

リストバンド型センサで取得した運動状態データの 開始時刻と継続時間を考慮した細分化の試み

Examination of Classifying the Activity Status Data by Start Time and Duration

柳川 凜太郎[†]

Rintaro Yanagawa

新谷 隆彦[†]

Takahiko Shintani

大森 匡[†]

Tadashi Ohmori

藤田 秀之[†]

Hideyuki Fujita

1. はじめに

近年、スマートウォッチなどの小型センサデバイスの普及により、人の生活に関する情報であるライフログデータを大量に収集することが容易になった。蓄積されたライフログを利用することで、健康管理や生活習慣の改善などの生活支援に役立てることが期待されており、ライフログに活用に関する研究が行われている[1]。我々は、ライフログデータとしてリストバンド型センサで取得した運動状態データを収集している。運動状態データはいつからいつまでどのくらいの動きが続いていたかを示すデータである。これまでに長期間の生活の振り返りを支援するライフログ活用技術として、運動状態のパターンを用いた生活比較技術を研究してきた[2]。人の生活は行われた行動によって特徴づけられると考え、2つの期間で行われた行動に相当する運動状態のパターンの違いから生活の類似性を評価することなどに運動状態データを活用している。運動状態は動きの激しさの度合いによる分類であるため、運動状態のパターンはどのような動きが連なっているかを示すのみである。しかし、人の行動を考えた場合、いつ、どのくらい行ったのかを考慮することが重要である[3]が、運動状態は動きの激しさを示すのみである。

そこで、本研究では運動状態にいつ、どのくらい行ったのかの意味を付加するため、個々の運動状態について開始時刻と継続時間を考慮して細分化することを検討する。

2. 本研究でのライフログデータ

本研究では、加速度センサを搭載したリストバンド型センサで取得した腕の動きに関するデータをライフログデータとして利用した。リストバンド型センサとして、(株)日立システムズのリストバンド型ライフログレコーダ UW-302BLE を使用した。UW-302BLE を手首に常時装着することで、ユーザの腕の動きを常時観測し、ユーザがいつからいつまでどの程度の運動を継続したかを示す運動状態データを得ることができる。運動状態データは、運動状態、開始日時、終了日時の組である。運動状態は、静止、安静、デスクワーク、軽作業、作業、運動、歩行、ジョギング、非装着、データなしの10種類で表現されるが、具体的な行動や動作ではなく、腕の動きの激しさの度合いを示しているのみである。例えば、デスクワークは実際にはデスクワークを行っていたことを示しているのではなく、座位作業程度の動きであったことを意味する。

表1に運動状態データの例を示す。これは、2020/4/3

16:24 から 2020/4/4 2:44 までの運動状態データを表している。表のそれぞれの行が運動状態データを表している。例えば一行目は、デスクワーク程度の動きが 2020/4/3 16:24 から 2020/4/3 17:31 までの 67 分間行われたことを示している。

表1: 運動状態データの例

運動状態	開始日時	終了日時
デスクワーク	2020/4/3 16:24	2020/4/3 17:31
安静	2020/4/3 17:31	2020/4/3 18:09
軽作業	2020/4/3 18:09	2020/4/3 18:20
デスクワーク	2020/4/3 18:20	2020/4/3 19:43
静止	2020/4/3 19:43	2020/4/4 2:44
安静	2020/4/4 2:44	2020/4/4 3:02
静止	2020/4/4 3:02	2020/4/4 7:21

3. 運動状態の細分化

UW-302BLE が出力する運動状態は、腕の動きの激しさの度合いによる分類である。そのため、運動状態のパターンはどのような動きの連なりであったかを意味するが、いつ、どのくらい行ったかを示していない。本研究では、運動状態にいつ、どのくらい行ったのかの意味を付加することを検討する。いつ、どのくらい行ったのかの意味が付加された運動状態のパターンは、単にどのような動きの連なりであっただけではなく、この動きをいつ、どのくらい行い、その後にある動きをいつ、どのくらい行ったかの時間の情報を意味することが期待できる。

運動状態データは、運動状態と開始日時、終了日時の組からなるデータである。つまり、個々の運動状態データから、運動状態をいつから開始したか、そして、どのくらい継続したかを知ることができる。そこで、個々の運動状態について、その運動状態をもつ運動状態データを取り出し、開始時刻と継続時間の分布によって、複数に細分化することを考えた。同様の時刻からはじめ、同様の時間だけ継続した運動状態データの集合を個別の運動状態とすることとすることをクラスタリングで実現することとした。運動状態データを開始時刻と継続時間からなるベクトルで表現し、クラスタリングを行う。運動状態データの類似度は、ベクトルの距離とした。しかし、開始時刻と継続時間はその値の範囲に大きな差があるため、2つの運動状態データ間の距離の計算は正規化したユークリッド距離を用いた。運動状態データの二つのオカレンスのベクトル表現 v_i と v_j について、開始時刻 v_{i_s} と v_{j_s} の差を $\Delta_s(v_{i_s}, v_{j_s})$ 、継続時間 v_{i_d} と v_{j_d} の差を $\Delta_d(v_{i_d}, v_{j_d})$ 、オカレンスの最大継続時間を $maxspan$ とすると、正規化したユーク

[†]電気通信大学大学院情報理工学研究所 Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

リッド距離は以下の式で計算する.

$$d(v_i, v_j) = \sqrt{\left(\frac{\Delta_s(v_{i_s}, v_{j_s})}{720}\right)^2 + \left(\frac{\Delta_d(v_{i_d}, v_{j_d})}{maxspan}\right)^2}$$

そして, 同一のクラスタに属する運動状態データを 1 つの運動状態とすることとした. それぞれの運動状態について, この細分化を行う. これにより, 例えばデスクワークが, いつ頃にはじめ, どのくらい継続したかによって, 異なるデスクワークに区別することが可能となる.

以下に, 運動状態 m を開始時刻と継続時間を考慮してを細分化する手順を示す.

1. 運動状態 m の運動状態データをすべて取り出し, 以降の処理はこれら取り出された運動状態データのみを対象とする.
2. 運動状態データを開始時刻と継続時間の二つの要素を持つベクトルとして表現する.
3. 運動状態データにクラスタリングを行い, 各クラスタを異なる運動状態とする.

ここで, 2 つの運動状態データの開始時刻の差を半日以下にするために 720 分 (12 時間) を超える場合は 1440 分 (24 時間) からの差分の絶対値とした. 例えば, 開始時刻 23:55 と 0:25 の差は 30 分と計算される.

4. 評価実験

4.1. 実験内容

報告者が収集した 2020 年 4 月 2 日から 2020 年 12 月 24 日までの 214 日間の運動状態データを用いて, 運動状態の細分化の実験を行った. 本実験では, クラスタリングに k-means 法を利用した. さらに, 具体的に何をしていたかの手作業で記録した行動メモを用いて, 運動状態の細分化を評価した.

4.2. 運動状態の細分化

各運動状態を細分化した結果を表 2 に示す. ここで, $k = 2$ とした.

表 2: 各運動状態の細分化結果

運動状態	運動状態 1			運動状態 2		
	開始時刻	継続時間	データ数	開始時刻	継続時間	データ数
静止	12:16	46 分	715	4:15	378 分	193
安静	17:22	62 分	330	11:37	66 分	356
デスクワーク	8:40	6 分	490	16:23	91 分	674
軽作業	10:05	36 分	266	23:25	74 分	230
歩行	10:53	5 分	209	18:58	5 分	322

表 2 はそれぞれの運動状態を 2 つに細分化した結果であり, 例えばデスクワークは, 朝に短時間だけ行ったデスクワーク 1 と夕方に長い時間行ったデスクワーク 2 に分けられたことを示している.

また, 図 1 に運動状態 “軽作業” の細分化の結果を示す. ここで, 横軸を開始時刻, 縦軸を継続時間として, 各クラスタのオカレンスの分布を示した.

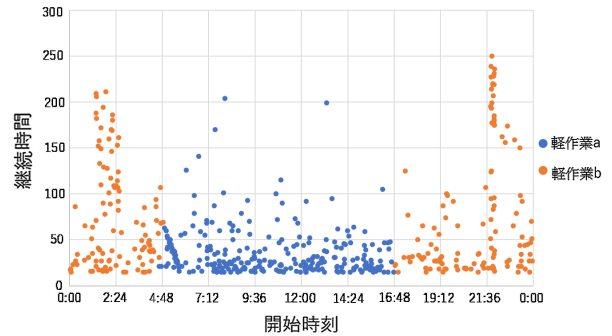


図 1: 細分化された運動状態 “軽作業” のオカレンスの分布

この結果から, “軽作業” が日中に始まり比較的短い時間継続した軽作業と, 夜間に始まり比較的長い時間継続した軽作業に分けられたことがわかる. “軽作業” の運動状態データは様々な開始時刻と継続時間を持つが, 開始時刻と継続時間によってクラスタリングされた運動状態データのクラスタが開始時刻や継続時間が同様の傾向となるため, 各クラスタを個別の運動状態と見なすことで運動状態の細分化ができたことがわかる. したがって, 運動状態を細分化することによって, 開始時刻と継続時間の傾向が異なる運動状態データの区別が可能となった.

さらに, 本実験で得られた細分化した運動状態データから作成した運動状態のパターンを調べた一例を示す. 元の運動状態では, 〈軽作業-安静-軽作業〉であった運動状態のパターンが, 細分化した運動状態では, 〈深夜の長時間の軽作業-夜間の安静-深夜の長時間の軽作業〉となっていた. これは深夜の時間帯の長い時間の立位作業の際に, 途中で休憩したことを示している. このことから, 細分化した運動状態からなる運動状態データから, 開始時刻や継続時間の意味を含んだ運動状態のパターンが得られることが分かった.

5. おわりに

本研究では, 開始時刻と継続時間を考慮した運動状態の細分化を検討し, 運動状態にいつ, どのくらい行ったのかの意味を含めることができることを確認した.

謝辞

本研究は JST, CREST の支援を受けたものである

参考文献

- [1] R. Mafrur, I. Dharma, D. Choi, *Modeling and discovering human behavior from smartphone sensing life-log data for identification purpose*, Human-centric Computing and Information Science, 5(31), 2015.
- [2] T. Shintani, T. Ohmori, H. Fujita, *Method for Comparing Long-term Daily life using Long-duration episodes*, EDBT/ICDT Workshops, 2019.
- [3] 中山恭明, 新谷隆彦, 大森匡, 藤田秀之, 細分化エピソードを用いた生活比較手法に関する一考察, DEIM, 2019.