

人間行動加速度データのサンプリング周波数推定手法の提案

梶原大暉^{1,a)} 村尾和哉^{1,2,b)}

概要: 本研究では、3軸加速度センサの時系列データのみからサンプリング周波数を推定する手法を提案する。動作区間抽出、3軸加速度の合成値計算、標準化を行い、事前にデータとサンプリング周波数のペアを学習した回帰モデルを構築し、サンプリング周波数が未知の加速度センサデータを入力としてサンプリング周波数を推定する。行動認識分野で公開されている複数のデータセットを用いて評価を行う。評価実験より、HASC コーパスでは誤差 2.2%、OPPORTUNITY では 6.1%の誤差で周波数を推定できた。

1. はじめに

スマートフォンやウェアラブルデバイスから収集された加速度センサデータは、人間行動認識、移動手段認識、歩数計測などさまざまな分野に応用されている。このような応用の基盤として、フィルタリング、特徴量抽出、機械学習などのセンサデータ処理技術が存在するが、これらの処理技術を適用するには入力される加速度センサデータの取得状況に関する情報が必要である。一般的に、取得状況として、センサに関する情報、ユーザに関する情報、環境に関する情報がある。センサに関する情報として、センサ取得レンジ、単位、サンプリング周波数、センサ装着向き、センサ装着場所などがある。ユーザに関する情報として、年齢、性別、国籍、身長、体重、履物などがある。環境に関する情報として、日時、場所、屋内屋外、路面状況、天候、乗り物などがある。環境およびユーザに関する情報は一般的には未知である想定である。これに対して、センサに関する情報は、それらの情報を推定する研究が行われていたり、容易に推定可能であるが、サンプリング周波数に関しては推定する手法が提案されていない。サンプリング周波数は加速度データのフィルタリングや特徴量抽出に必須のパラメータである。

加速度センサや角速度センサなどの慣性センサを用いた人間行動認識に関する研究は、今までに数多く行われている。Kwapisz ら [3] はスマートフォンに内蔵されている加速度センサを用いることで、歩く、走る、階段を上がるなどの6種類の動作を認識している。中島ら [2] は、加速度センサのサンプリング周波数を制御することで、行動認識

システムの消費電力を低減させる手法を提案している。また、サンプリング周波数の低下によって生じる欠損データを補完することでサンプリング周波数を一定に保っている。しかし、これらの研究はサンプリング周波数が既知であることが前提である。長谷川ら [1] は、行動認識を行うモデルとサンプリング周波数の分別を行うモデルに分岐し、それぞれが敵対的学習を行うことで、周波数に非依存な行動認識モデルを提案しているが、サンプリング周波数を推定できればさまざまな既存手法をそのまま利用できる。

本研究では、3軸加速度センサの時系列データのみからサンプリング周波数を推定する手法を提案する。動作区間抽出、3軸加速度の合成値計算、標準化を行い、事前にデータとサンプリング周波数のペアを学習した回帰モデルを構築し、サンプリング周波数が未知の加速度センサデータを入力としてサンプリング周波数を推定する。

2. 提案手法

本研究では加速度データを対象とし、センサデータはファイルに一旦格納されたあとにオフラインで処理する環境を想定する。また、周波数が未知のセンサデータが保存されたファイルから3軸加速度値のみを読み込むため、タイムスタンプやサンプリング間隔など時間に関する情報は使用しない。

2.1 静止区間の除去

はじめに、静止している区間のセンサ値は一定になり、周波数の推定には不要であるため、 x 軸、 y 軸、 z 軸の加速度データ a_x , a_y , a_z を読み込み、静止区間のデータを除去する。具体的には、読み込まれた加速度データの長さが N サンプルであるとき、 x 軸 a_x の N サンプルすべての平均 $m_x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} a_{xi}$ を求める。同様に加速度 a_y , a_z から

¹ 立命館大学大学院情報理工学研究科

² 科学技術振興機構さきがけ

^{a)} daiki.kajiwara@iis.ise.ritsumei.ac.jp

^{b)} murao@cs.ritsumei.ac.jp

m_y , m_z を得る. センサ値のスケールが不明であるが,十分に長い加速度データ全体の平均をみると重力加速度 (1G) に近い値になるという仮定を置いており, m_x , m_y , m_z から, 重力加速度の推定値 $\hat{m} = \sqrt{m_x^2 + m_y^2 + m_z^2}$ を求める. そして, 各時刻の合成加速度 $a_i = \sqrt{a_{xi}^2 + a_{yi}^2 + a_{zi}^2}$ が $2\hat{m}$ 未満の時刻が 512 サンプル以上連続したとき, その区間の加速度データを静止区間として除去する.

2.2 加速度の合成, 標準化, ウィンドウ分割

静止区間が除去された 3 軸の加速度 a'_{xi} , a'_{yi} , a'_{zi} から $a'_i = \sqrt{a'_{xi}{}^2 + a'_{yi}{}^2 + a'_{zi}{}^2}$ を得る. さらに, a'_i を \hat{m} で割ることで, 重力加速度が 1 になるように標準化を行う. a'_i を 512 サンプルごとにオーバーラップ無しでデータを分割し, 512 サンプルごとにサンプリング周波数の学習および推定を行う. 分割されたデータに対して, 高速フーリエ変換を行いパワースペクトルを得る. 高速フーリエ変換後の波形は中央を軸として左右対称となるため, 出力の次元数の半分の 256 次元のデータの特徴量として用いる.

2.3 周波数推定

説明変数を加速度のパワースペクトル, 目的変数をサンプリング周波数としてニューラルネットワークを作成する. 作成したネットワークを図 1 に示す. 入力次元数は [1, 256] である. 本研究で作成したネットワークは畳み込み層が 13 層, プーリング層が 5 層, 全結合層が 2 層のニューラルネットワークである. 畳み込み層のカーネルサイズは 32 が 2 つ, 64 が 2 つ, 128 が 3 つ, 256 が 6 つである. 全結合層の隠れ層の数は 1,024 であり, 出力層には nn.hardtanh を用いる. nn.hardtanh は, 任意の引数 A , B ($A > B$) を設定し, 入力の値 X に対して $X > A$ ならば A , $X < B$ ならば B , それ以外なら X を返す. 出力層は予測する周波数の範囲であり, A が最大値, B が最小値を意味する. 本研究では, $A = 1000$, $B = 0$ と設定した. また, 損失関数には平均絶対誤差を用いる. 学習時は Adam を用いてパラメータを更新する.

3. 評価

HASC コーパスと OPPORTUNITY の 2 種類のデータセットで提案手法の性能を評価する. いずれも行動認識用のデータセットで, ユーザの体に加速度, 角速度, 地磁気などのセンサを装着または所持した状態で日常行動を行ったときのデータである. 評価実験は同一データセット内で学習データとテストデータに分割して評価を行った. HASC コーパスは被験者を 3 分割し, 1 組をテストデータ, 残りの 2 組を学習データとする 3-fold 交差検証を行った. OPPORTUNITY は被験者を 4 分割し, 1 組をテストデータ, 残りの 3 組を学習データとする 4-fold 交差検証を行っ

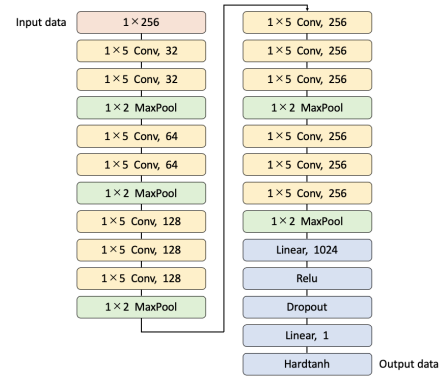


図 1 作成したニューラルネットワークの構造

データセット	HASC	OPPORTUNITY
予測誤差	2.2%	6.1%

た. 学習時のバッチサイズは 2,000, エポック数 20,000 とした. また, オリジナルのデータセットに含まれるデータのサンプリング周波数はバリエーションが少ないため, もとの周波数の 1/2 倍と 1/3 倍にダウンサンプリングを行い, サンプリング周波数の種類を増やした. 評価指標は, 推定結果の周波数を P , 正解の周波数を T とすると, 推定誤差 $E = (|P - T|/T) \times 100$ とした. E の値が小さければ, 推定結果の周波数と正解結果の周波数の誤差が少なく, 正しく推定できていることを意味する. 表 1 に 2 つのデータセットの推定誤差を示す. HASC の推定誤差は 2.2%, OPPORTUNITY の推定誤差は 6.1%であった. どちらのデータセットに対しても小さい誤差でサンプリング周波数を推定できた.

4. おわりに

本研究では, 事前にデータとサンプリング周波数のペアを学習した帰帰モデルを構築し, サンプリング周波数が未知の 3 軸加速度センサデータを入力としてサンプリング周波数の推定を行った. 評価実験より, HASC コーパスでは誤差 2.2%, OPPORTUNITY では 6.1%の誤差で周波数を推定できた.

謝辞 本研究は, 科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業さきがけ (JPMJPR1937) の支援を受けたものである. ここに記して謝意を表す.

参考文献

- [1] 長谷川達人, 木村洋文: 敵対的訓練を用いたサンプリング周波数の相違に頑健な行動認識, DICOMO2020, pp. 534–543 (2020).
- [2] 中島悠貴, 村尾和哉, 寺田 努, 塚本昌彦: サンプリング制御とデータ補完による行動認識システムの省電力化手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 8, pp. 2455–2466 (2011).
- [3] Jennifer R. Kwapisz, Gary M. Weiss, Samuel A. Moore: Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers, SIGKDD Explorations, Vol. 12, No. 2, pp. 74–82 (2010).