



# ヘルスケアデータマイニングによる体組成と活動パターンの類型化

野村 俊一<sup>\*1</sup> · 渡辺 美智子<sup>\*2</sup> · 小熊 祐子<sup>\*2,\*3</sup>

## Classification of Body Composition and Activity Patterns by Data Mining of Healthcare Data

Shunichi NOMURA<sup>\*1</sup>, Michiko WATANABE<sup>\*2</sup>, and Yuko OGUMA<sup>\*2,\*3</sup>

**Abstract**—Healthcare data is rapidly increasing as healthcare smart devices are developed. However, statistical analysis of healthcare big data is difficult due to heterogeneity in data quality and missing data. For such data, data mining methods such as clustering and dimension reduction may be useful as their preliminary analysis. In this paper, we show two illustrative applications; one is a principal component analysis of body composition data and the other is a latent topic analysis of hourly step-count dataset recorded by physical activity monitors. From those analyses, we proposed independent indices of body size and hidden obesity and extracted some diurnal patterns in ambulatory activities.

**Keywords**—healthcare data mining, principal component analysis, topic model, hidden obesity, ambulatory activity patterns

### 1. はじめに

適切な運動習慣による適正な体型づくりは、健康増進に欠かせない要素のひとつである。2008年に国内で特定健診・特定保健指導が導入され、中高年層を中心にメタボリックシンドロームが広く認知されるようになった。メタボリックシンドロームそれ自体は目立った自覚症状を伴わないものの、過剰に蓄積された内臓脂肪は生活習慣病リスクを高めることになる。メタボリックシンドロームによる生活習慣病や関連する疾患を未然に防ぐには、食生活および運動習慣を改善し、体重の目標管理を通じて適正な体型を目指すことが重要となる [1]。

また、厚生労働省の定めた「健康日本 21（第二次）」[2]では1日あたり平均歩数として男性 9,000 歩、女性

8,500 歩を数値目標に定めている。1日の歩数を増やすために、活動量計を装着して日々の歩数を計測記録することは、運動習慣を定着させるための1つの方策と言えよう。

健康管理のためのウェアラブルデバイスやネットワークを通じたデータ管理技術が発展している昨今では、膨大な健康管理記録がデータベースへと日夜収集されており、スマートフォンや web を通じてユーザーの健康管理を手助けしている [3]。しかしながら、そのようなヘルスケアビッグデータの統計解析技術は未だ発展途上であり、まだデータの利活用が十分に行われているとは言いがたい。その理由のひとつとして、データの計測頻度はユーザーの任意であり、欠測が頻繁であるなどのデータの質に起因する扱いづらさが挙げられる。そのような状況下で様々なユーザーに対応して有用な健康管理情報を提供するために、本稿ではクラスタリングや次元削減により情報圧縮を行うデータマイニング手法を利用して、健康管理にとってコアとなる情報を抽出する方法について、具体例を通して紹介する。体組成計と活動量計の計測記録データを題材として、主成分分析と潜在トピック分析を利用して、データを解釈容易な形へ情報圧縮変換した解析を行う。

\*1 統計数理研究所 東京都立川市緑町 10-3

\*2 慶應義塾大学大学院健康マネジメント研究科 神奈川県藤沢市遠藤 4411

\*3 慶應義塾大学スポーツ医学研究センター 神奈川県横浜市港北区日吉 4-1-1

\*1 The Institute of Statistical Mathematics, 10-3 Midori-cho, Tachikawa, Tokyo

\*2 Graduate School of Health Management, Keio University, 4411 Endo, Fujisawa, Kanagawa

\*3 Sports Medicine Research Center, Keio University, 4-1-1 Hiyoshi, Kouhoku-ku, Yokohama, Kanagawa

## 2. データ

本稿では、独立行政法人情報通信研究機構 (National Institute of Information and Communications Technology, NICT) の委託研究課題「課題 A ソーシャル・ビッグデータ活用アプリケーションの研究開発」における「ヘルスリテラシー向上のための生体ログデータ分析に基づく健康情報フィードバック」プロジェクト (研究代表・小木哲朗 (慶應義塾大学), 株式会社タニタヘルスリンク) において集計された, 2013 年 4 月 1 日から 2014 年 3 月 31 日の期間に計測された体組成計および活動量計のデータについて解析を行った。

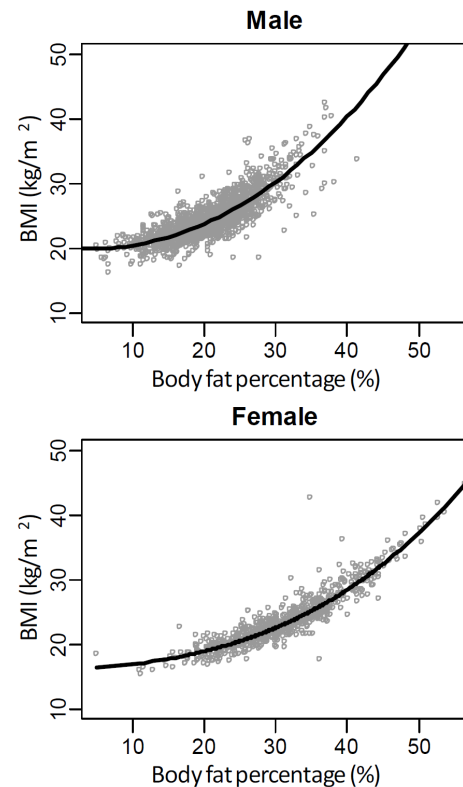
体組成計の機種はタニタ MC780A であり, インピーダンス法を用いたマルチ周波数 8 電極体組成計である。活動量計の機種は AM150, AM160 であり, 連続した 6~7 秒の移動を検知して歩数等の記録を開始するものである。体組成計データからは成人男性 1,479 名, 成人女性 793 名の体重および体脂肪率を収集し, 利用者ごとに登録されている性別, 年齢および身長と紐づけて解析に用いた。活動量計データからは 1 時間毎に集計された歩数を抽出し, それを 1 日毎にまとめた。さらに, 1 日のうち十分長い時間で計測され, かつ明らかな異常値のないデータに絞るため, 次の 3 つの条件を満たすデータを抽出した。

- ① 1 日 10 時間以上計測されている。
- ② 1 日の総歩数が 50000 歩以下である
- ③ 1 時間の歩数が 8000 歩以下である。

その結果, 解析に用いた活動量計データは 3,812 名の利用者における 232,300 日分の時間別歩数となった。なお, 活動量計を装着していない等により歩数が計測されていない時間帯については, 大きな活動がないために装着していないものと見なし, すべてゼロで補完した。

## 3. 主成分分析による体型評価指標の提案

本章では, 体組成計による体重および体脂肪率の測定値から, 利用者の体型あるいは体質を評価するための指標を提案する。体重と体脂肪率はそれぞれ単独で肥満判定に用いられているものの, 体重と体脂肪率の間には強い相関関係があるため, 両者を複合することでより精緻な体型判定ができるものと考えられる。また, 現在の体組成計には筋肉量や基礎代謝など多様な計測項目をもつものが存在し, それらを含めて主成分分析することで様々な形態的体型を判別した先行研究もある [7]。しかし, それらは一般の利用者にまで十分に普及しているとは言えないことから, ここでは殆どの体組成計にて計測される体重と体脂肪率のみを用いて体型評価指標を構成



**Fig. 1:** Scatter plots of BMI (body mass index) and body fat percentage with their regression curves.

することを考える。

現在, 肥満度を判定する基準として最も利用されている指標に, BMI (Body Mass Index) がある。BMI とは体重 (kg) ÷ 身長 (m)<sup>2</sup> の算式により計算される体格指数であり, 世界保健機構 (WHO) の BMI classification[4] によると, BMI の大きさによって, 低体重・普通体重・過体重・肥満クラス 1-3 という体型のクラスに分類される。

BMI と同様に, 体脂肪率も肥満の判定に広く用いられている。BMI が健全な範囲内であっても体脂肪率が高いと, 体脂肪が過剰な隠れ肥満の兆候があり, 逆に体脂肪率が低いとアスリートのような筋肉質な体型といえる。

Fig. 1 は成人男性 1,479 名, 成人女性 793 名の BMI および体脂肪率の分布を散布図で示したものである。Fig. 1 から BMI と体脂肪率との間の相関の強さが見てとれるが, その相関関係は決して直線的ではない。実際, 体脂肪率から BMI へ回帰するとき, 回帰直線よりも Fig. 1 に示された 3 次関数による回帰曲線の方がより近似精度が高くなる。従って, BMI あるいは体脂肪率の高低のみから大まかな体型判定はできるものの, 例えば同程度の BMI をもつ集団内での体脂肪率の正常な範囲を知りたい場合には, Fig. 1 の散布図や回帰曲線を通して比較を行わなければならない。

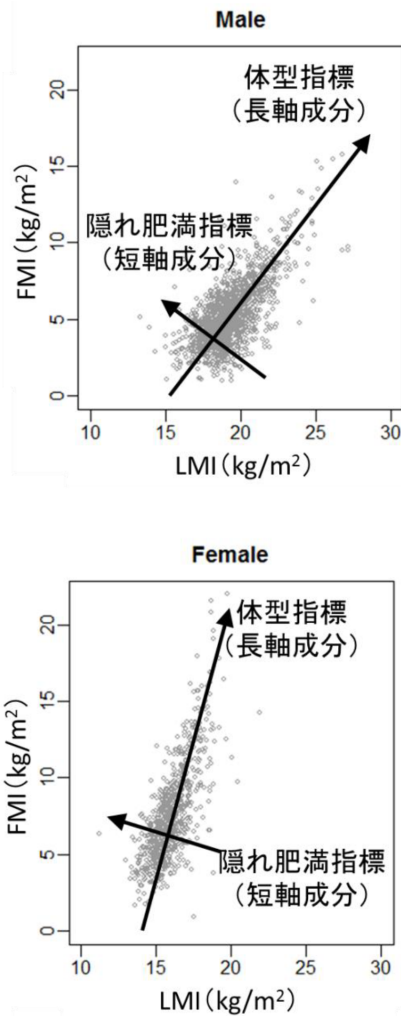


Fig. 2: Scatter plots of FMI and LMI with coordinate axes of proposed indices.

BMI と体脂肪率との相関関係が線形でないのは、両者の物理的単位が異なることが一因となっている。そこで、BMI を体脂肪にかかる部分と体脂肪以外にかかる部分とに分解したものととして、次式の FMI (Fat Mass Index) および LMI (Lean Mass Index) が考案されている。

$$FMI = BMI \times \text{体脂肪率}$$

$$LMI = BMI \times (1 - \text{体脂肪率})$$

この LMI と FMI は同じ物理的単位 (kg/m<sup>2</sup>) をもっており、体重に占める体脂肪量とそれ以外の重量を、BMI のように身長に関して標準化した数値といえる。そして、これらの数値の分布を散布図で示すと、Fig. 2 のように今度は男女ごとに概ね直線的な関係が見てとれる。

ここで、FMI と LMI の変数の組に対して、男女ごとに分けての主成分分析を行うと、それぞれ Fig. 2 の矢印のようにばらつきの大きい第一主成分と、それに直交するばらつきの小さい第二主成分とに分けることができ

る。右上方向の第一主成分は体脂肪とその他の重量が共に増加するため、体重の多寡すなわち体型を表す成分と解釈できる。一方、左上方向の第二主成分は全体の体重は減少するが体脂肪量が増加するという隠れ肥満化、すなわち体内構成の違いを示している。ゆえに、BMI や体脂肪率に代わり、この第一主成分および第二主成分をスケール変換および平行移動することにより得られる下式の体型指標および隠れ肥満指標を、体型分類のための新たな指標として提案する。

$$\text{体型指標}_{\text{男性}} = 1.10 \times FMI + 0.85 \times LMI - 19.65$$

$$\text{隠れ肥満指標}_{\text{男性}} = 0.85 \times FMI - 1.10 \times LMI + 16.70$$

$$\text{体型指標}_{\text{女性}} = 1.20 \times FMI + 0.35 \times LMI - 13.10$$

$$\text{隠れ肥満指標}_{\text{女性}} = 0.35 \times FMI - 1.20 \times LMI + 16.50$$

Fig. 2 の矢印は上式で提案した指標の座標軸を表しており、座標軸の原点、すなわち両指標が 0 である状態は、BMI の標準値 22 に対応している。また、隠れ肥満指標が一定の下、体型指標が 1 単位増えることは BMI が 1 単位増えることに相当している。従って、体型指標の符号は体重が標準に比べて過剰であるか否かを示しており、体型指標の正負から「痩せ型」か「肥満型」に体型を大きく分類することができる。

一方、隠れ肥満指標は、体重の内訳を重視した指標であり、体重に占める体脂肪の比率が高くなるほど隠れ肥満指標は大きくなる。隠れ肥満指標は測定者の集団で平均 0 となるよう中心化されており、隠れ肥満指標の正負により「筋肉質型」と「隠れ肥満型」への分類が可能となる。隠れ肥満は外観からわかりづらいため、本人が自覚しないまま進行することが多く、それゆえ、この隠れ肥満指標は、隠れ肥満の進行度を表すパラメータとして有用であると考えられる。

### 3.1 体型評価指標のパネルデータの解析

ここでは、上で提案した 2 つの指標について、年間を通した各月における指標の推移を分析し、指標ごとの推移の仕方に現れる特徴を探る。分析するデータは精度を確保するため、毎月 10 日以上にわたり計測が行われた男性 273 名、女性 97 名のデータを対象を絞り、月ごとに体重および体脂肪率の計測値の中央値を取った。そこから各月の体型指標および隠れ肥満指標を算出することで、12 ヶ月分のパネルデータを用意して解析に用いた。

まず、体型指標および隠れ肥満指標の各指標について、各月の間の変化量および年間を通した変化量の分布を Fig. 3 に表示する。さらに、それらの変化量の分布における分散および共分散の計算値を Table 1 に示す。

Fig. 3 にて 2 つの指標の変化量のばらつきかたを比べると、男女ともに、隠れ肥満指標よりも主に体型指標が変化していることがわかる。特に、年間の変化量にお

**Table 1:** Variance and covariance of monthly/annual changes in proposed indices.

性別	期間	体型指標の分散	隠れ肥満指標の分散	2指標間の共分散
男性	月変化	0.050	0.038	-0.001
	年変化	0.636	0.121	0.046
女性	月変化	0.085	0.023	0.005
	年変化	0.911	0.068	0.037

いては、体型指標の変化の大きさは隠れ肥満指標より遥かに大きい。Table 1 で分散の数値を比較すると、体型指標の年変化量の分散は、月変化量の分散の 12 倍前後、すなわち年間月数の分だけ倍増しており、これは同一人の月変化量の推移において、前後月での自己相関がほとんどないことによるものである。一方で、隠れ肥満指標における年変化量の分散は、月変化量の分散の 3 倍程度に留まり、隠れ肥満指標は年間を通じては変化しづらい指標といえる。

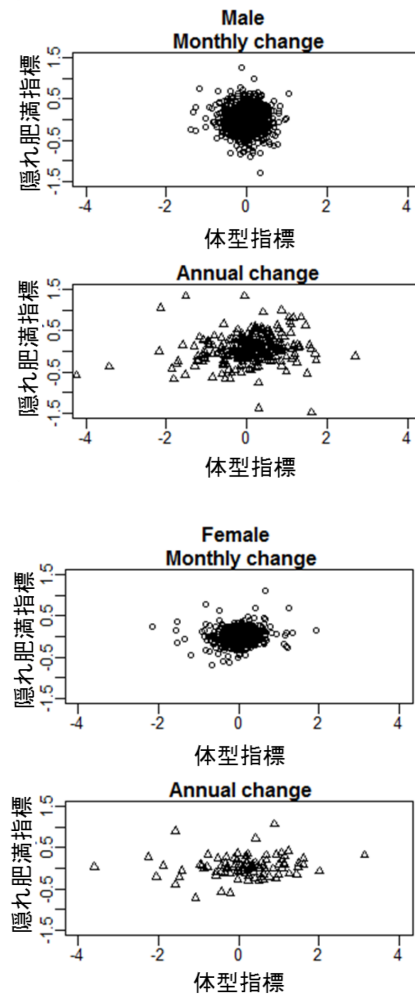
上記の性質は、各指標の個人別月次推移データに対する統計的検定によっても確かめることができる。体型指標と隠れ肥満指標それぞれの月次推移に有意水準 1% の単位根検定 (Harris-Tsavalis test [5]) を行うと、男女ともに隠れ肥満指標の推移は定常性をもつという結論が得られる。つまり、隠れ肥満指標は、一時的に変化しても、長期的には各人の生活習慣に見合った水準へと落ち着くという平均回帰性をもっているといえる。一方、体型指標について同じ単位根検定を行っても定常性をもつという結論は得られず、一度増減した体型指標は自然と元に戻るものではなく、戻すための働きかけが必要になることを示唆している。

また、Table 1 に示された指標間の共分散を見ると、月変化量の共分散は非常に小さいものの、年変化量になると指標間の共分散が比較的大きくなることがわかる。Fig. 3 においても、年変化量の分布について両指標の間に弱い正の相関が見られる。これは、年間を通して減量できている者は、体型指標だけでなく隠れ肥満指標も改善している傾向にあることを示している。

### 3.2 カルマンスムーザによる体組成推移の補間

前節では、同じ減量であってもそれが体型指標の変化か隠れ肥満指標の変化かによって、変化の大きさや持続性に差があることを議論してきた。日々の体重および体脂肪率の計測記録を基に、各指標の最近の状態や増減傾向が把握できれば、前節の分析結果を根拠として適正な体型管理へ向けた指導を行うことができる。

ところが、家庭などで行われる体組成計の個人測定では、無視できない誤差が生じることに注意が必要である。着衣や不適切な計測方法、他人の計測記録の混入な



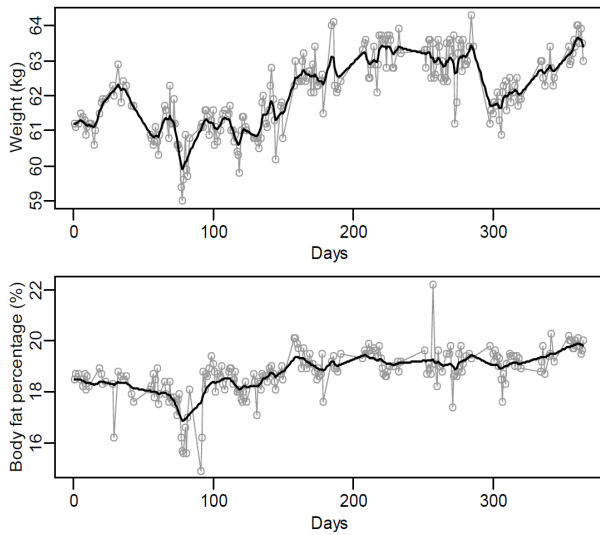
**Fig. 3:** Scatter plots of monthly (circle) and annual (triangles) changes in proposed indices.

ど、誤差の要因は様々であるが、これらの計測誤差のために、体重や体脂肪率の増減傾向を日々の計測記録から把握することが困難となる。さらに、家庭内の個人測定では、毎日欠かさず計測が行われることは稀であり、計測の間隔が数日から数週間空くのが普通である。このような不定期かつ誤差を含む記録から、精度の高い体重・体脂肪率の状態推移を得る手法として、ここではカルマンフィルターによる計測履歴の平滑化を提案する。カルマンフィルターは、誤差の除かれた真の体重・体脂肪率の数値を、計測値の推移を基に次の状態方程式および観測方程式から推定するものである。

$$\text{(状態方程式)} \quad x(t) = x(t-1) + \omega(t)$$

$$\text{(観測方程式)} \quad y(t) = x(t) + v(t)$$

ここで、 $x(t)$  は  $t$  日目における真の体重および体脂肪率、 $y(t)$  は  $t$  日目における体重および体脂肪率の測定値である。また、 $\omega(t)$  は  $t-1$  日目から  $t$  日目の変動項、 $v(t)$



**Fig. 4:** Time series of weight and body fat percentage shown in gray plots. Black lines represent estimated state levels by the Kalman smoother.

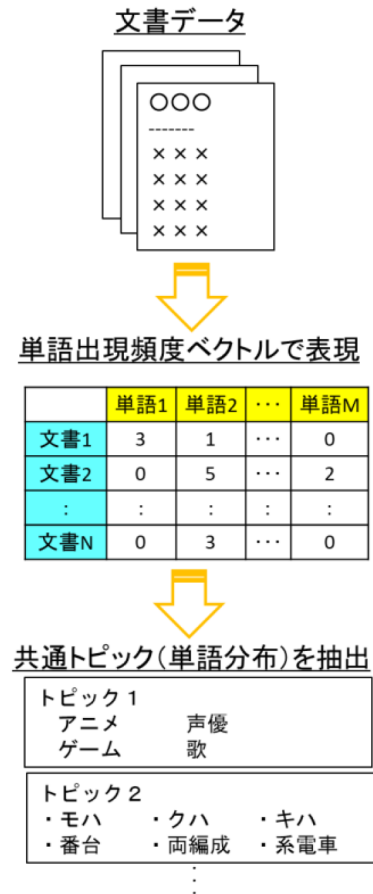
は  $t$  日目の測定における誤差項であり、それぞれが独立な正規分布に従うホワイトノイズであると仮定する。

ある個人の日々の計測履歴にカルマンフィルターを適用し、本当の体重・体脂肪率の推移を推定した結果を **Fig. 4** に示す。体重および体脂肪率の実計測値は、測定の度に上下に振れており、明らかに計測ミスと考えられる異常値も確認することができる。それに対して、カルマンフィルターによる真の値の推定値は安定した推移を示しており、計測ミスの影響もあまり受けていないことがわかる。さらに、カルマンフィルターは計測の行われていない日についても平滑補間しているため、例えばちょうど1週間前の日に計測が行われていなくとも、その前後に行われた計測から補間して直近1週間での増減を把握して管理することができる。

#### 4. 潜在トピック分析による日内活動パターンの類型化

前章では体組成計による計測データの分析を行ってきたが、本章では活動量計により計測された歩数データの解析を行う。

歩行により1日の活動量を増やすことは重要である一方、健康増進にはそれ以外にも食生活や規則正しい生活リズムなど様々な要素が影響している。食事記録は栄養管理には有用であるが、細かい記録が必要であり相当の労力を要する。一方、生活リズムの管理に関しては自身で記録せずとも活動量計の記録からある程度推測することが可能である。例えば、朝と夕方の決まった時間に



**Fig. 5:** Illustration of latent topic analysis.

歩数の記録がある日は出勤した日であり、また夜に歩数の記録がある日は外食していたと後から思い出すことができる。活動量計の記録にはこのように、単純な活動量だけでなく日々の活動パターンを窺い知るだけの情報が含まれている。

そこで本章では、活動量計に記録された時間別歩数データを用いて、日々の活動パターンの類型化を行う。多数の活動量計利用者のデータから、共通する数種類の活動パターンを抽出し、日々の活動パターンをそれらに分類することで、各利用者の平均的な活動パターンを定量的に把握することが可能となる。

##### 4.1 トピックモデルによる共通活動パターンの抽出

2章にて抽出された3,812名の利用者における232,300日分の時間別歩数データに対して、日内活動パターンの分類を行う。分類手法として、本稿では機械学習分野において文書クラスタリングなどに利用されるトピックモデル [6] を用いた。トピックモデルとは **Fig. 5** に示すように、多数の文書の集団に対して、各文書を単語別出現頻度で表現し、複数の文章に共通して表れる単語群（トピック）により文書を分類する手法である。ここでは、

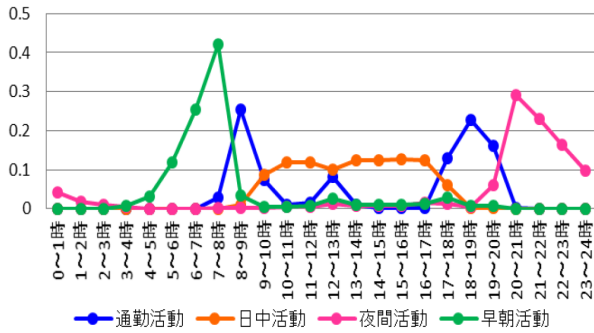


Fig. 6: Distribution of steps for each diurnal activity pattern .

時間帯別歩数を単語出現頻度の代わりとして、トピックモデルにより複数の利用者・計測日に共通する日内活動パターンを抽出した。なお、解釈のしやすさの観点から、活動パターンの分類数は4種類に限定した。先行研究 [8] では潜在クラス分析を利用して週内の曜日別歩数を類型化したものもあるが、潜在クラス分析では曜日別パターンと総歩数の情報が混在してしまうのに対し、トピックモデルを用いた本手法では総歩数とは独立して時間帯パターンのみを抽出することができる。

解析の結果抽出された4種類の日内活動パターンを Fig. 6 に示した。4つの活動パターンには、明確な活動時間帯の特徴があり、それぞれの活動パターンを次のように名付けた。

- ①: 朝7時~9時, 昼12時~13時, 夜17時~20時に活動
- ②: 日中の9時~18時にかけて均等に活動
- ③: 夜19時~深夜にかけての活動
- ④: 早朝4時~8時にかけての活動

トピックモデルでは Fig. 7 のように、各日の時間帯歩数データに対して、上記で抽出された4種類の活動パターンの混合分布を適用して、各トピックの構成割合が推定される。推定された各活動パターンの構成割合に1日の総歩数を掛けることにより、活動パターン別の歩数を求めることができる。

4.2 利用者ごとの活動パターン構成比の分布

前節の解析結果から得られた各計測日の活動パターン別歩数について、利用者単位で集計することにより、利用者ごとの活動パターン構成比を求めた。具体的には、利用者の計測日ごとに4種類の活動パターン別歩数を推定したのち、利用者ごとに平日と土日に分けて活動パターン別歩数の1日あたり平均を算出し、それを平日5: 土日2の割合で加重平均することで各利用者の1日あたり活動パターン別歩数とその構成比が得られる。ただ

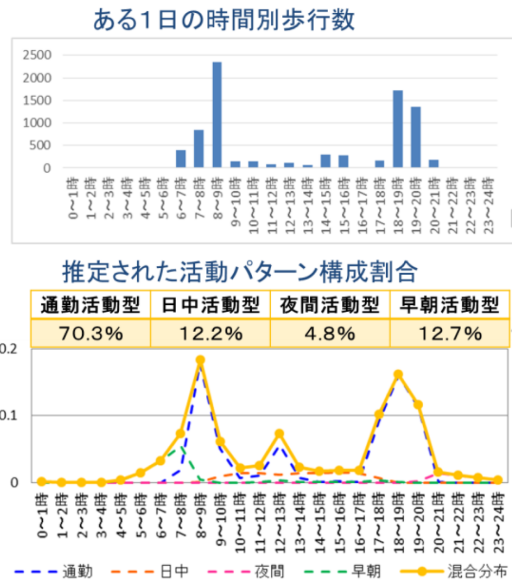


Fig. 7: Inference of portion of diurnal activity patterns.

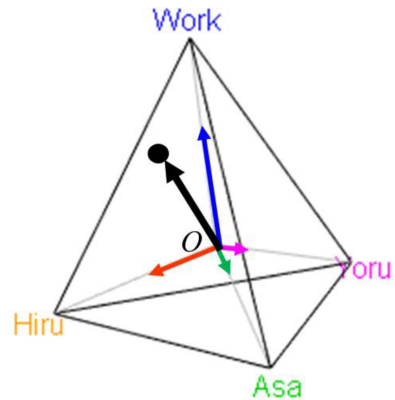
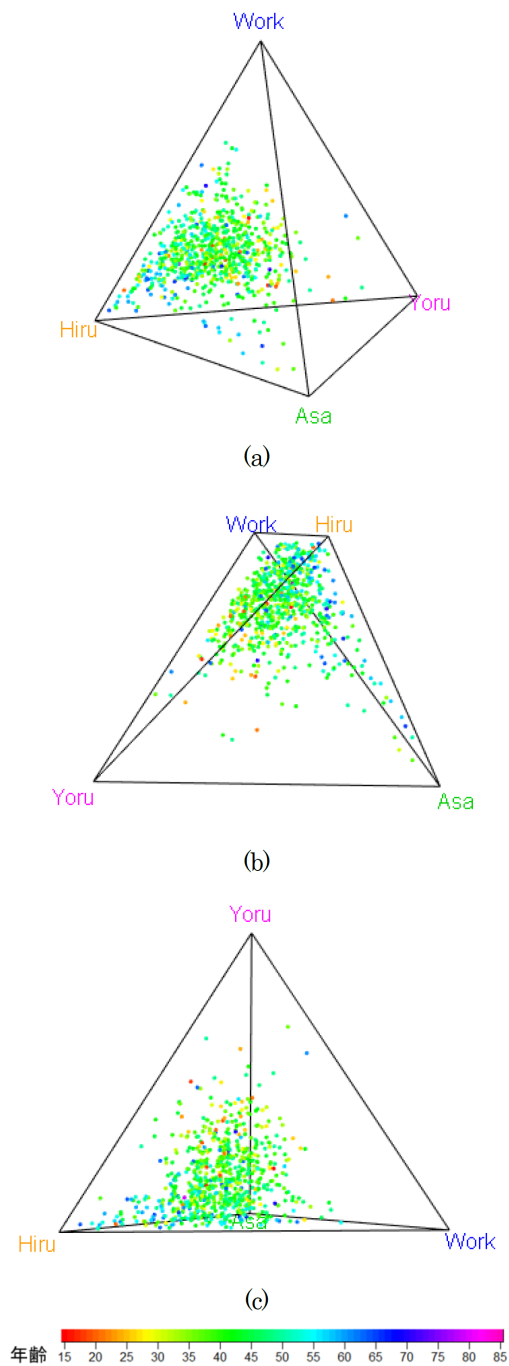


Fig. 8: 3D-projection of portion of diurnal activity patterns into a tetrahedron.

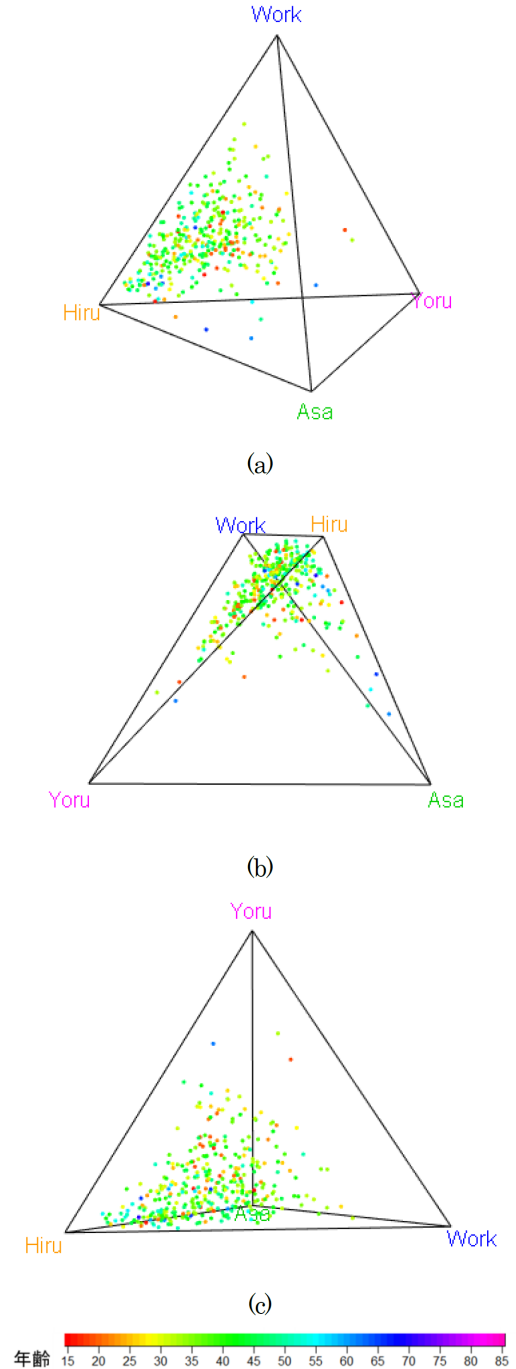
し、1日あたり歩数に対する信頼性を確保するため、平日と土日につきそれぞれ5日以上時間帯歩数データをもつ男性722名、女性342名の利用者へと対象を絞った。

以上のように集計した利用者ごとの活動パターン構成比について、Fig. 8のように正四面体内への写像をとることにより、その分布の全体像を掴むことを試みた。写像は、正四面体の重心から各活動パターンに対応する正四面体頂点へのベクトルを用意し、それらのベクトルに各活動パターンの構成比を掛けたものを合成したものである。これにより、ある活動パターンの構成比が1に近いほど対応する正四面体頂点の近くに、また0に近いほど頂点に対応した底辺へと寄ることとなる。なお、Fig. 8とFig. 9では通勤活動を”Work”, 日中活動を”Hiru”, 夜間活動を”Yoru”, 早朝活動を”Asa”と表記している。

Fig. 9には男性、Fig. 10には女性の利用者ごとの活動



**Fig. 9:** 3D-distribution of portion of diurnal activity patterns from different angles for male.



**Fig. 10:** 3D-distribution of portion of diurnal activity patterns from different angles for female.

パターン構成比の分布を表示している。各利用者を表す点には、年齢に応じた色を付加することで、年齢により変化する傾向も捉えている。立体投影であるため、様々な回転角から観察することで分布の細かな様子を見ることができる。まず Fig. 9(a), Fig.10(a) から、男女ともにほとんどの利用者が日中活動と通勤活動の間（やや日中活動より）に分布していることがわかる。男女の分布

の違いは一目ではわかりづらいが、女性の方が全体的に日中活動の割合が高くなっている。さらに、Fig. 9(b), Fig.10(b) から分かるように、早朝活動および夜間活動の割合が高い利用者が男女ともに少数存在するが、早朝活動割合の高い被験者は比較的年配の世代、夜間活動割合の高い被験者は若い世代が多いことがわかる。Fig. 9(c), Fig.10(c) から全体的にも、若い世代ほど夜間活動割合が高い傾向にあると分かる。

## 5. 終わりに

本稿では、体組成計と活動量計により計測され多数の利用者から収集された健康管理ログデータを題材として、代表的な情報圧縮手法である主成分分析と潜在トピック分析を用いて、体型判定の指標や歩行活動パターンといった解釈しやすい形へと情報抽出を行った。

まず3章では、体重と体脂肪率を変換した上で主成分分析を施すことで、体型と隠れ肥満度を独立に評価する指標を開発し、さらに指標の時間推移を分析することで、隠れ肥満指標は体型指標に比べて長期的なスケールでは変化しづらいことを示した。また、体組成計において生じうる誤差をカルマンスムーザにより緩和することで、増減量の傾向をより適切に把握する方法を示した。

続く4章では、活動量計の歩行計測記録に基づいて、機械学習手法のトピックモデルを利用して1日の活動パターンを4種類へと類型化した。利用者ごとに推定された4つの活動パターンの構成比を正四面体内へと可視化することで、男女あるいは世代による分布の違いを明らかにした。将来へ向けては、体組成計と活動量計のデータを紐づけることにより、情報圧縮された歩行活動パターンと体組成変化との関係を明らかにすることも考えられ、健康増進に資する新たな知見が見出されることを期待したい。

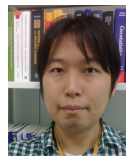
**謝辞:** 本研究は、独立行政法人情報通信研究機構 (NICT) の委託研究「ソーシャル・ビッグデータ利活用・基盤研究の研究開発」における採択課題「ヘルスリテラシー向上のための生体ログデータ分析に基づく健康情報フィードバック」の支援を受けたものである。また、本研究に利用されたデータは、上記採択課題の共同研究者である株式会社タニタヘルスリンクより提供を受けたものである。

### 参考文献

- [1] 厚生労働省 生活習慣病予防のための健康情報サイト メタボリックシンドローム改善のための基本戦略 <https://www.e-healthnet.mhlw.go.jp/information/metabolic>

- [2] 厚生労働省, 国民の健康の増進の総合的な推進を図るための基本的な方針 (平成15年厚生労働省告示第195号), 2013.
- [3] 小熊 祐子, 加藤 梨里 ログデータと健康管理, 日本バーチャルリアリティ学会誌, Vol.20. No.2, pp.26-30, 2015.
- [4] 厚生労働省 生活習慣病予防のための健康情報サイト 肥満と健康 <https://www.e-healthnet.mhlw.go.jp/information/food/e-02-001.html>
- [5] R. D. F. Harris and E. Tsavalis. "Inference for unit roots in dynamic panels where the time dimension is fixed", *Journal of Econometrics*, Vol.91, pp.201-226, 1999.
- [6] M. D. Blei, Y. A. Ng and I. M. Jordan, "Latent Dirichlet Allocation", *Journal of Machine Learning Research*, Vol.3, pp.993-1022, 2003.
- [7] 中尾 喜保, 間壁 治子 主成分分析法による形態的体型の把握, *人間工学*, Vol.12, No.2, pp. 41-48, 1976.
- [8] J. S. Metzger, D. J. Catellier, K. R. Evenson, M. S. Treuth, W. D. Rosamond and A. M. Siega-Riz. "Associations Between Patterns of Objectively Measured Physical Activity and Risk Factors for the Metabolic Syndrome", *American Journal of Health Promotion*, Vol.24, No.3, pp.161-169, 2010.

野村 俊一



2007年東京大学情報理工学系研究科修士課程修了。2012年総合研究大学院大学複合科学研究科博士課程修了。博士(統計科学)。2013年東京工業大学情報理工学研究科助教を経て、2017年統計数理研究所助教。現在に至る。専門は地震予測、保険数理、時系列解析(点過程解析を含む)。

渡辺 美智子



九州大学理学部卒業、九州大学大学院総合理工学研究科修士課程修了。理学博士。九州大学理学部附属基礎情報学研究施設文部教官助手、関西大学経済学部専任講師、助教授、東洋大学経済学部教授を経て、2012年より慶應義塾大学大学院健康マネジメント研究科教授。専門は統計学、特に、多変量解析(潜在構造分析法)と統計教育。

小熊 祐子



1991年慶應義塾大学医学部卒業。同医学部内科助手、スポーツ医学研究センター助手を経て、2005年より慶應義塾大学大学院健康マネジメント研究科准教授(兼スポーツ医学研究センター准教授)。医学博士。公衆衛生学修士(ハーバード公衆衛生大学院2002年卒)。専門はスポーツ医学・および予防医学・運動疫学。