入居者の睡眠状態分析に取り組む。医療・介護分野では、看護師や介護スタッフ自身の手で作業記録を作成するが、作業記録の作成に時間を要したり、作業と記録にタイムラグが存在するため、網羅的な記録が困難といった問題点がある。そこで本論文では、食事ケアやおやつ、レクリエーションといった定例作業を対象として、これをセンサログから推定することを試みる。実際の介護老人福祉施設に協力を依頼し、施設内の各所にビーコンを設置し、介護スタッフに装着してもらったiPod touchにより介護スタッフの位置情報を取得する。実験は2回行い、1回目はビーコンによる位置情報とiPod touchにより取得した歩数および移動距離データから作業推定を行う。2回目の実験では、位置情報とiPod touchにより取得した加速度・角速度データを組み合わせて作業推定を行う。センサデータから訓練データを作成してナイーブベイズやSVMなど代表的な分類モデルを構築した結果より、現状で入手が容易なセンサでどの程度の精度で作業推定が可能であるかや、作業推定に有効な特徴について考察する。

入居者の状態分析に関しては、睡眠状態に着目する。一般に、高齢者になるほど深い睡眠やREM睡眠が短くなることが報告されており、睡眠に問題を感じている高齢者は多いと言われている[2]。また、介護施設などで夜間に眠れない入居者がいると、その対応や見守りのため介護スタッフの夜間業務が増

† Activity Analysis of Caretakers and Residents of Nursing-Care Homes Based on Sensor Log

Yasufumi TAKAMA, Yasunari FUJIMOTO, Toru YAMAGUCHI, Osamu NITTA, Emiko YORISAKI, and Kagumi KOUJIYA

*1 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

*2 首都大学東京大学院人間健康科学研究科

Graduate School of Human Health Sciences, Tokyo Metropolitan University

*3 コニカミノルタ株式会社

Konica Minolta, Inc.

えることになる。従って、入居者である高齢者の睡眠状態は、入居者本人だけでなく介護スタッフの関心も高い。本論文では、睡眠計を入居者居室のベッドに設置して睡眠状態のデータを取得し、睡眠状態（浅い睡眠、深い睡眠、REM睡眠、覚醒）の割合を分析する。入居者を同様の傾向を持ついくつかのグループに分類し、その傾向について考察する。また、日中におけるレクリエーション活動と睡眠状態の関係についても取得したデータに基づき考察する。

2. 関連研究

作業（行動）推定とは、看護師、介護スタッフ、オフィスワーカーなどの作業がある時点で行っている作業（行動）を推定する技術を意味する [3-7]。作業推定は、以下に示すような用途における要素技術に位置付けられる。

- 作業・業務記録の作成支援：振り返りによる作業記録作成の負担・記録漏れの軽減 [8-10]
- 割り込み・作業中断可能性の判断：作業中断による影響が少ないタイミングの識別 [7,11]
- 見守り・健康促進：異常検知（転倒・体調不良）、治療介入（活動量推定、生活パターン抽出） [12-19]

作業推定を行う場合には、センサを対象環境に設置し、収集した生のセンサデータから、作業推定に有効な特徴量を計算し、これを推定に用いる。取得するセンサデータとしては、モーションセンサや開閉センサ [3,4,17-20]、マイク [9]、カメラ [6] など、環境にセンサを設置して取得するものの他、対象者が身につける加速度センサ [21] や GPS [12] のデータ、PC 操作ログ [4,5] などがある。取得したセンサデータの加工方法として、時間枠を設定してセグメントに分割し、平均や分散 [9,21,22]、最頻値 [10,16]、FFT 成分 [22]などを求めて特徴量とするのが一般的である。

推定は、基本行動および抽象的行動の2段階に分けて検討することが多い。基本行動とは、歩行、走行、静止などが相当し、その特徴としては短時間かつ単一の動作に基づくことなどが挙げられる [10,12,21,22]。基本行動は文脈に依存しないため、実験協力者にセンサを装着してもらい、特定の基本行動をとってもらうことでセンサデータを収集することが可能である。すなわち、実験室環境で大規模データセット構築が可能であるため、教師あり学習による推定アプローチが一般に採用される。Huỳnhらは、オンラインでの質問や日記などに基づくアノテーションから対象とする34種類の基本行動を決定し、NaiveBayes, SVM, HMMなどを用いて分類器を構築し、比較実験を行っている [21]。

抽象的行動に該当するものは多岐にわたり、その定義は基本行動ほど明確ではないが、共通する性質の代表的なものとしては以下が挙げられる。

1. 基本行動よりも長期間に渡って行われる
2. 基本行動の組み合わせにより達成される
3. どのような抽象的行動が存在するか、分析前には不明であることが多い

基本行動推定の場合と同様の特徴量から直接抽象的行動を推定することもあるが、性質 (2) に基づき、基本行動の推定結果

を特徴として教師あり学習を行う、二段階のアプローチが採用されることもある。Oliverらは、コミュニケーション相手の状況を推定することを目的とし、電話中、対面会話、離れた相手との会話、不在などの状況を検出するため、HMMを2段に組み合わせたLHMM (Layered HMM) を提案している [6]。1段目HMMの出力である短時間の行為・状態を入力として、2段目HMMで前述の様な状況を出力する。

また、行動のシーケンス性が強いと考えられる場合には、時系列パターン抽出のアプローチが採用されることもある。状態継続長を考慮する様にHMMを拡張したHSMM (Hidden Semi-Markov Model) を適用する手法 [20] や、バッグを置き去りにした不審者などのパターン検出を目的として、PetriNetsベースの分析手法 [23] が提案されている。

性質 (3) を考慮して、教師なし学習が適用されることも多い。特に近年では、トピックモデルを採用した抽象的行動検出の研究が多く存在する [3,10,18,21,24]。トピックモデルを抽象的行動の検出に用いる場合、文書、単語、トピックに相当するものを定義する必要がある。トピックは検出したい抽象的行動に該当するが、文書、単語の定義は研究ごとに異なる。一つのアプローチは、基本行動を単語とみなすものである [10,21]。村上らは、一定間隔で分割した基本行動系列を文書とし、看護師の抽象的行動の推定を行っている [10]。業務フローに関するヒューリスティクスも組み合わせた結果、清潔ケアや会議、記録といった業務で良好な推定結果が得られている。

基本行動のような意味のある（解釈可能な）情報を利用するのではなく、クラスタリングにより人工単語 (artificial word) を生成して用いる手法も提案されている [3,18]。Riepingらは、1日分のデータを文書とみなして抽象的行動の抽出を行った結果、夜の不活性パターンや朝の準備パターンなどを発見している [18]。Castanedaらは、センサの5分間出力パターンや時間セグメントなどからなる9bitのデータを単語とみなし、オフィスにおける部屋の利用状況に関する分析を行った結果、部屋の利用（在室）状況や部屋間の関連、避難訓練、休暇前に遅くまで残るパターンなどをトピックとして発見している [3]。

3. センサログの取得

同一の施設に協力を依頼して2回の期間に分けてセンサを設置し、データ取得を行った。実験では、居室などにビーコン、睡眠計を設置し、介護スタッフには iPod touch (Apple 製) をウエストポーチを用いて腰に装着して勤務してもらった。

ビーコンは、介護スタッフの位置を記録するために用いた。ビーコンを用いた位置推定は、ビーコン間の通信における信号強度を利用しており、測位精度が1m~数mと言われている [25]。使用したビーコンおよび位置推定ソフトウェアは、ciida smart place (ツーエス・テクノロジーズ製) である。介護スタッフが装備した iPod touch により、近くにあるビーコンのデータ (ID と電波強度) を取得して施設内に設置した位置推定サーバへ毎秒送信し、位置推定ソフトウェアを用いて位置の推定と記録を行う。ビーコンの設置箇所は以下に示す20箇所である。

- 居室：9室

- ・トイレ：3 箇所
- ・食堂：広いため 2 箇所設置
- ・その他：台所、居間、洗濯室、機能訓練スペース、浴室（脱衣室）、スタッフステーションの計 6 箇所

睡眠計は、スリープスキャン SL-503（TANITA 製）を用い、各居室にあるベットのマットレスの下に挿入した。睡眠計では、30 秒毎に睡眠状態を深い睡眠、浅い睡眠、REM 睡眠、覚醒の 4 状態のいずれかとして記録する。精度に関しては、睡眠・覚醒の判別に関して終夜睡眠ポリグラフ検査と 83% 以上の一致率があると報告されている¹。また、離床しているか否かも 2 値データとして記録する。

1 回目の実験では、9 室中 7 室で睡眠データを取得することができた。データが記録されなかった日などもあり、分析に利用できたのは後述の通り 1 室当たり 3-6 日分であった。2 回目の実験では 9 室全てで睡眠データを取得することができたが、実験可能な期間が短かったこともあり、1 室当たり 1-2 日分のデータのみ分析可能であった。

介護スタッフに装着してもらった iPod touch では、前述のビーコンによる位置情報の他、iPod touch のセンサを利用したデータ取得も行った。準備の都合もあり、1 回目、2 回目の実験で異なるセンサを利用してデータの取得を行った。1 回目の実験では、歩数および移動距離、2 回目の実験では加速度および角速度センサの情報をそれぞれ取得した。介護スタッフは 7 名で、日勤、夜勤などで 1 日当たり 9 時間勤務の間、データを取得させてもらった。

後述する作業推定では、介護スタッフが実際に行った作業の記録が必要であるため、著者らが施設に滞在し、作業の記録を行った。1 回目の実験では、介護スタッフ B の 1 人日分についてのみ、記録を行うことができたため、以降の作業推定実験ではこのデータを用いている。記録の粒度は 5 分とした。2 回目の実験では、1 回目の結果をもとに記録方法を見直し、7 人日分（6 名、3 日）のデータについて作業の記録を 1 分単位で行った。

4. 介護スタッフの作業推定

4.1 1 回目実験

1 回目の実験では、介護スタッフの位置情報および歩数、移動距離のみを取得している。これらのデータから、介護スタッフの作業内容を推定することを試みる。ここで対象とする作業内容は、2 節で説明した抽象的行動に対応するが、本実験では基本的行動に関するデータを収集できなかったため、センサデータから抽象的行動を直接推定するアプローチを採用する。行動推定に用いる特徴として、以下に示す 17 種類を用いる。

- ・時間帯
- ・現在位置：上位 1, 2, 3 位
- ・直前位置：上位 1, 2, 3 位
- ・直後位置：上位 1, 2, 3 位
- ・集約位置：現在、直前、直後
- ・総歩数

表 1 集約位置グループ

ID	位置
0	スタッフステーション
1	居室
2	トイレ
3	洗濯室
4	台所・食堂
5	浴室
6	機能訓練スペース
7	居間

表 2 スタッフ B の作業内容

作業	件数
レクリエーション	28
食事後片付け	20
見守り	12
清掃	11
食事準備	9
食事ケア	8
休憩	6
病院付き添い	5
おやつ	4
口腔ケア	2
バイタル測定	1
服薬ケア	1

- ・最大歩数
- ・総移動距離
- ・最大移動距離

時間帯は 1 時間単位、現在・直前・直後位置はビーコン設置位置に対応した位置番号（20 種類）あるいは未検出を値にとる。記録されたデータを 5 分間隔のセグメントに区切り、その中で各位置が記録された回数を集計し、上位 3 件の位置をそれぞれ特徴量とする。現在だけでなく、直前 5 分、直後 5 分のセグメントからも求め、それぞれ現在、直前、直後位置とする。直前・直後の位置も考慮することで、行動に何らかのシーケンス性がある場合に、それを捉えられる事が期待できる。また、それぞれ上位 3 位までの位置を用いることで、セグメント内でのスタッフの移動を考慮する他、ビーコンの推定精度が低い場合の補完的効果も期待している。

集約位置は、意味的に関係があると考えられる部屋を表 1 に示すグループにまとめ、再頻出のグループに付与された ID を特徴量とする。歩数計の記録は連続する移動単位で行われるため、総歩数、総移動距離はセグメント内に記録された距離、歩数の合計、最大歩数、最大移動距離はセグメント内に記録された最大値とする。

著者らにより実際の作業内容を確認することができたスタッフ B の 1 日分（10:05-17:00）のデータを 5 分間隔に分割し、それぞれ上記の特徴量を計算することで 107 件のデータを作成した。データ件数が少ないため、各作業についてそれを行っていたか否かを分類する 2 値分類器を構築した。当該勤務時間内に記録された作業を表 2 に示す。このうち、4 件以上データが存在する作業について分類器を構築した。

4.2 2 回目実験

2 回目の実験では、1 回目と同様のビーコンによる位置情報

1 http://www.tanita.co.jp/product/g/_TSL503WH/

表3 作業推定結果（1回目実験）

作業	分類モデル（コスト）	再現率	適合率	正答率
レクリエーション	NaiveBayes(5)	0.64	0.9	0.89
食事後片付け	NaiveBayes(10)	0.45	0.21	0.59
見守り	J48(5)	0.5	0.4	0.86
清掃	J48(0)	1.00	1.00	1.0
食事準備	NaiveBayes(10)	0.44	0.12	0.67
食事ケア	NaiveBayes(10)	0.75	0.24	0.80
休憩	J48(109)	0.67	0.31	0.90
病院付き添い	NaiveBayes(0)	0.6	1.0	0.98
おやつ	NaiveBayes(10)	0.5	0.67	0.97

の他、加速度・角速度の情報が利用可能であるため、以下の合計 74 種類の特徴を用いる。時間帯から直後位置までの 10 種類の特徴は、1 回目の実験と同じ方法で作成している。ただし、今回の実験では介護スタッフが実際に行った作業を 1 分単位で記録することができたため、5 分ではなく 1 分を 1 セグメントとしてデータを作成している点が異なる。

- 時間帯
- 現在位置：上位 1, 2, 3 位
- 直前位置：上位 1, 2, 3 位
- 直後位置：上位 1, 2, 3 位
- 合成加速度：絶対値、高周波成分、中周波成分、低周波成分それぞれの平均、分散（合計 8 種類）
- 合成角速度（ジャイロ）：絶対値、高周波成分、中周波成分、低周波成分それぞれの平均、分散（合計 8 種類）
- 加速度：x, y, z 成分それぞれについて、絶対値、高周波成分、中周波成分、低周波成分それぞれの平均、分散（合計 24 種類）
- ジャイロ：x, y, z 成分それぞれについて、絶対値、高周波成分、中周波成分、低周波成分それぞれの平均、分散（合計 24 種類）

4.3 実験結果

4.3.1 1回目実験

分類モデルとしては、タイプの異なる NaiveBayes, SMO, J48 の 3 種類を採用し、Weka を利用して実験を行った。正例数が負例数と比較して少ないため、false negative に対しコストをかけて学習を行う。コストなし、コスト 5, 10 の 3 種類の設定で 10-fold CV を行い、良い結果が得られた場合を採用する。

各行動についての推定結果を表 3 に示す。再現率は各作業における正解の中で分類器が正しく検出できたものの割合、適合率は分類器が当該作業として検出した中で正解であったものの割合を表す。表において、再現率が 0.5 以上で、かつ正答率が最も高い場合の結果をそれぞれ示している。

表より、正答率が 0.8 を超える行動が 9 種類中 7 件あるが、その中でレクリエーション、清掃、病院付き添い、おやつでは再現率、適合率ともに 0.5 を超えており、相対的に良好な結果と言える。一方、相対的に悪い結果となったものに食事準備と食事後片付けが含まれているが、準備と片付けの区別が困難であったことが原因の一つとして考えられる。

得られた結果について考察するため、分類に有効な特徴について分析を行った。Weka の Select attribute を利用し、特徴の

表4 複数作業で抽出された特徴

特徴	抽出回数
時間帯	7
現在位置 2 位	2
直後位置 1 位	2
総移動距離	2

部分集合を用いて分類モデルを構築し、性能の良い特徴の組み合わせを探索する WrapperSubsetEval を用いた。分類モデル構築の際には、表 3 に示した分類器、コストを設定している。

推定精度が相対的に低かった食事準備、食事後片付け、見守りを除いて分析を行い、複数の作業で抽出された特徴を表 4 に示す。表より、時間帯が 7 種類の作業全てにおいて抽出されていることがわかる。スケジュールに従った業務の場合は、時間が推定において有効な特徴となることは妥当と言える。位置情報に関しては、現在・直後位置に関する特徴が 2 回ずつ出現しており、頻度は少ないものの作業によっては有効である場合があるといえる。一方、歩数は一度も抽出されていないため、行動推定に貢献しなかったと言える。

4.3.2 2回目実験

3 節で述べた通り、今回の実験では 6 名 3 日間、計 7 人日のデータについて、それぞれ 1 分単位で実際に行っている作業を記録することができた。データ件数が十分あるため、推定には多クラス分類のアプローチを採用し、介護スタッフ・勤務日の組み合わせごとに実験を行った。全てのデータを一括して評価実験を行わなかったのは、介護スタッフごとに動作が異なり、その結果として得られる分類モデルの精度に違いがあるかを検討するためである。

分類モデルとして、タイプの異なる 5 種類の分類モデル（NaiveBayes, SMO（Sequential Minimal Optimization）, J48, IBk, MultilayerPerception）を採用し、Weka を利用してコスト設定なしで 10-fold CV を行った。全てのデータについて、SMO が他と比較して良好な結果が得られたため、その正答率を表 5 に示す。表において、作業種類はデータセットに含まれる作業の種類数であり、クラス数に対応する。また、「P トイレ」はポータブルトイレ、NC はナースコールを意味する。

多クラス問題にもかかわらず、F-d3 を除くデータセットで 80% 以上の正答率と、良い結果が得られている。また、表では SMO での正答率の降順に並べているが、下位に来ている E, F は共に若いスタッフであった。これより、熟練スタッフは作業の進め方や動作に一貫性があり、分類モデルが学習しやすい可能性が示唆される。この点については、今後基本行動や作業の進め方についてより詳細な分析を行う必要があると考える。

次に、有効に機能した特徴について考察を行う。1 回目実験と同様に、Weka の Select attribute を利用したが、特徴数が 74 種類と多く、探索すべき部分集合数が増加したため、高速な ClassifierSubsetEval を用いた。また、分類モデル構築においてコストを設定していない。

7 データセットの過半数である 4 件以上で抽出された特徴について表 6 に示す。1 回目実験と同様に、時間が頻出している

表 5 作業推定結果（2 回目実験）

スタッフ -勤務日	正答率	作業 種類	作業
A-d3	0.92	8	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, おやつ, 見守り, 食事ケア, 服薬ケア, レクリエーション
B-d1	0.856	11	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, バイタル測定, 洗濯, P トイレ介助, 見守り, 食事ケア, 食事後片付け, おやつ, 機能訓練体操
A-d1	0.848	13	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, 洗濯, 食事後片付け, NC 対応, 夜間巡視, P トイレ介助, 休憩, ミーティング, トイレ清掃, モーニングケア, 口腔ケア
C-d2	0.830	11	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, バイタル測定, 機能訓練体操, 食事ケア, 食事後片付け, おやつ, P トイレ介助, 口腔ケア, 服薬ケア
D-d3	0.821	10	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, 洗濯, 食事後片付け, P トイレ介助, トイレ清掃, モーニングケア, 夜間巡視, ミーティング
E-d1	0.810	7	トイレ介助, 食事準備, 洗濯, おやつ, 食事ケア, P トイレ介助, 食事後片付け
F-d3	0.777	11	トイレ介助, 食事準備, 記録記入, おやつ, 食事後片付け, 服薬ケア, NC 対応, P トイレ介助, 清掃, レクリエーション, ナイトケア

表 6 4 件以上から抽出された特徴

特徴	抽出回数
時間帯	7
直後位置 1 位	6
直前位置 1 位	5
直前位置 2 位	5
合成加速度（低周波・分散）	5
合成加速度（中周波・分散）	4
Y 成分加速度（絶対値・平均）	4
Z 成分加速度（低周波・平均）	4

ことがわかる。また、位置情報に関しては直前・直後位置も頻出しており、作業における部屋の移動が特徴として有効に機能したといえる。また、加速度に関する特徴は出現しているものの、角速度に関する特徴は出現していない。介護スタッフの体に装着したセンサの向きを考えると、Y 成分は左右方向の運動、Z 成分は前後方向の運動に対応する。これらが分類に有効な特徴として抽出されていることから、作業に伴う動作（基本行動）において特有の方向への動きがあることが示唆される。

5. 入居者の睡眠状態分析

5.1 分析方法

入居者の睡眠データを確認したところ、20 時前後の一般的に就寝すると思われる時間で、長く続いた離床状態から着床状態に切り替わり、その状態が長期継続する時刻、および朝方に同様の変化が逆向き（着床から離床）に起こる時刻が存在した。そこで、20:00～9:00 の時間帯を目安に、就寝・起床の時刻を手動で判断し、データセットを作成した。なお、上記の様な明

表 7 睡眠データセットを作成できた部屋・日数

部屋	1 回目	2 回目
101	5	2
102	3	1
103	6	2
104	0	1
105	0	1
106	5	2
107	6	2
108	4	2
109	6	2

確な切り替わりが見つけられなかった場合には、分析の対象外とした。作成したデータセットの部屋・記録日数を表 7 にまとめる。

一般に、睡眠は 90 分サイクルであることを考慮し、各入居者の睡眠時間を以下の 3 つの時間帯に分類し、それぞれの時間帯について 4 種類の睡眠状態（覚醒状態、REM 睡眠、浅い睡眠、深い睡眠）の割合を計算する。

- 就寝時（B）：就寝から 90 分間
- 深夜（M）：就寝時および明け方以外
- 明け方（E）：起床前の 90 分間

睡眠傾向に関する分析においては、入居者（部屋）ごとに平均を求め、これを利用する。

5.2 分析結果

全体的な傾向として、就寝時に覚醒状態が多い傾向にあること、深い睡眠はほとんど見られないこと、REM 睡眠も人により全く見られない場合があることなどがわかった。一般に、高齢者になるほど深い睡眠や REM 睡眠が短くなることが報告されており [2]、本実験で得られた傾向と一致している。

1 回目の実験結果を分析したところ、入居者の睡眠傾向には以下のパターンが存在した。以降に示す図では、就寝時（B）、深夜（M）、明け方（E）における睡眠状態の割合を帯グラフで示している。

1. 浅い睡眠が深夜・明け方に多い：101, 103（図 1）
2. 浅い睡眠が全体に多く、REM 睡眠が少ない：102（図 2）
3. 覚醒状態が多く、REM 睡眠が深夜・明け方に多い：107, 108（図 3）
4. REM 睡眠が深夜・明け方にみられ、深い睡眠が存在：106, 109（図 4）

パターン 1 は離床回数も少ない傾向にあったが、介護スタッフにヒアリングしたところ、101 室の方は自力で起きることはないとのことであった。また、103 号室は就寝時における覚醒状態の割合が高いが、介護スタッフによれば不安で寝られないことがあったり、ホールではうとうとしているけど、部屋に行くとき起きることがあるとのことで、感覚と一致するとの意見が得られた。

パターン 2 の睡眠状態は浅い睡眠状態が多く、REM 睡眠が少ないことから他よりも良くないといえる。介護スタッフによれば夜もたびたびベッドに座って起きていることがあり、この結果は納得できるものであるとの指摘があった。パターン 3 も、パターン 2 よりも REM 睡眠はみられるものの、覚醒状態

図1 101, 103号室の睡眠パターン（1回目）

図2 102号室の睡眠パターン（1回目）

図3 107, 108号室の睡眠パターン（1回目）

図4 106, 109号室の睡眠パターン（1回目）

が多いことから睡眠状態はあまり良くないと考えられる。

パターン4では、REM睡眠が深夜と明け方にみられ、特に明け方に顕著であった。また、深い睡眠状態も存在するため、睡眠状態が一番良好であると考えられる。

プライバシーの問題もあり、実際の就寝状況を記録・確認することはできなかったため、今回利用した睡眠データの精度を厳密に評価することは難しい。しかし、上述のようにスタッフの感覚と一致が見られることから、ある程度信頼できるデータが取得できていると考える。また、入居者の睡眠状態を解析した結果にはスタッフも興味を持っている様子であり、これらの情報を定期的にフィードバックすることは有益であると考えられる。

2回目の実験は居室あたりのデータ数が少ないが、全体的な傾向として、1回目よりも覚醒状態が目立つ他、深い睡眠やREM睡眠がない入居者も多く見られた。また、前回は就寝時の覚醒状態が多い傾向にあったが、今回は明け方でも多くなっている。従って、1回目よりも全体的に睡眠状態が良くないと考

図5 101, 103, 104号室の睡眠パターン（2回目）

図6 102, 108号室の睡眠パターン（2回目）

図7 105, 107号室の睡眠パターン（2回目）

図8 106, 109号室の睡眠パターン（2回目）

えられる。観測されたパターンを以下に示す。

- 浅い睡眠が深夜・明け方に多く、深い睡眠も存在：101, 103, 104（図5）
- 覚醒状態が全般に多い：102, 108（図6）
- 浅い睡眠が就寝時に多く、明け方に少ない：105, 107（図7）
- 深い睡眠が存在：106, 109（図8）

パターン5では深い睡眠が見られる点を除けば、1回目実験のパターン1と類似する。101, 103室の入居者は両パターンに属しており、睡眠傾向が同様であったことがわかる。深い睡眠があることも含め、このグループの入居者は他の入居者よりも睡眠状態が良好であると考えられる。

パターン6は覚醒状態が全体的に多く、特に明け方はほぼ覚醒状態となっている。このパターンに属する102, 108室の入居者の睡眠状態は、1回目実験と同様今回も良くないと考えられる。102室の入居者は、1回目実験後の介護スタッフに対するヒアリング結果でも夜中に起きていることが多いと指摘されており、今回も同様の状況が継続していると考えられる。

パターン7では、就寝時に浅い睡眠が多い一方、明け方には少ない。107室の入居者は、1回目実験でも深夜および明け方にREM睡眠が多く見られたが、今回も同様の傾向がみられる。

パターン8に属する106、109室の入居者は、1回目実験でも睡眠傾向が類似していた。1回目と同様、深い睡眠が記録されているが、REM睡眠があまり見られなくなっていることから、前回よりも睡眠状態が悪化していると考えられる。

5.2.1 日中活動との関係

2回目の実験では、入居者の日中活動に関する記録も得られたため、日中活動と夜間の睡眠状態の関係についても分析を行った。睡眠に影響を与えられとされる日中活動として、以下の2種類に着目する。

- ・プラスの要因：機能訓練体操、レクリエーション
- ・マイナスの要因：昼寝・うたた寝

睡眠状態と日中活動のどちらも他方の原因あるいは結果になりうるため、以下の3パターンに着目して分析を行う。

A 原因：睡眠状態 → 結果：昼寝・うたた寝

B 原因：昼寝・うたた寝 → 結果：睡眠状態

C 原因：機能訓練体操・レクリエーション → 結果：睡眠状態

パターンAは、夜よく眠れなかったせいで日中昼寝をしてしまう可能性、パターンBは日中昼寝・うたた寝をしてしまった場合に夜眠れなくなる可能性を想定している。パターンCは、日中機能訓練体操で体を動かしたり、レクリエーションで楽しんだことにより、夜の寝つきがよくなるなどの効果を想定している。

パターンAに関して、101、102、103、106、109室の入居者にそれぞれ1回ずつの計5回、翌日に昼寝・うたた寝が記録されていた。部屋番号を横軸、睡眠時間を縦軸にとった散布図を図9に示す。白丸が翌日昼寝・うたた寝があった場合を示している。図より、昼寝・うたた寝の両方がある全ての入居者において、昼寝・うたた寝をしなかった日の方が、した日よりも前日の睡眠時間が長くなっていることがわかる。十分睡眠が取れた場合には昼寝・うたた寝をしないと考えられるため、この結果は妥当なものといえることができる。

パターンBに関しては、就寝時、深夜、明け方における各睡眠状態の割合を説明変数、当日の昼寝・うたた寝の有無を目的変数として、作業推定の場合と同様に有効な特徴について調べたところ、明け方のREM睡眠の割合が抽出された。これは、明け方にREM睡眠のあったのが2回のみで、どちらも昼寝・うたた寝がなかったためであり、今回の結果だけで関係があると判断することはできないと考える。

パターンCに関して、機能訓練体操をしなかったのは1回しかなかったため分析対象から外し、レクリエーションの影響について分析を行った。部屋番号を横軸、その晩の睡眠時間を縦軸にとった散布図を図10に示す。白丸がレクリエーションを実施した場合を示している。図より、レクリエーションの有無両方のデータがある全ての入居者において、レクリエーションをした日の方が、しなかった日よりも睡眠時間が長くなっていることがわかる。この結果より、レクリエーションは睡眠の質をよくする効果がある可能性があると言える。

図9 睡眠時間と昼寝・うたた寝の関係

図10 睡眠時間とレクリエーションの関係

6. おわりに

本論文では、介護老人福祉施設にビーコンや睡眠計などのセンサを設置し、実際に取得したセンサデータに基づき介護スタッフの作業推定や入居者の睡眠状態を分析した結果について示した。

データの取得は2回の期間に分けて行い、取得したデータをそれぞれ分析した。介護スタッフの作業推定に関して、分類モデル構築に必要なデータ量が少ない1回目の実験では2値分類モデルを構築した結果、作業の種類によっては高い再現率・適合率で推定可能であることを示した。2回目の実験ではビーコンによる位置情報、加速度・角速度データを組み合わせ、多値分類を行った結果、多くのケースで80%以上の正答率となることを示した。

入居者の睡眠パターンを分析した結果では、深い睡眠がほとんど見られないこと、REM睡眠が少ないことといった、高齢者特有の特徴が見られた。また、1回目、2回目の実験を通じて、各入居者には固有の睡眠パターンが存在すること、得られた結果のいくつかは介護スタッフの感覚と一致していることを示した。また、昼寝・うたた寝やレクリエーションといった日中の活動と、睡眠時間の間に関係があることを確認した。

本論文では、現在利用可能なセンサや分析技術を用いることで、実際の介護の現場における有益な知見を得る方法を示した。本論文で示したセンサログ取得・分析方法や得られた知見は、他の同種の介護施設にも適用可能であり、作業効率改善や入居者のQOL向上に貢献すると考える。

謝辞

本研究に協力していただいた、施設入居者、介護スタッフの方々に心より感謝申し上げます。

参 考 文 献

- [1] 内閣府, 平成 27 年版高齢社会白書, http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2015/html/gaiyou/s1_1.html, 2015. (2016 年 10 月 10 日現在)
- [2] 三島, 高齢者の睡眠と睡眠障害, 保健医療科学, Vol. 64, No. 1, pp. 27-32, 2015.
- [3] F. Castanedo, D. L'opez-de-Ipiña, H. K. Aghajan, R. Kleihorst, Learning Routines Over Long-Term Sensor Data Using Topic Models, Expert Systems, Vol. 31, No. 4, pp. 365-177, 2014.
- [4] J. Fogarty, S. E. Hudson, J. Lai, Examining the robustness of sensor-based statistical models of human interruptibility, CHI'04, pp. 207-214, 2004.
- [5] E. Horvitz, J. Apacible, Learning and reasoning about interruption, Proceedings of the 5th international conference on Multimodal interfaces (ICMI'03), pp. 20-27, 2003.
- [6] N. Oliver, E. Horvitz, A. Garg, Layered Representation for Human Activity Recognition, IEEE Int'l Conf. on Multimodal Interfaces, pp. 3-8, 2002.
- [7] オフィスワーカーの状況推定, 電子情報通信学会誌, Vol. 95, No. 5, pp. 457-460, 2012.
- [8] 福原, 中島, 三輪, 濱崎, 西村, 情報推薦を用いた高齢者介護施設向け申し送り業務支援システム, 人工知能学会論文誌, Vol. 28, No. 6, pp. 468-479, 2013.
- [9] 桑原, 野間, 鉄谷, 萩田, 小暮, 伊関, ウェアラブルセンサによる看護業務の自動行動計測手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 44, No. 11, pp. 2638-2648, 2003.
- [10] 村上, 鳥居, 長, 内平, センサデータと業務知識からのトピックモデルを用いた看護業務行動の推定, 人工知能学会論文誌, Vol. 29, No. 5, pp. 427-435, 2014.
- [11] J. B. Begole, J. C. Tang, R. Hill, Rhythm Modeling, Visualizations and Applications, 16th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST'03), pp. 11-20, 2003.
- [12] J.-H. Chiang, P.-C. Yang, H. Tu, Pattern Analysis in Daily Physical Activity Data for Personal Health Management, Pervasive and Mobile Computing, Vol. 13, pp. 13-25, 2014.
- [13] 古屋, 村上, 宮本, 独居高齢者の生活習慣に基づく少数のセンサによる体調不良日検出, 信学技報, SIG-MBE2002-125, pp. 53-56, 2002.
- [14] 木川, 小栗, 高齢者在宅データ遷移確率に基づく生活リズム変動解析, 信学技報, MBE2002-122, pp. 41-44, 2002.
- [15] 村上, 日常生活動作の抑制に着目した独居高齢者の体調不良の推定, 信学技報, SIG-MBE2002-126, pp. 57-60, 2002.
- [16] 沼田, 隠れマルコフモデルを用いた高齢者の異常検知システムの構築, 信学技報, SIG-MBE2002-124, pp. 49-52, 2002.
- [17] 太田, 田中, 藤原, 独居老人の行動パターン解析, 川崎医療福祉学会誌, Vol. 5, No. 2, pp. 191-195, 1995.
- [18] K. Rieping, G. Engleblenne, B. Kröse, Behavior analysis of elderly using topic models, Pervasive and Mobile Computing, Vol. 15, pp. 181-199, 2014.
- [19] 品川, 岸本, 太田, 季節変動に着目した独居高齢者の在宅行動データの解析, 川崎医療福祉学会誌, Vol. 16, No. 1, pp. 121-128, 2006.
- [20] U. Avcı, A. Passerini, Improving Activity Recognition by Segmental Pattern Mining, IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol. 26, No. 4, pp. 889-902, 2014.
- [21] T. Huynh, M. Fritz, B. Schiele, Discovery of Activity Patterns using Topic Models, UbiComp'08, pp. 10-19, 2008.
- [22] L. Bao, S. S. Intille, Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, Pervasive2004, pp. 1-17, 2004.
- [23] S. Ozer, D. Silver, K. Bemis, P. Martin, Activity Detection in Scientific Visualization, IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics, Vol. 20, No. 3, pp. 377-390, 2014.
- [24] J. Seiter, O. Amft, M. Rossi, G. Tröster, Discovery of Activity Composites Using Topic Models: An Analysis of Unsupervised Methods, Pervasive and Mobile Computing, Vol. 15, pp. 215-227, 2014.
- [25] 中尾, 屋内測位技術の動向について, OGI Technical Reports,

Vol. 22, pp. 47-52, 2014.

(2016 年 10 月 17 日 受付)

(2017 年 2 月 20 日 採録)

[問い合わせ先]

〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

首都大学東京システムデザイン学部

高間康史

TEL: 042-585-8629

FAX: 042-585-8629

E-mail: ytakama@sd.tmu.ac.jp

— 著 者 紹 介 —

たかま やすふみ
高間 康史 [正会員]

1994 年東京大学工学部電子工学科卒業。1999 年同大学院博士課程修了。1999-2002 年東京工業大学大学院総合理工学研究科助手, 2002-2005 年東京都立科学技術大学助教授, 2005-2014 年首都大学東京システムデザイン学部准教授, 2014 年より同教授。博士(工学)。Web Intelligence や情報可視化, 知的インタフェースの研究に従事。IEEE, 人工知能学会, 情報処理学会, 電子情報通信学会各会員。

ふじもと やすなり
藤本 泰成 [正会員]

1992 年金沢工業大学大学院工学研究科修士課程システム設計工学専攻修了。同年(株)明電舎に入社, 2004 年(株)複雑系応用技術研究所入社, 2009 年東京都立科学技術大学(現首都大学東京)大学院工学研究科システム基礎工学専攻博士後期課程修了, 博士(工学)。同年首都大学東京特任研究員。主として, カオス理論の産業応用研究に従事。日本知能情報ファジィ学会会員。

やまぐち とおる
山口 亨 [正会員]

1981 年千葉大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。工学博士。1981 年(株)東芝入社。1989 年技術研究組合国際ファジィ工学研究所へ出向。1992 年(株)東芝システム・ソフトウェア技術研究所。同年電気学会論文発表賞受賞。1993 年宇都宮大学情報工学科助教授。2000 年東京都立科学技術大学(現首都大学東京)電子システム工学科教授。2006 年首都大学東京システムデザイン学部教授。主として, ファジィ, ニューラルネット, そしてオントロジーに関する研究に従事。IEEE Transaction on Industrial Electronics, Associate Editor. IEEE, 電気学会, 日本知能情報ファジィ学会, 日本神経回路網学会, 日本ロボット学会各会員。

にった おさむ
新田 収 [非会員]

理学療法士。1997年日本大学大学院理工学研究科医療・福祉工学博士後期課程修了。博士(工学)。1999-2005年東京都立保健科学大学(元東京都立医療技術短期大学)助教授。2005年より首都大学東京健康福祉学部理学療法学科教授。日本理学療法士協会、日本公衆衛生学会、日本リハビリテーション医学会、日本建築学会、日本社会福祉学会各会員。

よりさき えみこ
寄崎 恵美子 [非会員]

2012年首都大学東京都市教養学部都市教養学科卒業。2014年同大学院理工学研究科修士課程修了。2014年コニカミノルタ株式会社入社。

こうじや かぐみ
梶谷 香美 [非会員]

1986年奈良女子大学理学部化学科卒業。1986年ミノルタカメラ株式会社(現コニカミノルタ株式会社)入社。日本医療情報学会員。

Activity Analysis of Caretakers and Residents of Nursing-Care Homes Based on Sensor Log

by

Yasufumi TAKAMA, Yasunari FUJIMOTO, Toru YAMAGUCHI, Osamu NITTA, Emiko YORISAKI, and Kagumi KOUJIYA

Abstract:

This paper reports the result of analyzing sensor logs that are obtained from sensors installed in an actual nursing-care home and those attached to care staffs. Japan is now facing a super-aging society, and the number of elderly people needing care is increasing. ICT (information and communication technologies) is expected to play a key role to provide various care services while keeping privacy and QOL of elderly people. This paper aims to identify care staff's activities as well as analyzes residents' sleeping condition by using such sensors as commercially available with relatively low cost, such as a beacon, an acceleration sensor, and a sleep meter. The results of analyzing sensor logs obtained from an actual nursing-care home show that such activities as recreation and cleaning can be identified with relatively high accuracy. The analysis result also reveals typical sleep state of residents, and relationship between activities in daytime and sleep length.

Keywords: elderly care, activity analysis, sensor log, beacon

Contact Address: **Yasufumi TAKAMA**

Faculty of System Design, Tokyo Metropolitan University
6-6 Asahigaoka, Hino, Tokyo 191-0065, Japan
TEL: +81-42-585-8629
FAX: +81-42-585-8629
E-mail: ytakama@sd.tmu.ac.jp