

行動分析のための位相的データ解析と ニューラルネットワークを用いたPPGセンサデータ処理

佐藤 哲[†]

パーソルキャリア株式会社
テクノロジー本部 デジタルテクノロジー統括部[†]

1. はじめに

生体データを収集することは健康状態などを測定するために欠かせないが、継続的に測定することを習慣付けることは難しい。そこで近年、スマートウォッチを用いることで、意識せずにデータを収集・蓄積することが注目を集めている。ただし、スマートウォッチによる生体データ測定は、日常生活の中でデータを測定するという性質から、ノイズの混入が多くデータの分析が難しい。そこで本研究では、スマートウォッチに搭載されているPPGセンサを用いて計測される心拍データに対し、位相的データ解析とニューラルネットワークを用いることで効果的に特徴量を抽出し、データ計測時にどのような行動をしていたかを推定するためのデータ処理手法を提案する。

2. 粒子フィルタ/位相的データ解析/ニューラルネットワークによる特徴量抽出

スマートウォッチで使われているPPGセンサは、LEDにより照射された光を光検出器で計測し、血流の変化を記録することで心拍データを得る装置であり、欠損値が多い、多くの種類のノイズが含まれる、データの形のバリエーションが多く結果の解釈が難しい、などの問題がある。ノイズに対処するためには主成分分析 [1] などが用いられるが、欠損値への対応が難しい。そこで本研究では、粒子フィルタ [2] を用いてノイズ除去・平滑化・欠損値補間を行う。粒子フィルタでは、時刻 $t = t_k$ での観測対象の信号の真の値 x_k を確率分布の実現値により表す。そしてモデルに基づき時刻 $t = t_{k+1}$ の信号の値の予測値 p_k を求めたあと、観測値 y_k より予測値を修正し、真の値 x_{k+1} を推定する処理を繰り返す。真の値は隠れ変数であり、直接は観測できないとする。本研究で対象とするPPGセンサにより得られる心拍データは、ノイズにより真の値は観測できないため、粒子フィルタにより推定することが有効である。データに欠損があり観測値が得られない場合は、予測値を真の値として採用することで、欠損値補間を行うことができる。欠損値が無い連続的なデータに対して

は、等間隔でサンプリングすることによりデータ量削減を図る。

次に、粒子フィルタにより得られたデータ系列に Sliding Window Embedding [3] を適用し、3次元点群データを得る。Sliding Window Embedding は、時系列データ

$$x_k, x_{k+1}, x_{k+2}, x_{k+3}, \dots$$

に対し、3次元であれば順に3データずつ取り出すことで、次のような3次元データ系列を生成する：

$$(x_k, x_{k+1}, x_{k+2}), (x_{k+1}, x_{k+2}, x_{k+3}), \dots$$

時系列データの連続した量を2次元軸、3次元軸に射影しているため、時系列データの速度や加速度に関する情報が抽出可能であり、時系列データの局所的な情報を活用できるようになる。

作成した3次元点群データに対しては、パーシステンスホモロジー [4] を計算することで、効果的に特徴量を抽出することができる。パーシステンスホモロジーでは、点群データが作る大域的な形の情報を抽出できるため、一連の処理で、入力データの局所的な情報及び大域的な情報の両方を抽出できることが期待される。しかしパーシステンスホモロジーの結果を示すパーシステンスダイアグラムは、2次元ベクトルの集合であるため、人間が見て状態を判断することは難しい。そこで、2次元ベクトルの集合をニューラルネットワークに入力し、教師あり学習結果から推論することで、入力データの状態を判断する。

3. 実験例

提案する一連の処理を、2022年9月1日～2022年9月30日の1ヶ月の記録データに対し適用した例を紹介する。データを収集するスマートウォッチは、fitbit社のfitbit senseを用いた[†]。データには、睡眠時を表すラベルと運動時を表すラベルが手動で付与されている。

図1は、睡眠時のラベルが付けられたデータに対し、ノイズ除去・欠損値補間・サンプリング、Sliding Window Embedding生成、パーシステンスホモロジー計算の各処理を実施した例で、図2は運動時の

PPG Sensor Data Processing for Behavior Analysis by Topological Data Analysis and Neural Network

[†]Tetsu R. Satoh, PERSOL CAREER CO., LTD.

[†]<https://www.fitbit.com/global/jp/products/smartwatches/sense>

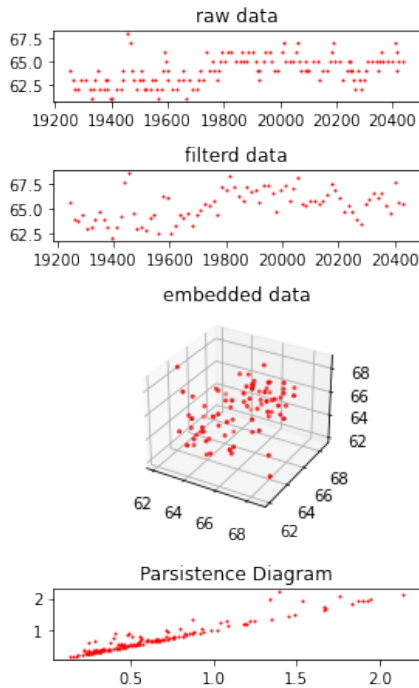


図 1: 睡眠時のデータに対する処理例

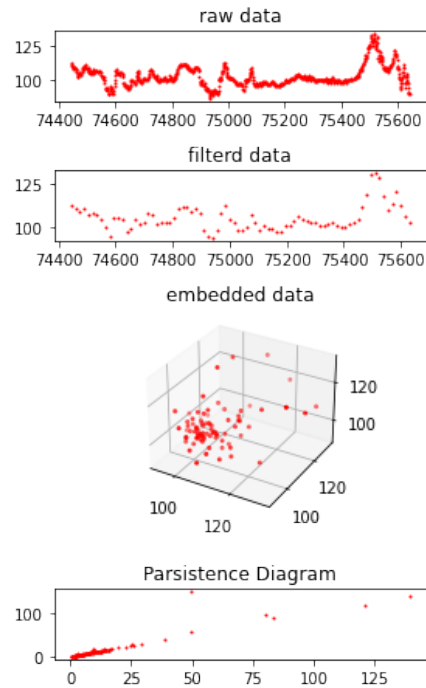


図 2: 運動時のデータに対する処理例

ラベルが付けられたデータに対し実施した例である。上から、PPG センサデータ、粒子フィルタ適用結果、Sliding Window Embedding 適用結果、パーシステンスホモロジー計算結果を表す。

パーシステンスホモロジーの計算結果の2次元ベクトル列を入力とし、睡眠時を0、運動時を1としたラベルを出力としたときの、ニューラルネットワークによる回帰予測モデルの精度を表1に示す。PPG センサによるデータから、睡眠・運動の識別が出来ていることが分かる。睡眠時と運動時での正解率の違いは、データの量の違いによると考えられる。使用したニューラルネットワークは、1024ユニットの中間層とReLU活性化関数を2つ有する全結合ネットワークである。

以上の実験は、Scala3 を用いて実装し、Google Cloud の n2-standard-8 インスタンス上で実行した。パーシステンスホモロジーの計算には、Homcloud[5] を用いており、ScalaPy[6] を用いて Scala から Python のライブラリを呼び出している。ニューラルネットワークの実装には Deep Java Library[†] を用いた。

表 1: ニューラルネットワークによる予測の正解率例

	訓練データ	テストデータ
睡眠時	0.994	0.984
運動時	0.873	0.892

[†]<https://djl.ai/>

4. おわりに

粒子フィルタ、パーシステンスホモロジー、ニューラルネットワークの各手法を用いて、ノイズや欠損値の多い PPG センサデータから、効果的に特徴量を抽出し、ユーザの状態を推定するフレームワークを提案した。

参考文献

- [1] R. Mao, M. Tweardy, S. W. Wegerich, C. J. Gorgen, G. R. Wodicka and F. Zhu, Motion Artifact Reduction in Photoplethysmography for Reliable Signal Selection, 43rd Ann. Int. Conf. IEEE Eng. Med. & Biol. Soc.(EMBC), pp. 5625-5630, 2021, doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9630595.
- [2] Y. Fujita, M. Hiromoto and T. Sato, PARHELIA: Particle Filter-Based Heart Rate Estimation from Photoplethysmographic Signals during Physical Exercise, in: IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 65, No. 1, pp. 189-198, 2018, doi: 10.1109/TBME.2017.2697911.
- [3] C. Bresten and J.-H. Jung, Detection of gravitational waves using topological data analysis and convolutional neural network: An improved approach, 2019, doi: 10.48550/ARXIV.1910.08245.
- [4] C. Yu-Min, H. Chuan-Shen, L. Yu-Lun and W. Hau-Tieng, A Persistent Homology Approach to Heart Rate Variability Analysis with an Application to Sleep-Wake Classification, Front. Physiol., Vol. 12, 2021, doi: 10.3389/fphys.2021.637684.
- [5] I. Obayashi, T. Nakamura and Y. Hiraoka, Persistent Homology Analysis for Materials Research and Persistent Homology Software: HomCloud, J. Physical Society of Japan, Vol. 91, No. 9, pp. 091013, 2022, doi: 10.7566/JPSJ.91.091013.
- [6] S. Laddad, K. Sen, ScalaPy: seamless Python interoperability for cross-platform Scala programs, Proc. 11th ACM SIGPLAN Int. Symp. Scala, pp. 2-13, 2020, doi: 10.1145/3426426.3428485.