

高齢者の睡眠と生活行動の相関分析のためのセンシング実験

松木 萌¹ 井上 創造¹

概要: 本稿では, 高齢者の睡眠と日中の生活行動の相関を分析するために, 介護施設にてデータ収集を行い, 機械学習を用いた相関分析を行う. 人にとって睡眠は, 健康や日中の行動に影響があり, 高齢者は不眠症になりやすい傾向にある. 不眠症を改善するためには, 原因追求を行う必要がある. 睡眠と健康, 睡眠と規則正しい生活との相関を分析する研究はあるが, 介護施設に入居している高齢者のデータを分析するものはない. 本稿では, 人の動きを検知する非接触型生体センサをベッド付近に設置し, ベッド上のデータを1人あたり11800サンプル×1440ファイル/日件収集した. さらに, 介護記録用のアプリを開発し介護記録28業務種, 29674サンプル収集した. それらのデータから, 「日中の運動と睡眠の相関」「日中の睡眠状況と深夜の睡眠の相関」を機械学習を用いて分析した. その結果, 個人差はあるが睡眠時の動きが少ない次の日に運動をすること, 日中の運動が起床時間や就寝時間に影響を与えていることなどの知見を得ることができた.

Sensing Experiment for Correlation Analysis of Sleep and Daytime Activities for the Elderly

MOE MATSUKI¹ SOZO INOUE¹

1. はじめに

人にとって睡眠は, 健康や日中の行動に影響があり, 高齢者は不眠症になりやすい傾向にある. 例えば, 中途覚醒や早期覚醒によって, 睡眠の質が低下したり [1], 認知症を持つと1時間以上連続した睡眠ができないとされている [2]. 不眠症を改善するためには, 原因追求を行う必要がある.

不眠症の原因として考えられているのは, 不安やストレスを抱えている場合, 規則的な生活を過ごしていない場合, 寝室の環境, 健康状態など様々な要因がある. しかし, 不眠の原因は個人差があり, 各個人毎に改善策を考える必要がある.

そこで, 介護施設で睡眠と日中の行動の相関分析し, 入居者の生活改善や見直し, さらには介護士の見守り業務における効率化のために有用な知見を取得する. 不眠の原因は, 健康状態, 室内の環境, 規則正しい生活を送っているかどうか, など様々なことが考えられる. さらに, 睡眠が

認知症に影響を与えること, 事故率をあげることなどの知見が存在する. しかし, 不眠の原因は個人によって違い, それぞれの解決策を考える必要があると考えられる.

本稿では, 人の動きを検知する非接触型生体センサをベッド付近に設置し, ベッド上の人の動きに関するデータを収集する. また, 介護記録用のアプリを開発し, 介護記録情報の収集も行う. 収集期間は, 4月1日から4月26日の26日間行い, 被験者は85歳から98歳の5人の男女に参加の同意を得ることができた. この結果, 1人あたり11800サンプル×1440ファイル/日件のセンサデータと28業務種29674サンプルの介護記録を収集することができた.

それらのデータから, 「日中の運動と睡眠の相関」「日中の睡眠状況と深夜の睡眠の相関」を機械学習を用いて分析した. 分析の流れは, 原因と結果となり得る仮説の設定を行い, 機械学習を用いて原因を入力, 結果を出力とする分類モデルの構築を行い, 交差検証法による推定精度の算出を行った.

その結果, 個人差があるが, 睡眠情報から, リハビリ・レクに参加するかを推定するモデルを構築したところ, 92%の精度で推定することができた. また, 日中の運動から, 深

¹ 九州工業大学

^{†1} 現在, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム Presently with DICOM02018

夜の1時間毎のベッド上の動きが大きいかどうかの推定をするモデルを構築したところ、就寝時間周辺の推定精度が高く、起床時周辺の推定精度が低いことがわかった。これらのことから、日中の運動は就寝時間に影響し、起床時間には影響しないこと、睡眠状況により、リハビリやレクの参加率が変化することなどの知見が得られた。

本研究は、以下の貢献がある。

- 高齢者の睡眠と日中の生活行動に関して、機会学習を用いた相関分析を行った。その結果、睡眠と日中の運動との相関があることがわかった。このことから、介護士はその入居者に対して、積極的に運動を促すことで、同時にいい睡眠を促すことができると考えられる。
- 睡眠と生活行動における相関分析のための、介護施設に置いてセンシング実験を行った。これは我々が知る限り初めての試みである。

2. 背景

睡眠は、心身の疲労回復をもたらすとともに、記憶を定着させる、免疫機能を強化するといった役割を持っており、健やかな睡眠を保つことは、活力ある日常生活につながる。逆に、睡眠に障害が生じてしまうと、健康状態、生活習慣病、事故を引き起こす確率が向上する。例えば、アメリカの老人ホームでの実験によると入居者34,163人を対象に、睡眠と転倒の相関の解析を行った結果、年齢、性別、機能状態、認知状態より不眠が転倒のリスクと関連することがわかっている [3]。さらに、認知症の症状がある人は、昼夜逆転の生活になりやすく、1時間程度の連続した睡眠も出来ないとされている [2]。

現在、日本人の20%は慢性的な不眠症であり、15%の人が日中に眠気を感じているという調査結果がある [4]。特に、高齢者の多くは睡眠障害を抱えており、睡眠不足(DFA)、連続性障害(SCD)、早期覚醒(EMA)、日中の眠気(DaSom)などの症状のいずれかに悩まされており [1]、日中の眠気を感じる障害に関しては、死亡率との相関があるという調査がある [5]。睡眠障害の原因と考えられるものとして、環境や生活習慣によるもの、精神的・身体的な病気から来るもの、薬によって引き起こされるものなど、様々である [6]。そして、睡眠障害の治療法は、原因によって異なる。したがって適切な治療を受けるためにも、自分の睡眠状態や睡眠の問題を把握しておくことは重要である。

3. 関連研究

近年IoTやICTの発展により、睡眠状況を推定する研究が盛んに行われている。睡眠は一般に、大脳や身体の休息と定義できるため、睡眠の客観的状況を正確に知る方法としては、睡眠時の脳波を中心に、筋電や眼電などを同時に計測して解析する睡眠ポリグラフ法が一般的である。しかし、この方法は、機器の操作やデータ判読に専門的知識

が必要であり、自宅で手軽に睡眠を計測する目的には使えない。東芝は、寝つき時間や睡眠リズム、眠りの深さなど睡眠指標を算出する腕時計型のセンサモジュールの開発を行った [7]。これは、脈波の情報と加速度センサデータをもとに「覚醒」「レム睡眠」「ノンレム睡眠(浅)」「ノンレム睡眠(深)」を推定するモジュールである。1分ごとの睡眠判定の結果を比較すると、正答率は約75%で、脳は自動判定精度と変わらない精度であった。文献 [8] は、画像情報からベッド上の「無人」「立っている」「寝る」などの9つの行動を推定する提案をし、97.8%の精度で正解している。しかし、カメラや装着型のシステムを用いるのは、プライバシーは不快の感を抱かせ、高齢者にとって使用するのは困難である。そこで、本稿では非接触型生体センサを用いて、睡眠状況に関するデータを収集する。

次に、睡眠と生活行動の相関を分析する研究に関して述べる。文献 [9] では、手首装着型の活動測定デバイスと移動性ポリグラフシステムを用いて、69歳から77歳の男女10人の被験者協力のもと、高齢者の日中の活動量と睡眠における相関分析をした。その結果、男性被験者に対して、身体定期的な行動が睡眠の質を向上させていることがデータからわかった。また、患者を被験者とし、深夜の睡眠と日中の眠気の相関を分析する研究が行われており、治療の重要性を示している [10, 10, 11]。本稿では、介護施設に入居している高齢者を被験者とし、かつ介護度が必要な被験者を対象としている。そのため、睡眠の状態を聞くアンケート調査を取ることができない点が今回の研究の難しい部分である。

4. 介護施設の概要と被験者の概要

本章では、実験場所に使用した介護施設の概要について述べる。今回、北九州にある介護付き有料老人ホームでデータ収集のためのセンシング実験を行った。介護施設は、6階建ての建物で2階から5階までに入居用の部屋が存在する。1フロアには約13部屋から23部屋存在し、65人の人が入居している。平均年齢は、86.5歳で、最年少が53歳、最年長が101歳である。介護度は要支援1から介護度5までの人が入居しており、介護度1の人が最も多い。

その中から、30名の入居者と介護士15名の同意の上で、センシング実験を行う。

5. 睡眠と生活行動のデータ収集方法と概要

本章では、分析に使用した睡眠データと生活行動データについて、収集方法と概要について述べる。センシング実験概要を以下にまとめる。

- 2018年4月1日から4月26日の26日分のデータ(そのうち、1週間分のデータを分析)
- 85歳から98歳の介護度1以上の男女5人の被験者
- 睡眠の行動を把握するためにベッド付近に非接触生体

センサを設置

- 日中の行動を把握するために介護士の介護記録用アプリを開発

結果、非接触生体センサデータを1人あたり11800サンプル×1440ファイル/日件、介護記録データから28業務種29674サンプルの介護記録を収集することができた。以下では、被験者の概要（介護度などの情報と、1日の基本的な過ごし方）、焦電センサの収集方法、介護記録の収集方法について詳細を述べる。

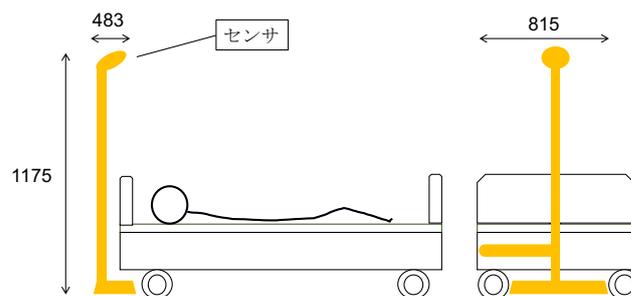


図1 非接触生体センサの設置図

5.1 被験者の概要

本稿では、5名分の被験者データを分析する。5名の被験者の情報を表1に表示する。

表1 被験者の情報（年齢、介護度、入居日）

subject	年齢	介護度	入居日
被験者1	95	介護4	2009/6/18
被験者2	96	介護4	2010/3/1
被験者3	85	介護1	2010/4/29
被験者4	97	介護1	2014/6/3
被験者5	98	介護2	2012/11/7

入居者の1日の流れは主に以下の行動がある。

- 07時30分：朝食
- 08時30分：活力朝礼
- 12時00分：昼食
- 15時00分：おやつ
- 17時30分：夕食

上記に挙げた行動は全て共有スペースで行われ、それ以外は自由行動である。例えば、テレビを見て過ごしたり、共有スペースで談話をしたりして過ごしている。介護士はこの自由行動時間内で、清掃、介護記録、入浴介助、排泄介助など、多くの業務をこなす。業務内容について詳しくは、5.3節で述べる。

5.2 非接触生体センサ

本稿では、介護施設の入居者の睡眠状況を把握するため、ベッドの頭部に非接触生体センサを設置し、人の動きに関するデータを収集する。データ収集には、ルナナース*1というベッド上の人の動きを検知する製品を用いているが、本稿では製品としての利用はせず、焦電データを得ることを目的として使用する。図1は非接触生体センサを設置した時の構成図である。非接触生体センサの全長は高さ1175mm、横幅815mm、奥行き483mmである。このデバイスをベッドの頭部分に設置し、24時間常にデータ収集を行う。

データ収集システムの大まかな流れは、非接触生体センサから焦電データを取得し、ラズベリーパイに保存してい

*1 <https://ls.ipros.jp/product/detail/2000220155/>

く、非接触生体センサは、センサ信号から雑音処理専用のLSIで演算した結果をデジタル出力(USB)とアナログ出力する。デジタル処理の場合、人の動きを検知することが目的とする情報を出力し、本稿ではこのデジタルデータを収集する。本来製品としては、ベッド上の「起床」「端座位」「離床」のいずれかの行動を検知する見守りシステムであるが、今回の実験では、デジタルデータが収集できるように改造されたものを用いる。ルナナースから取得されるデータは、30Hzの周期で、二局のwav型で出力される。このデータを、Ubuntuのarecordコマンド*2で、2000Hz(最小値)の周期で、mp3拡張子ファイルに書き込んでいく。ファイルは1分毎に、分けて保存していく。

その結果、118000サンプル×1440ファイル×3ヶ月×5人分のデータを収集した。本稿では、5人分の1週間のデータを分析に用いる。

5.3 介護記録アプリ

本実験では、介護士に介護記録をしてもらうためのアプリ*3を開発し、介護士に使用してもらう。本稿では、その介護記録を分析に用いる。図2はアプリの画面を示しており、左側に業務を打ち込む画面、右側が詳細を打ち込む画面の例である。

今回の実験場所である介護施設は、これまで、紙による介護記録業務を行っていた。本研究室では、行動認識技術を活用し、介護記録の自動化を目指した研究に取り組んでいる。今回のセンシング実験では、睡眠データを収集すると並行して、介護記録のデバイス化の実証実験も行っている。介護記録の業務とは、介護士が入居者に対してどのような介助をしたのか、また入居者の状態はどうであったかという内容を事細かく記録するものである。記録する業務内容を表2にまとめる。

この介護業務記録アプリを用いることで、今まで紙で記録していた方法からスマホ操作に変化し、慣れる必要があった。本実験は、2月から操作に慣れてもらう期間をもうけており、練習として使用してもらっている。そのため、本稿では最も最近収集した4月1日から4月26日までの

*2 <http://manpages.ubuntu.com/manpages/trusty/man1/arecord.1.html>

*3 <http://applion.jp/android/app/jp.sozolab.fonlog/>



図 2 介護記録用アプリ (左:介護業務選択画面, 右:詳細打ち込み画面の例 (バイタル業務の詳細))

表 2 業務内容と書き込む詳細の概要

業務内容	記載内容
バイタル	血圧, 脈拍などの記録の内容を記録
食事・服用	自立, 一部介助などの介助種, 食事量, 水分量などの摂取量, 服薬についての介助内容
口腔ケア	義歯洗浄の内容, 介助種
排泄	排泄方法, 介助種, 種類, 排泄量, 状態
入浴・清拭	入浴方法, 入浴介助
処置	傷や爪切りなどの処理, 部位
活力朝礼・ラジオ体操	参加したかどうか
リハビリ・レク	リハビリの内容, レクの内容
モーニングケア	離床, 洗面などの介助項目
日中利用者対応	フロア対応, センサコール対応などの種別, トイレ介助, コミュニケーションなどの対応内容
ナイトケア	洗面, 居室誘導などの介助内容
夜間利用者対応	巡回, センサコール対応などの種別, トイレ介助, コミュニケーションなどの介助内容
家族・来客対応	利用者面会, 荷物整理などの目的
外出対応	介助タクシーなどの種別, 外出場所
リネン交換	したかどうか
清掃・整理	場所

データを分析する。

その結果, 被験者 5 名に対するデータは, 28 種類の業務行動, 29674 サンプル数収集することができた。

6. アンサンブル学習による分析方法

睡眠と日中の行動における原因と結果の関係について仮説をたて, アンサンブル学習を用いて検証を行う。アンサンブル学習とは, 機械学習の一つであり, 入力と出力の関係がある。入力部分に当たるデータのことを説明変数と呼び, 出力部分に当たるデータのことを目的変数と呼ぶ。機械学習では, 説明変数の情報から目的変数を予測するための最適な推定モデルを構築する。本稿では, 相関があると

考えられる仮説の結果と原因を設定し, それぞれを目的変数と説明変数として機械学習に与えることで, 推定モデルの推定精度をもとに仮説の検証を行う。

本稿では, はじめに睡眠と日中の行動における原因と結果の関係について仮説を設定する。そして, アンサンブル学習を用いて, 仮説の検証を行う。そして, 本章では, 6.1 節で仮説について説明し, 6.2 節でアンサンブル学習に用いるデータの前処理方法について述べる。最後に, 6.2.2 節で, アンサンブル学習をした結果をどのように分析するのかについて述べる。

6.1 睡眠と日中の行動における相関の仮説

表 3 では, 睡眠と相関があると思われる要因を列挙し, 今回のデータによって検証できるかどうかを示したものである。睡眠の質を向上させるためには, 規則正しい生活, 日中に活発に動くことなどが挙げられる。また, 不安やストレスなどの精神状態や, 睡眠の環境などにも睡眠の質は影響する。そこで, 睡眠の質に相関のある要因として考えられるものを以下に列挙する。

まず, 表 3 の仮説 a についての説明をする。例えば, 日中よく運動をすると, 深夜はいい睡眠ができ, またいい睡眠をすると, 日中の行動は活発に動くことができるのではないかと考えられる。そこで, 「活力朝礼. ラジオ体操」と「リハビリ・レク」を日中の活発な行動として定義し, 深夜との睡眠との相関を検証する。また, これらの相関関係を検証することで, 入居者にとって, 「活力朝礼. ラジオ体操」と「リハビリ・レク」をする意識の向上に繋がることが期待できる。また, 介護士にとっても, 睡眠の管理や, 「リハビリ・レク」の参加を促す指標になり, 入居者の健康管理の助けになると考えられる。

表 3 の仮説 b について説明する。いい睡眠をするためには, 規則的な生活を送ることが大事とされている。そのため, 規則的な生活がどれほど深夜の睡眠に相関があるのかを検証する。規則的な生活と判断する指標として, 「食事」や「起床」などの普段から行う生活行動の時間を用いる。また, これらの相関関係や, 規則的な生活行動について分析することで, 入居者の生活行動の改善に有用な知見となる。

表 3 の仮説 c について説明する。人は歳をとると, 夜の睡眠の質が落ちてしまうとされており, 昼間のうたた寝や昼寝が増えてしまう。しかし, 質のいい睡眠をとるためには, 日中と深夜の睡眠のメリハリをつけることが大事だと言われている。そこで, ベッド周辺から得られたデータから, 日中と深夜の睡眠の特徴量を抽出し, 分析する。また, 睡眠は高齢者にとって健康の指標であるとも言われているため, これらのデータの分析をすることは, 病院や診断の際にも有用な知見になると考えられる。

表 3 の仮説 d について説明する。精神的な不安やストレ

表 3 分析における仮説

仮説	検証可能かどうか	定義や理由	検証する意義
a) 日中の活動量と深夜の睡眠は相関がある	○	「活力朝礼. ラジオ体操」と「リハビリ・レク」を日中の活動量と定義	入居者や介護士にとって、活力運動などの行事参加に対する意識の変化に影響する知見となる。
b) 規則的な生活と深夜の睡眠は相関がある	△	「食事」や「起床」などの普段する生活行動の時間を元に規則的な生活かどうかを定義	入居者にとって、普段の生活の改善に役立つ知見となる
c) 日中の睡眠量と深夜の睡眠は相関がある	○	ベッド頭部に設置したセンサから得られるデータをもとに抽出した特徴量を睡眠量と定義	介護士にとって入居者の体調を管理する指標となる知見となる
d) 健康面と睡眠は相関がある	△	被験者の介護度や、バイタル情報をもとに健康面の情報を定義	介護の管理に対する指標となる知見となる
e) 精神的な状態と睡眠は相関がある	×	精神的な状態に関するデータの収集をしていないため	睡眠不調の原因かどうかはわかる
f) 痛みや体の不調と睡眠は相関がある	×	痛みや体の不調に関するデータの収集をしていないため	健康管理の指標となる
g) 睡眠場所の環境と睡眠は相関がある	×	睡眠場所の部屋の明るさや温度を睡眠環境情報と定義	部屋の改善に役立つ指標となる

スは睡眠の質に影響するとされている。精神的なことが原因で不眠に相関が現れたら、それらの精神的な病気に対する処置が必要である。そのような健康面における観点から有用な知見が得られると考えられる。しかし、本稿では精神的な面に関するデータを収集していないため、今回はこの分析は行わない。

表 3 の仮説 e について説明する。体の痛みが原因で睡眠の妨げになっていることも健康状態と同様に相関すると考えられる。この知見を得ることができれば、寝る前の痛み留めの服用の有用な知見となる。しかし、本稿では被験者の痛みに関するデータを収集していないため、今回はこの分析は行わない。

表 3 の仮説 f について説明する。睡眠の環境の例としては、部屋の明るさや温度などがある。この相関分析による知見が得られたら、介護施設側にとって、部屋の環境に関する改善案の参考になると考えられる。しかし、本稿では部屋の環境に関するデータを収集していないため、今回はこの分析は行わない。

本稿では、これらの仮説を検証するために、センシング実験で得られたデータを検証に用いることを考える。次節では、これらの検証を行うために実験で得られた、焦電データと介護記録データを検証用データに変換する過程について述べる。

6.2 前処理

センシング実験で得られたデータを、前節の仮説項目を検証するためのデータに変換する。データと変換する内容については、図 3 に示す。

焦電データから、日中の睡眠状態と、深夜の睡眠状態を示すデータに変換する。まず、1 日中収集し続けたデータを日にちをもとに、深夜と日中に分類する。そして、睡眠状況における特徴量を抽出する。特徴量は、1 時間毎に統

計量を計算し、1 時間毎の人の動きに関するデータに変換する。その後、中央値を閾値とし、2 値のサンプルデータに変換する。

介護記録データから、日中の活動量、生活行動の規則性、バイタル情報を表すデータに変換する。しかし、今回の介護記録データから、生活行動の規則性とバイタル情報についてのデータは、データ不足と判断し、相関分析には用いていない。日中の活動量の前処理方法は、「活力朝礼. ラジオ体操」と「リハビリ・レク」の行動をしたかどうかの 2 値に変換する。

6.2.1 焦電センサデータの前処理

焦電センサデータは、1. 時間による日中と深夜の分類、2. 特徴量抽出、の順で前処理を行っていく。

まず、日中と深夜の時間の定義を 5.1 から、以下のよう

- 夕食後から朝食までの時間を深夜、
- 朝食から夕食までの時間を日中。

そして、特徴量抽出の流れを以下の順で行う。

- (1) 時系列に並んだ 2 列のデータを、-1~1 の値に変換
- (2) 各列で 1 分毎に分散値を計算し、足し合せ 1 列にする。
- (3) 1 時間毎に、平均値を計算する。

この特徴量抽出で得られたデータを可視化すると、図 4 のようになる。その結果、深夜時間帯で、720 次元、日中時間帯で 9732 次元の多次元データとなってしまったため、1 時間毎に平均値をとり、深夜の時間帯 11 次元、15 次元のデータに変換した。

その結果、以下のデータが生成された。

- 被験者 1:13 日× 11 次元 (深夜), 14 日× 15 次元 (日中)
- 被験者 2:25 日× 11 次元 (深夜), 26 日× 15 次元 (日中)
- 被験者 3:12 日× 11 次元 (深夜), 14 日× 15 次元 (日中)
- 被験者 4:25 日× 11 次元 (深夜), 26 日× 15 次元 (日中)
- 被験者 5:25 日× 11 次元 (深夜), 26 日× 15 次元 (日中)

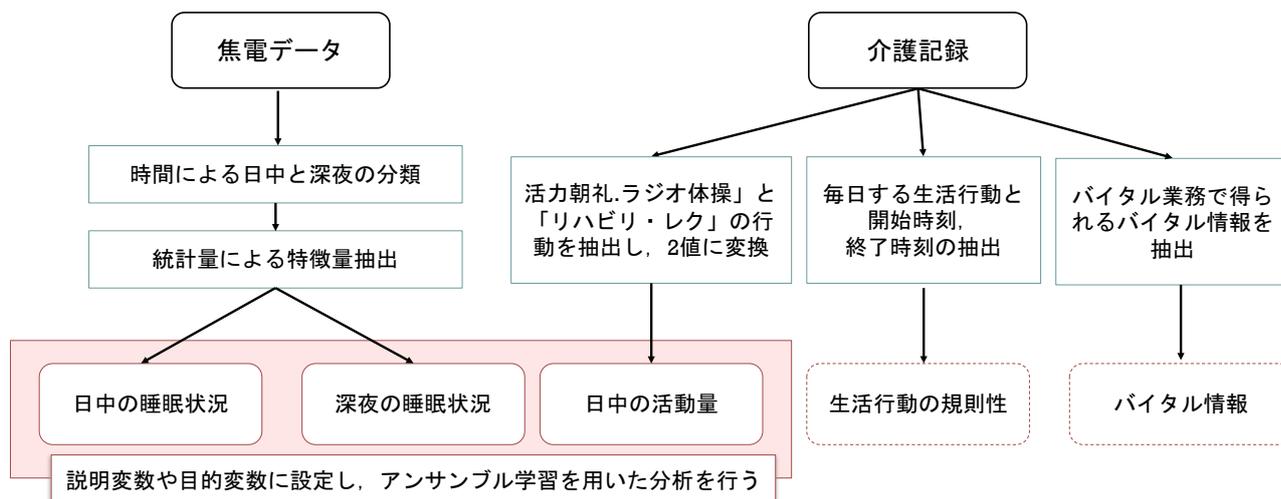


図 3 分析に用いるデータと前処理の (検証用データに変換する) 流れ

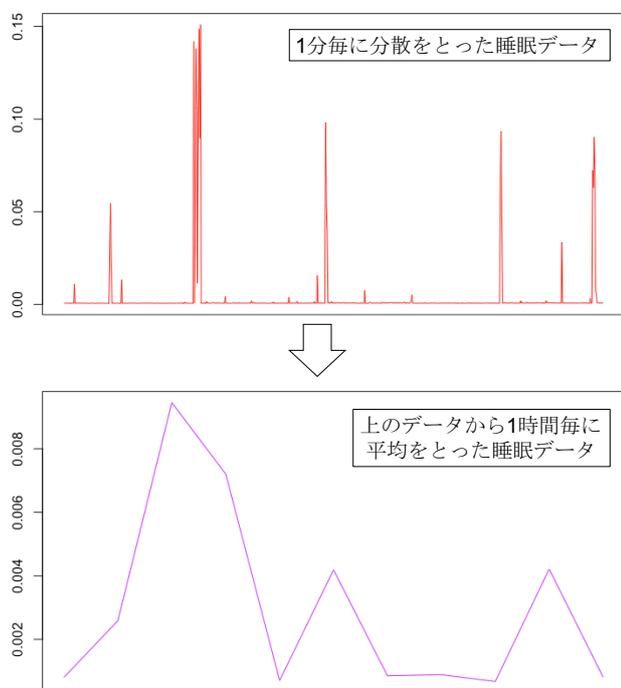


図 4 焦電データから特徴量をとったデータの例

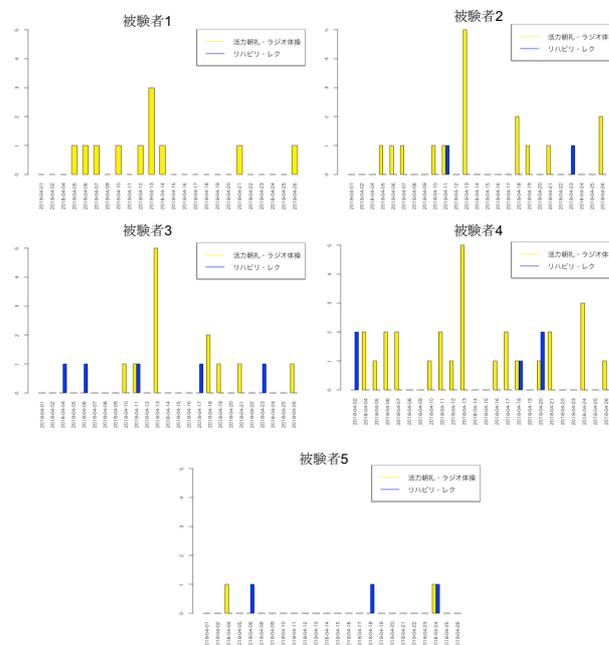


図 5 被験者の「リハビリ・レク」「活力・ラジオ体操」の行動回数 (横軸: 日付, 縦軸: 回数, 青: 「活力・ラジオ体操」, 黄: 「リハビリ・レク」)

6.2.2 介護記録の前処理

介護記録データから「日中の活動量」「生活行動の規則性」「バイタル情報」3つの検証用データを生成する。まず、「日中の活動量」を表すデータの生成について、以下の流れで行う、

- (1) 「活力朝礼・ラジオ体操」と「リハビリ・レク」のデータを抽出
- (2) 活動があった日は1, なかった日は0と変換する。

図5は、「活力朝礼・ラジオ体操」と「リハビリ・レク」のデータを抽出した時点でのデータである。

また、今回のデータからでは「生活行動の規則性」「バイタル情報」の検証データを生成することは難しいと判断

した。

その理由として、現在収集したデータは、介護士が試験的にアプリを使用している状態であるため、記録されていない行動が多くあることがわかった。例えば、食事の記録は、毎日記録されているはずだが、記録がない日がある。また、バイタル情報も同様の理由で、被験者に対するデータは存在しなかった。

次節では、今回生成することができた3つのデータを用いて、アンサンブル学習を用いた分析をする方法について述べる。

6.3 分析方法

上記で生成した、検証用データを用いて、アンサンブル学習を用いた分析を行う。分析目的は、以下の2つの仮説を設定し、それぞれ2つの分析方法を行い検証することである。

- 深夜の睡眠状況と日中の活動量の相関
 - 深夜の睡眠状況から日中の活動量を予測し、精度を算出する。
 - 日中の活動量から深夜の睡眠状況を予測し、精度を算出する。
- 日中の睡眠状況と深夜の睡眠状況の相関
 - 日中の睡眠状況から深夜の睡眠状況を予測し、精度を算出する。
 - 深夜の睡眠状況から日中の睡眠状況を予測し、精度を算出する。

アンサンブル学習とは、機械学習の一つで以下のような特徴がある。

- (1) 自動的に過学習を抑え、汎用能力の高いモデルを生成する。
- (2) 説明変数間の交互作用を中和した上での説明変数の目的変数への重要度が分かる。
- (3) 弱学習器の決定木を抽出すれば、枝の分岐条件を直感的に理解しやすい。

つまり、1により説明変数から目的変数を精度よく推定しながら、2によりその際の実験変数がどの程度有効だったかを効率よく推し量ることができる。また3により可視化することで、どのような場合の組み合わせにおいて目的変数の結果に影響したかを理解しやすい。(2)については、RandomForestを始めとするアンサンブル学習法においては、各弱学習器の学習にで使わなかったサンプルのある説明変数の値をランダムに入れ替えて精度評価を行い、その精度が全弱学習器で平均してどの程度下がったかがその説明変数の重要度として定義される [12]。通常の線形回帰やロジスティック回帰のような手法では、学習された結果の各説明変数の係数の値は互いに依存することが交互作用として知られているため、純粋にどの説明変数がどの程度有効だったかを知ることは難しいが、アンサンブル学習においては変数もランダムにサンプリングするため、変数が目的変数の推定にどの程度寄与したかを知ることができる。

本稿では、アンサンブル学習である RandomForest を用いて、推定精度を算出することで、2つの相関仮説についての検証を行う。

表3の仮説(a)を検証するために、深夜の睡眠状況を表したデータと、日中の活動を表したデータを用いる。分析方法は、2つのデータを日付を基準に結合させ、交差検証法を用いて、アンサンブル学習における推定精度を算出する。学習における設定は以下である。

- 深夜の睡眠状況を説明変数、日中の活動を目的変数と

設定

- 日中の活動を説明変数、深夜の睡眠状況を目的変数と設定

この時、6.2節で生成した1時間毎の特徴量を説明変数として用い、6.2節で生成した2値のデータを目的変数として用いる。交差検証法は、「リハビリ・レク」をしたかどうか、「活力・ラジオ体操」をしたかどうか、の2つそれぞれで行う。また、日中の活動を説明変数とした場合、「リハビリ・レク」をしたかどうか、「活力・ラジオ体操」をしたかどうかの2つの特徴量をもつ行列を用いる。目的変数として、1時間毎のデータに対して、中央値、平均値を閾値として、2値に分類したデータを用いて、分類問題として交差検証法を用いる。

次に、表3の仮説(c)を検証するために、深夜の睡眠状況を表したデータと、日中の睡眠状況を表したデータを用いる。分析方法は、2つのデータを日付を基準に結合させ、交差検証法を用いて、アンサンブル学習における推定精度を算出する。学習における設定は以下である。

- 深夜の睡眠状況を説明変数、日中の睡眠状況を目的変数と設定
- 日中の睡眠状況を説明変数、深夜の睡眠状況を目的変数と設定

この時、6.2節で生成した1時間毎の特徴量を説明変数として扱う場合は、1時間の統計値を特徴量とし、目的変数として扱う場合は、中央値、平均値を閾値として、2値に分類したデータとし、分類問題として交差検証法を用いる。

評価指標は以下の2つの指標を用いる。

- 正解率 ACC : 推定された $\tilde{Y} = \{y_1, \dots, y_n\}$ がどのくらい正解か

$$w_0 + w_1/w_0 + w_1 + z_1 + z_0$$

- BCR : 目的変数値ごとに精度を計算でき、かつ不均一な正例と負例のサンプル数にも影響されない指標 BCR(Balanced Classification Rate)

$$((w_0/w_0 + z_0) + (w_1/w_1 + z_1))/2$$

上記で w は推定結果が正しかったデータ数で、 z は間違えたデータ数を表している。そして、添字の値は、データの正解値を表している、つまり、正解値と推定値がともに0であるサンプル数は w_0 個、ともに1のデータ数は w_1 個としている。また、 z_0 は正解値は0であるのに、1と推定したデータ数、 z_1 は正解値は1であるのに、0と推定したデータ数を表している。BCRを用いた理由としては、サンプル数に影響されない精度であるため、今回のサンプル数に偏りのあるデータの評価に適している。この評価指標は、文献 [13] や文献 [14] にも用いられている。

これらの結果を次章で述べ、考察を行う。

7. 分析結果

本節では、以下の2つのことについて、分析する。

- 分析1：深夜の睡眠状況と日中の運動に相関があるかどうか
- 分析2：日中の睡眠状況と深夜の睡眠状況に相関があるかどうか

また、今回の分析は個人差を考慮しているため、被験者毎の結果を示して、それぞれの睡眠に相関のある要因を分析する。

7.1 深夜の睡眠状況と日中の運動に相関があるかどうか

本節では、深夜の睡眠状況と日中の運動の相関を分析するために、以下の2つの推定モデルを構築する。

- 分析1-1：深夜の睡眠状況から日中運動をするかどうかを予測

- 分析1-2：日中運動の有無から深夜の睡眠状況を予測

この2つの推定モデルを評価するために、交差検証法を用いて精度を算出する。

7.1.1 深夜の睡眠状況から日中するかどうかを予測

分析1-1の結果を、図6に示す。

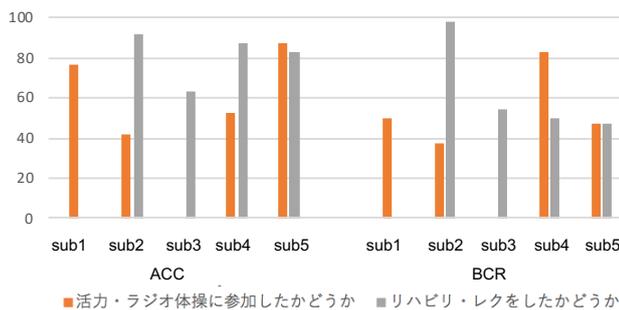


図6 分析1-1における推定結果（評価指標ACCとBCRを使用、横軸被験者名、縦軸精度(%)）

また、図6の詳細について、混合表を表4と表5に示す。

表4.5の結果の欠損値は、参加したサンプルが1つ、もしくは存在しなかったため、評価できないと判断した。今回のデータは、参加するサンプルが少なく、偏りがあるデータであるため、BCRに焦点を当てる。図6から、「被験者2がリハビリ・レクに参加するかどうか」と「被験者4が活力・ラジオ体操に参加するかどうか」を予測するBCRは80%以上であった。表5を見ると、「被験者4が活力・ラジオ体操に参加するかどうか」の推定は全て欠席と答えていることがわかるため、推定精度は疑わしい。したがって、今回の分析結果から、被験者2において睡眠状況から「リハビリ・レクをしたかどうか」に向けて相関があると考えられる。

7.1.2 日中運動の有無から睡眠状態を推定

分析1-2の結果を表6に示す。

表6から、最も高い精度は、被験者1の20時（閾値が平均値）の推定結果であり、最も低い精度は被験者3の5時（閾値が平均値）であった。ここで、時間帯に注目すると、20時は就寝時間で、5時は起床時間帯と考えられる。このことから、「運動したかどうか」は睡眠の就寝時間に相関があり、起床時間には相関がないと考えられる。また、目的変数を1日の平均とした時、被験者1の推定精度が一番高く、被験者3の推定精度が一番低いことがわかった。

7.2 日中の睡眠状況と深夜の睡眠状況に相関があるかどうか

本節では、日中の睡眠状況と深夜の睡眠状況の相関を分析するために、

- 分析2-1：日中の睡眠状況から深夜の睡眠状況を推定
 - 分析2-2：深夜の睡眠状況から日中の睡眠状況を推定
- この2つの推定モデルを評価するために、交差検証法を用いて精度を算出する。

7.2.1 日中の睡眠状況から深夜の睡眠状況を推定

分析2-1の結果を表7に表す。

7の結果、最も精度の高いのは、被験者1の18時（平均値が閾値）の推定結果と、被験者2の21時（平均値が閾値）、被験者3の22時（中央値が閾値）の推定結果であった。また、最も推定精度の低いのは、被験者1の3時、4時（閾値が平均値）と被験者3の4時（閾値が平均値）であった。また、1日の平均で最も精度の高いのは、被験者1で、最も精度の低いのは、被験者4であることがわかった。

7.2.2 深夜の睡眠状況から日中の睡眠状況を推定

分析2-2の結果について、表8にまとめる。8から、最も精度の高いのは、被験者3の7時（閾値が平均値）、9時（閾値が中央値）、14時（閾値が中央値）の推定精度であった。最も精度の低いのは、被験者3の15時（閾値が平均値）の推定精度であった。また、1日の平均値について、推定した結果、最も精度の高いのは、被験者5で最も低いのは、被験者3であることがわかった。

8. 考察

上記の結果から、考察を行う。まず、分析1-1の結果、被験者2が、「リハビリ・レク」をしたかどうかを推定する場合は推定精度が高いことがわかった。なぜ精度が高いかを考察するため、「リハビリ・レク」をした日の睡眠としない日の睡眠の違いを図7に示す。

図7の結果から、赤い線は、20時を最大値とし、そのあと落ち着く傾向にあることがわかる。推測として、20時あたりで睡眠につき、値が小さいことから、激しい動きはないということがわかる。つまり、20時に就寝し、そのあとある程度睡眠ができてしていると推測でき、しっかり寝たことで次の日の「リハビリ・レク」をする確率は高くなるということが考えられる。

次に、分析2-2の結果から、考察をする。結果より、精

表 4 分析 1-1(目的変数:活力・ラジオ体操に参加したかどうか)における推定結果の混合表 (説明変数: 深夜のベッド周りの焦電データを (分散値/分のベクトル) に加工したもの, 目的変数: 参加したかどうかの 2 値)

被験者	被験者 1		被験者 2		被験者 3		被験者 4		被験者 5	
	予測値	正解値								
欠席	10	0	8	7	欠損	欠損	2	7	20	1
参加	3	0	7	2	欠損	欠損	4	10	2	0

表 5 分析 1-1(目的変数:リハビリ・レクに参加したかどうか)における推定結果の混合表 (説明変数: 深夜のベッド周りの焦電データを (分散値/分のベクトル) に加工したもの, 目的変数: 参加したかどうかの 2 値)

被験者	被験者 1		被験者 2		被験者 3		被験者 4		被験者 5	
	予測値	正解値								
欠席	欠損	欠損	22	1	6	2	20	0	19	1
参加	欠損	欠損	1	1	2	1	3	0	3	0

表 6 分析 1-2 における ACC(閾値を平均値と中央値にした場合の 2 パターンで評価, ACC(%))

	閾値	sub1	sub2	sub3	sub4	sub5
18 時	中央値	33.33	18.33	37.50	65.15	
	平均値	84.52	37.50	36.67	54.17	70.08
19 時	中央値	77.38	41.67	36.67	41.67	39.39
	平均値	69.05	29.17	55.00	37.50	86.74
20 時	中央値	76.19	45.83	26.67	33.33	56.44
	平均値	91.67	58.33	55.00	41.67	82.20
21 時	中央値	23.81	37.50	71.67	29.17	26.14
	平均値	29.76	66.67	36.67	37.50	51.89
22 時	中央値	46.43	41.67	45.00	29.17	56.44
	平均値	69.05	66.67	53.33	50.00	78.41
23 時	中央値	76.19	66.67	73.33	45.83	56.44
	平均値	36.90	50.00	55.00	50.00	65.15
1 時	中央値	38.10	25.00	45.00	50.00	65.15
	平均値	53.57	66.67	71.67	54.17	56.44
2 時	中央値	61.90	54.17	45.00	41.67	43.18
	平均値	61.90	45.83	26.67	62.50	74.24
3 時	中央値	45.24	33.33	46.67	62.50	26.14
	平均値	38.10	54.17	73.33	66.67	65.15
4 時	中央値	36.90	33.33	26.67	37.50	34.85
	平均値	76.19	62.50	36.67	54.17	60.98
5 時	中央値	38.10	62.50	55.00	37.50	52.27
	平均値	45.24	62.50	16.67	62.50	78.03
1 日の平均	中央値	76.19	58.33	26.66	58.33	60.60
	平均値	60.71	54.16	16.66	58.33	60.60

表 7 分析 2-1 における ACC(閾値を平均値と中央値の 2 パターンで評価, ACC(%))

	閾値	sub1	sub2	sub3	sub4	sub5
18 時	中央値	46.43	67.63	41.67	39.74	39.74
	平均値	91.67	33.33	58.33	39.74	43.91
19 時	中央値	38.10	35.90	25.00	67.95	63.78
	平均値	25.00	50.00	33.33	67.95	59.94
20 時	中央値	53.57	43.91	41.67	35.90	64.10
	平均値	25.00	41.67	41.67	35.90	64.10
21 時	中央値	46.43	60.26	41.67	55.77	44.23
	平均値	33.33	91.67	66.67	51.92	40.06
22 時	中央値	29.76	56.09	91.67	32.05	43.91
	平均値	33.33	50.00	58.33	35.58	47.76
23 時	中央値	38.10	39.74	25.00	48.08	48.08
	平均値	66.67	33.33	16.67	48.08	40.06
24 時	中央値	53.57	19.87	58.33	63.78	39.74
	平均値	50.00	41.67	41.67	59.94	35.90
1 時	中央値	23.81	40.06	33.33	40.06	76.28
	平均値	58.33	50.00	33.33	51.92	64.10
2 時	中央値	38.10	35.90	75.00	32.37	47.76
	平均値	58.33	25.00	33.33	32.05	47.76
3 時	中央値	39.29	40.06	58.33	64.42	59.94
	平均値	16.67	41.67	50.00	64.42	59.94
4 時	中央値	63.10	52.24	33.33	48.08	75.64
	平均値	16.67	33.33	16.67	52.24	75.64
5 時	中央値	69.05	51.92	66.67	39.74	43.59
	平均値	50.00	50.00	25.00	43.59	43.59
1 日の平均	中央値	63.09	59.93	41.66	35.89	47.75
	平均値	63.09	67.62	41.66	35.89	43.91

度の高かった時間帯と精度の悪かった時間帯の睡眠データをプロットして, 比較する。

図 8 は, 被験者 1 の 20 時の睡眠データと, 被験者 3 の 5 時の睡眠データで, 横軸を日付, 縦軸を睡眠データの値としている。また, 赤線は平均値, 青線は中央値である。点は, 活動が行われた日を表す。左側の精度の高い方のデータに注目する。活動をしたかどうかを表す点に注目した時, 点がない (活動していない) 部分は, 閾値を超えてい

る傾向にあることがわかる。このことから, 活動をしていない日の睡眠は睡眠に動きがあり, よく眠れていないことが推測できる。

分析 1 の相関についての仮説について, まとめると睡眠状態に動きがないと, 次の日は運動をする傾向にあり, 運動を行っていない日の睡眠は動きがあり, いい睡眠ができ

表 8 分析 2-2 における ACC(閾値を平均値と中央値の 2 パターンで評価, ACC(%))

	閾値	sub1	sub2	sub3	sub4	sub5
6 時	中央値	38.10	47.76	33.33	47.76	52.24
	平均値	22.62	43.91	41.67	43.91	72.12
7 時	中央値	38.10	67.95	83.33	56.09	48.08
	平均値	47.62	71.79	83.33	72.12	64.10
8 時	中央値	30.95	35.90	58.33	36.22	55.77
	平均値	30.95	72.12	66.67	64.10	63.78
9 時	中央値	32.14	39.74	83.33	40.06	80.13
	平均値	32.14	68.59	50.00	64.10	75.96
10 時	中央値	53.57	43.91	66.67	39.74	39.74
	平均値	38.10	56.41	66.67	51.92	63.78
11 時	中央値	14.29	39.74	66.67	48.08	43.91
	平均値	69.05	56.09	41.67	72.12	35.90
12 時	中央値	38.10	68.27	25.00	55.77	23.72
	平均値	30.95	88.14	75.00	40.06	43.91
13 時	中央値	46.43	40.38	50.00	36.22	51.92
	平均値	45.24	59.94	41.67	64.42	75.32
14 時	中央値	67.86	59.94	83.33	19.87	47.44
	平均値	60.71	64.10	66.67	64.10	55.77
15 時	中央値	47.62	40.06	50.00	59.94	44.23
	平均値	76.19	76.28	0.00	40.38	76.28
16 時	中央値	53.57	48.08	8.33	56.09	39.74
	平均値	53.57	80.13	25.00	67.63	39.74
17 時	中央値	22.62	75.96	58.33	48.08	59.94
	平均値	22.62	79.81	66.67	63.78	64.42
1 日の平均	中央値	46.42	56.08	33.33	60.57	63.78
	平均値	69.04	59.93	33.33	64.10	75.96

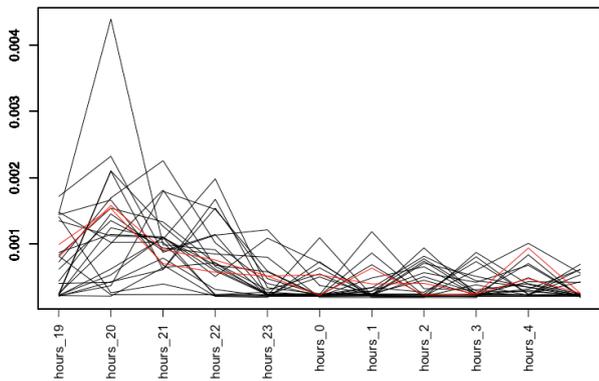


図 7 被験者 2 の「リハビリ・レク」を行った日と行っていない日の睡眠の比較 (赤: 行った, 黒: 行っていない)

ていないと推測され, 相関関係があると考えられる. このことから, 介護士は被験者 3 に運動を積極的に促すことで, 健康的でいい睡眠を促すことができると考えられる.

次に, 分析 2 についての考察を行う. 表から, 多くの推定精度は 50% 以下であることがわかる. つまり, 今回の検証データでは相関を見つけ出すのは困難であると考えられる. 睡眠と生活行動の分析を行う文献 [9] は, センサデータから「覚醒」「レム睡眠」などの睡眠指標に変換して

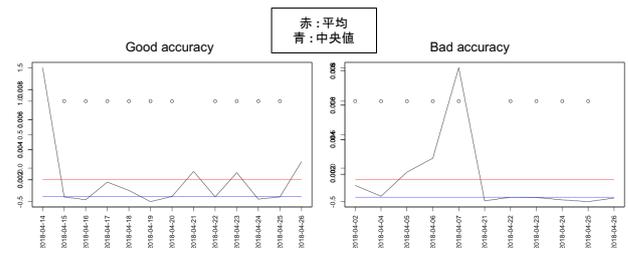


図 8 精度の高かった時間帯と精度の悪かった時間帯の睡眠データをプロット (横軸: 日付, 縦軸: 検証用データ, 赤色: 平均値, 青: 中央値, 点: 活動があった日)

分析を行っている. つまり, 本稿と関連研究の分析データとして違う点は, 以下のことがある.

- 仮説の結果として, 1 晩の睡眠というタイムスパンでないこと
- 今回の睡眠指標は 2 値であるが, 過去の研究は睡眠指標に「覚醒」「レム睡眠」「ノンレム睡眠」などの指標を用いていること

さらに, 日中の睡眠状態に関しては, さらに複雑であり, センサの反応があるから被験者本人なのかどうかを判断するのは難しい. また, ベッドの上にいるのかどうかまでは今回のデータからはわからない. そこで, ベッドに圧力センサを設置し, ベッドにいるのかどうかを判断するデータが必要であると考えられる. 図 9 は今回収集した焦電データを日にちで色を変え, プロットしたものである.

ここから, 深夜でも動きは一定でなく, よく動き, 周期性がないことがわかる. 文献 [11] によると, 睡眠の質の良し悪しをはかる指標として, 「規則性」「質」「量」を設定するのがいいとされている. 今回の特徴量抽出では, この中で「質」に関する指標のみであったと考えられるため, 今後の課題として, 「規則性」や「質」を考慮した特徴量抽出を行い, 分析する必要があると考えられる.

9. まとめ

高齢者の睡眠と日中の生活行動における相関分析をするために, 介護施設におけるセンシング実験を行い, 収集したデータから「運動と睡眠の相関」「日中の睡眠と深夜の睡眠における相関」の 2 つの事柄について, 機械学習を用いた分析を行った.

その結果, 被験者 3 における分析で

- 日中に運動をすると, 深夜の動きが少ない傾向がある
- 深夜の睡眠に動きがないと, 次の日に運動する傾向にある

などの知見を得ることができた. このことから, 日中の被験者 3 は運動をすることで, 睡眠の質がよくなり, また, 睡眠の質がいい日の次の日は運動をする傾向にあるという相関があることがわかった. また, 日中の睡眠状況と深夜の睡眠状況の相関分析をするにあたって, 今回のデータに加えベッド上に人がいるかどうかの指標となるデータを取

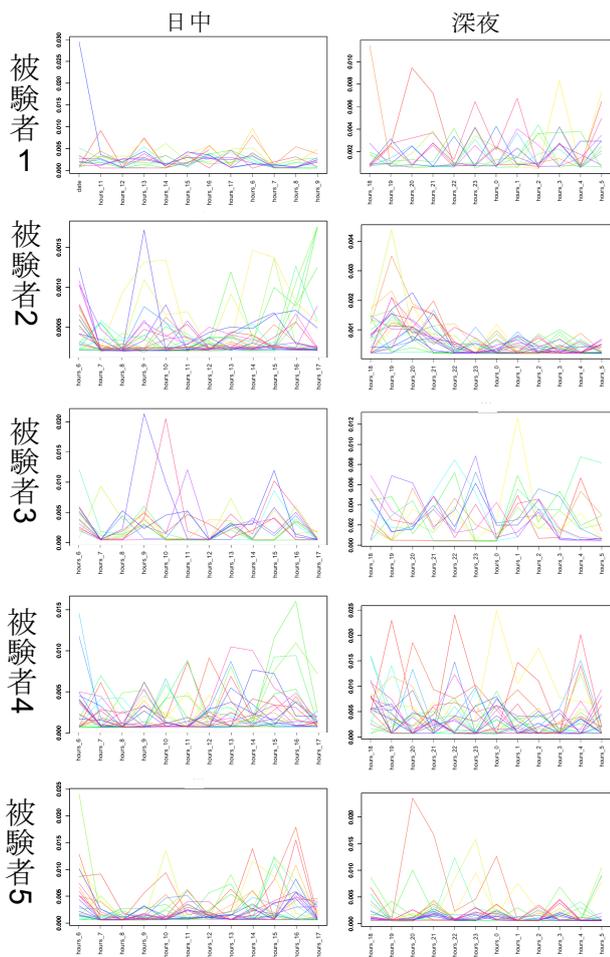


図 9 焦電センサをプロット (左: 日中の睡眠状況, 右: 深夜の睡眠状況, 色: 日付毎, 横軸: 時間, 縦軸: 睡眠状況の値)

集する必要性や, 睡眠の指標として, 「規則性」「量」を考慮した特徴量を抽出することが必要であることがわかった。

参考文献

[1] ヘルスネット:厚生労働省ホームページ, 入手先 <<https://www.e-healthnet.mhlw.go.jp/information/heart/k-02-004.html>>.

[2] 榎本みのり, 有竹さやか, 三島和夫: 認知症の睡眠障害, Vol. 45, pp. 739–743.

[3] A, A., B, F., M, J., K, S., G, W. and R, C.: Insomnia and Hypnotic Use, Recorded in the Minimum Data Set, as Predictors of Falls and Hip Fractures in Michigan Nursing Homes, *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol. 53, No. 6, pp. 955–962 (online), DOI: 10.1111/j.15325415.2005.53304.x (2005).

[4] 日本生活習慣病予防協会, <http://www.seikatsusyukanbyo.com/statistics/disease/dyssomnia/>.

[5] Ganguli, M., Reynolds, C. F. and Gilby, J. E.: Prevalence and Persistence of Sleep Complaints in a Rural Older Community Sample: The MoVIES Project, *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol. 44, No. 7, pp. 778–784 (online), DOI: 10.1111/j.1532-5415.1996.tb03733.x (1996).

[6] 厚生労働省知ることから始めよう みんなのヘルスケア,

http://www.mhlw.go.jp/kokoro/know/disease_sleep.html.

[7] 研一亀山, 琢治鈴木, まち子行谷: 快眠のための睡眠判定と睡眠モニタシステム (特集快適な生活空間の創造), *東芝レビュー*, Vol. 61, No. 10, pp. 41–44 (オンライン), 入手先 <<https://ci.nii.ac.jp/naid/40015149079>> (2006).

[8] 岳彦指田, 雄太工藤, 義満青木: 3次元人物姿勢情報を用いた睡眠時行動認識への取り組み, *Konica Minolta technology report*, Vol. 12, pp. 88–92 (オンライン), 入手先 <<https://ci.nii.ac.jp/naid/40020352736/>> (2015).

[9] Shirota, A., Tamaki, M., Hayashi, M. and Hori, T.: Effects of daytime activity on nocturnal sleep in the elderly, *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, Vol. 54, No. 3, pp. 309–310 (online), DOI: 10.1046/j.1440-1819.2000.00691.x (2000).

[10] Videnovic, A., Leurgans, S., Fan, W., Jaglin, J. and Shannon, K. M.: Daytime somnolence and nocturnal sleep disturbances in Huntington disease., *Parkinsonism & related disorders*, Vol. 15, No. 6, pp. 471–4 (online), DOI: 10.1016/j.parkreldis.2008.10.002 (2009).

[11] K AC-oté, Moldofsky, H.: Sleep, daytime symptoms, and cognitive performance in patients with fibromyalgia., *The Journal of rheumatology*, Vol. 24, No. 10, pp. 2014–23 (online), available from (<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9330947>) (1997).

[12] Breiman, L.: Random Forests, *Mach. Learn.*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32 (online), DOI: 10.1023/A:1010933404324 (2001).

[13] Inoue, S., Ueda, N., Nohara, Y. and Nakashima, N.: Mobile Activity Recognition for a Whole Day: Recognizing Real Nursing Activities with Big Dataset, *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 1269–1280 (online), DOI: 10.1145/2750858.2807533 (2015).

[14] 創造井上: ウェアラブルセンサを用いたヒューマンセンシング, 知能と情報, Vol. 28, No. 6, pp. 170–186 (オンライン), 入手先 <<https://ci.nii.ac.jp/naid/40021082607/>> (2016).