

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

中島 悠貴^{†1,*1} 村尾 和哉^{†1}
寺田 努^{†1,†2} 塚本 昌彦^{†1}

近年、計算機の小型化・軽量化によりコンピュータを装着するウェアラブルコンピューティングに注目が集まっている。ウェアラブルコンピューティング環境では、複数の装着型センサを用いてユーザの動作や状態を認識し、多様なサービスが提供される。ユーザの細かい動作や状態を認識するためには複数のセンサを用いることが一般的であるが、従来のアーキテクチャは消費電力と認識精度の観点から見ると最適であるとはいえない。そこで、本論文では、装着型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する。提案システムでは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し、サンプリング周波数を一定に保つ機構を持つため、認識精度を維持しつつ消費電力を削減できる。

A Method for Energy Saving on Context-aware System by Sampling Control and Data Complement

YUKI NAKAJIMA,^{†1,*1} KAZUYA MURAO,^{†1}
TSUTOMU TERADA^{†1,†2} and MASAHICO TSUKAMOTO^{†1}

The downsizing of computers has led to wearable computing that has attracted a great deal of attention. In wearable computing environments, a wearable computer runs various applications using various wearable sensors. In the research area of context-awareness, though various systems use multiple accelerometers to recognize minute motions and states, conventional architecture has a room to be optimized from the viewpoint of energy consumption and accuracy. In this paper, we propose a context-aware system that reduces energy consumption by controlling the sampling frequency of wearable sensors. Even if the sampling frequency changes, no extra configurations on recognition and learning algorithm are required because the missing data for controlled sensors are complemented by our proposed algorithm. By using our system, energy consumption can be reduced without large loss in accuracy.

1. はじめに

近年マイクロエレクトロニクス技術の発展によるコンピュータの小型化、高性能化、軽量化にともない、ユーザがコンピュータをつねに身につけて生活するウェアラブルコンピューティングに対する注目が高まっている。ウェアラブルコンピューティングの発展にともない、加速度センサ³⁾ やジャイロセンサ⁴⁾、筋電位計¹⁴⁾、心電計¹²⁾、GSR (皮膚電気反射)¹⁾ といったさまざまなセンサを用いた行動認識システムが提案されている。例として、3軸加速度センサや光電脈波センサ、温度センサ、GSR センサを用いて行動や精神状態を認識し、生活習慣改善のためのアドバイスを行う健康管理システム¹¹⁾ や壁などに設置した赤外線受信器と看護師に装着した小型無線加速度センサおよび赤外線発信器を用いて看護師の位置情報や行動を認識・記録し支援する看護師業務支援システム⁹⁾、超音波センサとモーションセンサを用いてユーザの手をトラッキングすることで自転車の修理作業を認識し支援するメンテナンスタスクのサポートシステム¹³⁾ がある。

これらの研究をはじめとする行動認識に関する研究の多くが加速度センサを用いている。位置・動作情報を検出するセンサとして加速度センサのほかにカメラやGPS、ジャイロなどがあげられるが、これらのセンサは装着性や精度の低さ、動きと静止時の方向が同時に取得不可能といった問題点を持つ。一方、加速度センサは空間的な装着部位の動きが検出可能であり、静止時でも地球の重力を検出することによりその方向が取得可能であるため使い勝手が良い。また、精度および分解能が高く、小型で容易に装着可能である。このように既存センサの中では加速度センサが行動認識システムの構築に適している^{3),7)}。

一方、従来の加速度センサを用いたシステムは使用するセンサ数およびサンプリング周波数が固定され、高い認識精度を得るために多数のセンサデバイスを利用しているが、精度を重視するか稼働時間を重視するかはユーザやアプリケーションによって異なるため、つねにすべてのセンサが稼働する必要はなく、冗長な構成になっている。ウェアラブルコンピューティング環境では装着性の観点からセンサデバイスは小型で電源容量は限られているため、消費電力の軽減は重要な課題の1つである。

†1 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University

†2 科学技術振興機構さきがけ
PRESTO, Japan Science and Technology Agency

*1 現在、富士通株式会社
Presently with Fujitsu Limited

そこで本論文では、装着型センサのサンプリング周波数を低下させることで消費電力を軽減させる手法を提案する。提案手法では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し、行動認識システムに入力されるデータの次元数およびサンプリング周波数を一定に保つため、学習データの追加および認識システムの設定の変更は必要ない。提案手法により、行動認識システムの認識精度を維持しつつ、消費電力を低減しウェアラブルシステムの長時間の運用が可能になる。

以降、2章では関連研究を述べ、3章では提案手法について述べる。4章では、提案手法の評価と考察を行い、5章で本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 行動認識システム

行動認識システムとは「歩いている」や「キーボードを操作している」、「電車に乗っている」といったユーザの行動や状況、周囲の環境（コンテキスト）を認識するシステムあるいは、コンテキストに応じたサービス提供を行うシステムである。ウェアラブルコンピューティング環境ではユーザの体にセンサを装着し、センシングデータを解析することでコンテキストの認識を行うことが一般的である。図1に示すように、ユーザが装着している複数のセンサからデータを取得し、平均や分散などの特徴量に変換した後、特徴量と事前に学習したデータを比較して、装着者が行っている行動を推測する。これまでに提案された行動認識技術を利用したサービスとして健康管理システム LifeMinder¹¹⁾がある。このシステムでは、3軸加速度センサや光電脈波センサ、温度センサ、GSR センサを用いて行動や精神状態を認識し、生活習慣改善のためのアドバイスを行う。計測したデータは Bluetooth でモバイル端末に送信される。このほかにも看護師行動認識システム⁹⁾や Nike+iPod のランニング支援システム¹⁰⁾などが提案されている。このような行動認識システムでは加速度センサ³⁾や筋電計¹⁴⁾、心電計¹²⁾、GSR¹¹⁾が利用されている場合が多いが、精度および分解能が高く、小型で容易に装着可能であることから既存センサの中では主に加速度センサが行動認識システムに用いられており、本論文では加速度センサの利用を想定する。

2.2 行動認識システムの低消費電力化

従来の行動認識システムにおける研究の問題点として、電源容量が限られる環境においてセンサを用いているにもかかわらず消費電力の低減に関する議論はほとんどされていないことがあげられる。日常生活を支援するにはシステムは長時間稼働する必要があり、低消費電力化が求められる。さらに近年の無線通信技術の発展によって、Bluetooth や ZigBee と

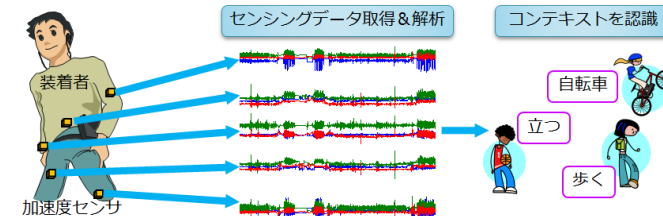


図1 行動認識システムの流れ
Fig. 1 Flow of context-aware system.

いった近距離無線通信規格を用いたセンサが一般的になっている。有線接続と比較して無線接続ではデータの送信電力が大きく、かつバッテリーはセンサが個別に持たなくてはならないため、省電力化が強く望まれる。Kang らは文献 6) において、装着センサから得られる値に対する条件文から行動や状態、場所の変化を検知し、アプリケーションに通知するシステムを構築している。複数の条件文の真偽を判定するために必要最低限のセンサセットを見つけ出し、不要なセンサの通信を遮断しコストを軽減している。しかし閾値ベースのクエリのみ想定しており、機械学習を考慮せず、高度な認識を行う場合に適用が難しい。一方、Murao らは文献 8) において、消費電力を考慮した行動認識システムを提案しており、多数のセンサを使用しているときに状況に応じてセンサの電源を制御し、使用していないセンサに電力を供給せず擬似的にデータを生成することで消費電力の削減を実現している。さらに、Laerhoven らは文献 15) において、9 個の 2 値傾きセンサと 1 個の 3 軸加速度センサを組み合わせた低消費電力なノードを設計・実装しており、傾きに変化がなければスリープモードに入り加速度センサの電源を落とし、変化があれば加速度センサでより正確にデータを取得している。しかし、これらのシステムではセンサの電源を ON/OFF することしか考えておらず、サンプリング周波数の制御といった細やかな処理は行っていない。

ここでセンサのサンプリング周波数と消費電力の関係について述べる。両者はトレードオフの関係にあり、一般的にサンプリング周波数が高いほど詳細な動きを検出でき、認識精度は高くなるが、サンプリングやコンピュータへの取得データの送信に多くの電力を消費する。従来の行動認識システムの多くでは、サンプリング周波数は固定で、認識に十分な性能が得られるように高く設定されていた。しかし、人間の行動データには繰返し部分や過去のデータから容易に推測可能な部分が存在し冗長であるといえる。また、行動認識システムを利用するユーザの中には、重要な作業中で認識精度を重視するユーザや単に日常的行動

を記録するだけで稼働時間を重視するユーザなどさまざまであり、消費電力と認識精度のトレードオフの柔軟な制御が必要である。これに対し Krause らは文献 7) において、1 個の加速度センサのサンプリング周波数を制御することで消費電力を削減するシステムを提案している。しかし、評価に用いているデバイスは単にサンプリング周波数を下げただけでなくサンプリング間のアイドル時は CPU のクロックを低下させるなど特殊な待機状態を実装しているため汎用的でない。加えて、特徴量によってはサンプリング周波数に応じて値が変化するため、それまでに蓄積したデータが使えず新たな認識モデルの学習が必要となる。しかし、考えられる周波数やセンサ数、パラメータの設定の組合せが膨大となり、大量の認識モデルを作成、保持しなければならないうえ、周波数ごとに利用するモデルを変更するという新たな実装を認識アルゴリズム側で行わなければならない現実的ではない。提案手法では、センサのサンプリング周波数を制御し、データ補完を行うことで、認識システムに依存せず、柔軟に消費電力と認識精度のトレードオフを制御できる行動認識システムを実現している。一般にデータ補完を行う手法としてはカルマンフィルタ²⁾ やパーティクルフィルタ⁵⁾ の利用が考えられるが、カルマンフィルタを行動認識における加速度センサの値の予測に適用することを考えた場合、人間の骨格から方程式を立式しなければならず適用は困難なうえ、センサの装着位置や組合せ、被験者に応じて方程式を立式しなければならず汎用性が低い。またパーティクルフィルタでは、時刻から温度や湿度のように関連性の高い値の推測は可能であるが、加速度の値は他の絶対的なパラメータとの関連性が低い。

サンプリング周波数の低減以外の低消費電力化手法として、センサと PC の間の通信を逐次的に行わず、データをまとめて送信する方法も考えられるが、このような方法はサンプリング周波数の低減と独立しているため、両者を組み合わせて利用できる。さらに、センサ側で特徴量計算などの前処理を行いデータサイズを小さくする方法も考えられるが、一般に特徴量の方が次元が大きいため逆にデータサイズが増加し、さらにサンプリング間隔内で処理が終了しない可能性もある。また、複数のセンサから計算するような特徴量には対応できないため汎用性は低い。

3. 提案手法

本章では、センサのサンプリング周波数制御手法とデータ補完手法、および両者の併用方法について述べる。

3.1 サンプリング周波数制御手法

提案手法ではセンサのサンプリング周波数制御により消費電力の低減を図る。以下に提案

する 2 種類のサンプリング周波数制御手法について説明する。

定常抜き

定常抜きは図 2 に示すように基本となるサンプリング周波数（基本周波数）に対して n 回に 1 回サンプリングするように周波数を制御する手法である。たとえば、あらかじめシステム構築時に設計されたサンプリング周波数を 100 Hz とした場合、2 回に 1 回サンプリングすることで周波数は 50 Hz となる。同様に $n = 4, 5, \dots$ とすることでサンプリング周波数は 25 Hz, 20 Hz, \dots となる。ただし n は基本周波数の約数とする。 n を変化させることで消費電力と認識精度のトレードオフを柔軟に制御できる。

バースト抜き

バースト抜きは図 3 に示すようにセンサの取得した長さ N_b のデータ系列の分散値に変化がなければ、以降の連続 N_b サンプルも同様のデータ系列になると推測し、以降の N_b サンプルをセンシングしない手法である。日常生活で人間は同じ行動を一定時間継続して行うため、本提案手法は有効に働くと考えられる。具体的には、現在時刻 $t = T$ のとき、 N_b サンプルのデータ系列を $W_T = (x_{T-N_b+1}, \dots, x_T)$ 、その分散を σ_T として、 $D = |\sigma_T - \sigma_{T-N_b}|$ が閾値 Th 以下の場合、動作に変化がないと判断し $t = T + 1$ から N_b サンプルはセンシングを行わず、その後 $t = T + N_b + 1$ から N_b サンプルはセンシングを行う。一方、 $D > Th$ の場合、動作が変化した可能性があるとして判断し、次の N_b サンプルはセンシングを行い、再び $D = |\sigma_{T+N_b} - \sigma_T|$ と閾値 Th を比較する。

3.2 データ補完手法

サンプリング周波数制御によって、加速度センサから取得されるデータサンプル数が減少する。行動認識システムにおいて認識器は、あらかじめ収集したデータ（学習データ）を用いて認識モデルを作成し、システム利用時は未知のデータ（テストデータ）を認識モデルにあてはめて認識する。しかし、学習データとテストデータのサンプリング周波数が異なると、それぞれの特徴量が異なるため、認識精度が低下する。その解決策として、考えられるすべてのサンプリング周波数ごとに認識モデルを作成する方法が考えられるが、組合せが多く現実的ではない。そこで提案システムではサンプリング周波数制御によって欠損したデータを補完し、認識器に入力されるデータのサンプリング周波数を基本周波数に戻すことで、認識精度の低下を防ぐ。以下に、本論文で提案する 6 種類のデータ補完手法を述べる。

アップサンプリング法

アップサンプリング法は、ある周波数でサンプリングしたデータをより高い周波数で再サンプリングする手法である。具体的にはデータの欠損部分に 0 を挿入してフーリエ変換を

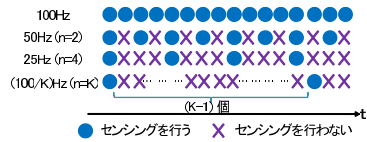


図 2 定常抜き

Fig. 2 Constant Reduction Method.

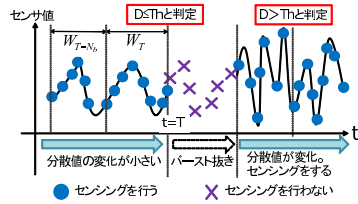


図 3 バースト抜き

Fig. 3 Burst Reduction Method.

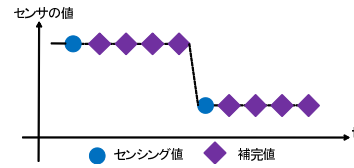


図 4 同一値補完法

Fig. 4 Same Value Complementation Method.

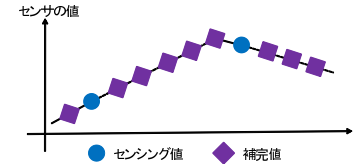


図 5 線形補完法

Fig. 5 Liner Complementation Method.

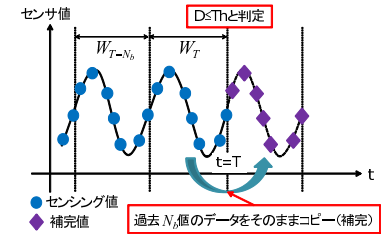


図 6 ウィンドウコピー法

Fig. 6 Window Copy Method.

行い、ナイキスト周波数以上の成分を除去するローパスフィルタを施した後、逆フーリエ変換を行う。サンプリング周波数制御手法がバースト抜きの場合、連続してデータが欠損し、明らかに認識精度が低下するため本手法は定常抜きのみ適用する。

同一値補完法

同一値補完法は図 4 に示すように、直近のセンシング値と同じ値で補完する手法である。本手法は定常抜きのみ適用する。

線形補完法

線形補完法は図 5 に示すように、直近のセンシング値とその直前の補完値を結んだ直線上の値で補完する手法である。本手法は定常抜きのみ適用する。

ウィンドウコピー法

ウィンドウコピー法は、図 6 に示すように、バースト抜きにおいて $t = T$ の時点で $D = |\sigma_T - \sigma_{T-N_b}| < Th$ となりバースト抜きが行われた場合、 $t = T + 1$ 以降 N_b サンプルのデータに対し、 $t = T - N_b + 1$ から $t = T$ までの N_b サンプルのデータをコピーして補完する手法である。連続したセンシングデータを取得するため、サンプリング制御手法がバースト抜きの場合に適用する。

ペアデータベース法

ペアデータベース法は複数個の加速度センサを用いる場合に、あるセンサの値の補完に他のセンサの値を用いる手法である。本手法はサンプリング制御手法に依存しないため、定常抜き、バースト抜きのいずれの手法にも適用する。補完手順を以下に示す。

あらかじめすべてのセンサに対してセンシングデータの組(ペアデータ)を蓄積してデータベース(ペアデータベース)を構築する。サンプリング周波数制御により入力データが欠

損している場合、欠損部分を除いたデータ(認識ベクトル)を作成して認識ベクトルと一番近いペアデータをペアデータベースから k 最近傍 (k -NN) 法 ($k=1$) を用いて検索し、最近傍のペアデータのデータと欠損部分を置き換えることで補完ベクトルを生成する。この補完ベクトルが行動認識システムの入力となる。図 7 に示す例を用いると、例では 3 次元のデータのうち 1 つが欠損しており、この欠損部分を補完する。ペアデータベースには欠損のない 5 つのデータが格納されている。そこにセンサ 3 の値が欠損したデータ(センサ 1, センサ 2, センサ 3) = (15, 90, “欠損”)が入力されると、センサ 1 および 2 の値だけでペアデータベース内の各ペアデータとのユークリッド距離を計算し、最近傍データ(20, 100, 100)から欠損部分にあたるセンサ 3 の値 “100” を得る。ただし、同時刻において他のセンサも欠損している場合、ペアデータベースを検索できないため補完できない。その場合、補完を行わず、ウィンドウ内の取得できたセンシング値および補完値のみ用いて特徴量を計算する例外処理を行う。この例外処理ではペアデータベース検索処理などを行う必要がないため、例外処理を含んだ場合でも通常処理より負荷が高くなることはない。

拡張ペアデータベース法

ペアデータベース法の各ペアデータは瞬間値であるが、拡張ペアデータベース法の各ペアデータは連続する 2 時刻のものである。手順を図 8 に示す具体例を用いて説明する。例ではある時刻 $t = T$ における 3 次元のデータのうち 1 つが欠損しており、この部分を補完する。ペアデータベースには 3 つの欠損のないデータが格納されている。そこに(センサ 1 ($T - 1$), センサ 1 (T), センサ 2 ($T - 1$), センサ 2 (T), センサ 3 ($T - 1$), センサ 3 (T)) = (“欠損”, “欠損”, 10, 30, 90, 70)が入力されると、 $t = (T - 1)$ におけるセンサ 2 とセンサ 3 の値、 $t = T$ におけるセンサ 2 とセンサ 3 の値を用いてユークリッド距離の計

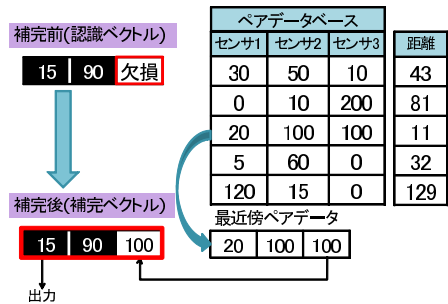


図7 ペアデータベース法
Fig. 7 Pair Database Method.

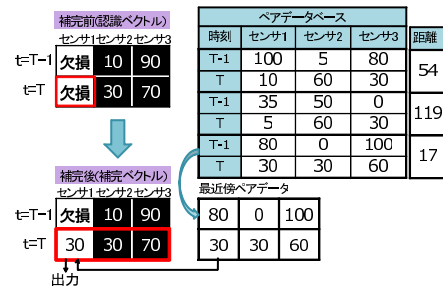


図8 拡張ペアデータベース法
Fig. 8 Enhanced Pair Database Method.

算を行う。計算により (80, 30, 0, 30, 100, 60) のデータが最近傍であるため、ペアデータベースから抽出し、欠損部分であるセンサ1の値を“30”で補完し、 $t = T$ のセンシングデータとして (30, 30, 70) を出力する。ただし、同時刻において他のセンサも欠損している場合、ペアデータベース法と同様の例外処理を行う。

4. 評価実験

4.1 評価環境

評価では右手首、腰、右足首の3カ所に3軸加速度センサを装着した被験者2名から採取したデータを用いて、被験者ごとにテストデータと学習データを作成しオフラインで解析を行った。「歩く、走る、階段を昇る、階段を降りる、横になる、膝立ちになる、座る、立つ、自転車に乗る」の9種類のコンテキストに対し、十分な認識精度が得られるようにサンプリング周波数150Hzで加速度データを取得した。それぞれのコンテキストごとに連続して取得した10,000サンプル、計90,000サンプルのデータをテストデータとし、そのうちランダムで抽出した1コンテキストあたり100サンプルの特徴量を学習データとした。採取したデータに対しては手作業で正解の行動ラベルを付与した。使用したセンサはワイヤレステクノロジー社の3軸無線加速度センサWAA-006¹⁾である。WAA-006のデータフォーマットは図9に示すように15byteを1パケットとしてデータ送信を行っており、たとえばサンプリング周波数を100Hzに設定した場合、10msに1度センシングを行い、そのつどデータをPCに送信している。またサンプリング値を2[byte]×3[軸]で出力する。出力単位は[mG]で、加速度の計測範囲は±4,000[mG]である。評価では、定常抜きでサンプ

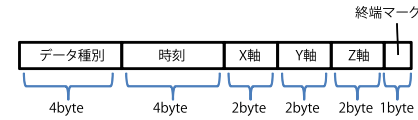


図9 加速度センサのデータフォーマット
Fig. 9 Data format of accelerometer.

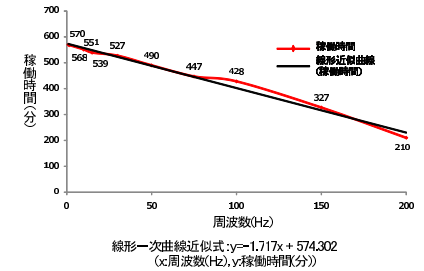


図10 サンプリング周波数と稼働時間の線形一次曲線
Fig. 10 Linear curve of the primary order between sampling frequency and battery lifetime.

リング周期を75Hz, 30Hz, 15Hz, 1.5Hzとしたデータに対してアップサンプリング法、同一値補完法、線形補完法、ペアデータベース法、拡張ペアデータベース法の5種類の補完方法を適用し、パースト抜きを行ったデータに対してウィンドウコピー法、ペアデータベース法、拡張ペアデータベース法の3種類の補完方法を適用することでサンプリング周波数を基本周波数の150Hzに復元し、行動認識精度および電力削減率を計測する。

4.2 サンプリング周波数と消費電力の関係

まず初めに、サンプリング周波数と消費電力のトレードオフを明らかにするために、加速度センサWAA-006¹⁾を使用してサンプリング周波数が200Hz, 150Hz, 100Hz, 75Hz, 50Hz, 30Hz, 15Hz, 10Hz, 1.5Hz, 1Hzの10種類における稼働時間を計測した。結果から図10に示す線形一次近似曲線: $y = -1.717x + 574.302$ (x : 周波数[Hz], y : 稼働時間[分])を得た。また、この近似曲線を用い、WAA-006のバッテリー容量230mAh, 電圧3.7Vから消費電力を導出した。ただし、パースト抜きではサンプリングを行うタイミングが一定ではなく、サンプリング周波数が決定しないため上記計算式を適用できない。したがって、データ数全体に対するパースト抜きしたデータ数の割合(データ削減率)をまず求め、データ削減率から仮定の周波数を導出することで、上記計算式を適用した。結果よりサンプリング周波数を下げることで、稼働時間が長くなっていることから、サンプリング制御による省電力効果があることを確認した。また、Krauseらが文献7)において示したサンプリング周期と消費電力の関係でも同様の傾向が得られている。さらに、Muraoらの文献8)の考察からペアデータベースを検索する処理によって増加する消費電力は、センシングや無線通信の消費電力と比較して無視できるほど小さいことを確認している。

4.3 評価手法

本評価では右手首、腰、右足首に装着した3個の加速度センサに対し周波数制御およびデータ補完を行った場合の認識精度と電力削減率を計測した。一般的に行動認識を行う際、センシングデータをそのまま使うのではなく挙動を効率的に把握するために特徴量抽出と呼ばれる処理を行う。本論文では現在時刻 $t = T$ と仮定し、9次元(3個のセンサ×3軸)のセンシングデータ $x_i(T)$ ($i = 1, \dots, 9$)の過去 N サンプルの平均 $\mu_i(T)$ および分散 $\sigma_i(T)$ を特徴量とする。特徴量ベクトルを $Z(T)$ とし、18次元のベクトル $X(T) = (\mu_1(T), \dots, \mu_9(T), \sigma_1(T), \dots, \sigma_9(T))$ を $Z(T) = (X(T) - M)/S$ に基づき標準化する。ここで、 M および S は X の各成分の平均および標準偏差であり、この変換によって特徴量ベクトルの平均は0、分散は1になる。また、特徴量を計算するにあたっては、安定化のため歩行や階段昇降などの1歩の時間よりも長くなるようにウィンドウサイズを設定するべきである。そこで、本論文では $N = 100$ (0.66秒)とした。特徴量計算を行う場合のシフト幅は1サンプルとした。

本論文では、標準化した特徴量ベクトルの行動を線形サポートベクタマシン (SVM: Support Vector Machine) を用いて認識する。SVMは文献9)や17)でも用いられており、記憶ベース推論や自己組織化マップ、k-NN (k=1)、C4.5決定木と比較して多くの場合で性能が良いとされている。

4.4 補完手法の特性評価

まず、定常抜きにおける補完手法単体の性能を比較するために、装着している3個のセンサのうち1個のセンサのみのサンプリング周波数を75Hz、30Hz、15Hz、1.5Hzに制御した後で補完手法を適用し、残りのセンサはサンプリング周波数を変化させない場合の認識精度をすべてのセンサと補完手法の組合せについて求めた。また補完を行わない場合の認識精度も求めた。補完を行わない場合、特徴量はウィンドウ内において取得できたデータのみを基に計算している。被験者2名の認識精度の平均値を表1に示す。表より、サンプリング周波数制御によって生じた欠損データを補完する場合は補完しない場合と比較して周波数に関係なく認識精度が向上していることから補完手法は有効であるといえる。次に各補完手法に注目すると、周波数を75Hzに下げた場合、補完手法にかかわらず約97%の認識精度が得られているが、周波数を1.5Hzに下げると、同一値補完法、線形補完法、アップサンプリング法では、認識精度が大幅に低下している。ここで、手法間の有意差をみるためにt検定(有意水準5%)を行った。サンプリング周波数を75Hzに設定した場合、手法間の有意差は見られなかったが、サンプリング周波数を1.5Hzにした場合、ペアデータベース法および拡張ペアデータベース法とその他の手法の間には有意差がみられた。これは、周波数

表1 各補完手法における認識精度
Table 1 Recognition accuracy for each complement method.

足首	補完手法		認識精度 (%)				
	手首	腰	150 Hz	75 Hz	30 Hz	15 Hz	1.5 Hz
-	-	-	97.2	-	-	-	-
No	-	-	-	94.8	92.3	91.0	81.4
Same	-	-	-	97.0	95.6	94.1	85.8
Line	-	-	-	97.0	95.4	95.2	85.7
Up	-	-	-	97.0	95.6	94.1	85.8
Pair(C)	-	-	-	96.6	96.0	95.7	92.9
EPair(C)	-	-	-	96.9	96.0	95.6	93.1
-	No	-	-	94.7	92.1	91.9	86.2
-	Same	-	-	97.1	96.5	96.3	87.9
-	Line	-	-	97.1	96.4	96.2	89.1
-	Up	-	-	97.1	96.5	96.3	87.9
-	Pair(C)	-	-	95.5	96.0	96.4	93.2
-	EPair(C)	-	-	95.1	96.2	96.5	93.4
-	-	No	-	95.1	93.7	92.1	80.7
-	-	Same	-	97.1	96.2	95.5	84.8
-	-	Line	-	97.1	96.1	95.5	84.4
-	-	Up	-	97.1	96.2	95.5	84.9
-	-	Pair(C)	-	96.0	95.3	94.6	93.6
-	-	EPair(C)	-	97.0	95.7	95.0	93.7

“-”: 周波数制御なし, No: 周波数を制御するが補完しない, Same: 同一値補完法, Line: 線形補完法, Up: アップサンプリング法, Pair(C): 定常抜きペアデータベース法, EPair(C): 定常抜き拡張ペアデータベース法

を大幅に低下させるとデータの欠損時間が長くなり、直近のサンプリング値を参考にする手法では補完値が真の値と大きく異なるためであると考えられる。一方、ペアデータベース法および拡張ペアデータベース法は同時刻のセンサ情報を用いているため認識精度の低下は抑制されている。結果から、単体で利用する場合、補完手法としてはペアデータベース法と拡張ペアデータベース法が優れていることが分かるが、この手法はあらかじめデータベースを構築する必要があるという問題がある。しかし認識モデルの生成に用いる学習データでペアデータベースを構築できるため、追加のデータを採取する必要はない。

次に周波数制御を行う部位について言及する。結果からペアデータベース法、拡張ペアデータベース法では部位による認識精度の差はあまりみられない。一方、同一値補完法、線形補完法、アップサンプリング法において、右手首に装着したセンサの周波数を変化させても認識精度の低下が小さいことが分かるため、本論文で採用した9種類のコンテキストに

表 2 バースト抜きの認識精度および電力削減率

Table 2 Recognition accuracy and power reduction rate for Burst Reduction Method.

部位	足首												
ウィンドウ幅 N_b	50				100				500				
分散の閾値 $Th (\times 10^4)$	1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20	
認識精度 (%)	Win	97.1	97.0	96.5	96.2	97.0	97.0	97.1	96.8	96.6	96.3	95.5	94.7
	Pair	96.8	96.7	96.4	96.1	96.8	96.4	96.1	95.6	96.0	96.0	94.3	94.1
	EPair	96.78	96.7	96.9	96.6	96.7	96.6	96.0	95.8	96.5	96.4	94.7	94.5
電力削減率 (%)	17.0	18.5	20.2	23.4	16.3	18.6	21.8	24.4	15.0	18.4	27.2	32.6	
部位	手首												
ウィンドウ幅 N_b	50				100				500				
分散の閾値 $Th (\times 10^4)$	1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20	
認識精度 (%)	Win	97.0	96.9	96.8	96.5	96.8	97.0	96.7	96.1	95.7	94.9	95.5	93.3
	Pair	97.3	97.3	96.7	96.4	97.1	96.8	96.4	96.2	97.0	96.9	96.0	95.6
	EPair	97.4	97.2	96.8	96.0	97.2	97.0	96.3	96.2	96.9	96.9	95.9	95.4
電力削減率 (%)	18.4	20.4	26.6	31.5	18.1	20.7	26.9	33.0	17.2	19.6	27.2	33.1	
部位	腰												
ウィンドウ幅 N_b	50				100				500				
分散の閾値 $Th (\times 10^4)$	1	5	10	20	1	5	10	20	1	5	10	20	
認識精度 (%)	Win	96.4	96.5	96.6	96.6	97.1	97.2	96.9	97.3	95.9	95.1	95.7	94.6
	Pair	97.2	97.1	96.5	96.1	96.9	97.1	96.6	96.7	96.5	96.4	95.6	95.3
	EPair	97.2	97.1	96.5	96.1	97.0	96.8	96.5	96.1	96.5	96.5	96.0	95.6
電力削減率 (%)	19.2	20.5	25.1	30.0	19.2	20.5	24.7	29.7	18.5	20.6	27.6	32.0	

Win: ウィンドウコピー法, Pair: ペアデータベース法, EPair: 拡張ペアデータベース法

対しては右手首のセンサが認識に与える影響は小さいことが分かる。

4.5 バースト抜きをした場合の特性評価

次に、バースト抜きにおけるウィンドウサイズと分散の閾値の2つのパラメータに対する特性を評価する。評価では装着している3個のセンサのうち1個のセンサをバースト抜きで周波数制御して各補完手法で補完し、残りのセンサは周波数制御しない場合の認識精度と電力削減率を計測した。被験者2名の認識精度および電力削減率の平均値を表2に示す。分散の閾値を大きくすると、バースト抜きが頻繁に発生してサンプリングデータ数が減少していることが分かるが、データ補完によって認識精度の低下を抑制している。また、各補完手法の認識精度を比較したところ差はあまりみられない。これはテストデータの行動の変化が少ないため分散の変化があまり起こらずウィンドウコピー法が有効であり、さらにペアデータベース法と拡張ペアデータベース法においては前節と同様に正しく補完できるためである。ここで、バースト抜きを行うタイミングは補完手法にかかわらず同じであるため、

同一のパラメータでは補完手法にかかわらず電力削減率は一定である。各部位の電力削減率を見ると $N_b=50$ と $N_b=100$ の場合、足首のセンサの電力削減率が低く、分散の閾値を上げるにつれてこの傾向は明らかになっている。このことから足首のセンサの周波数が下げにくいことが分かる。歩くや走るのようなコンテキストは、「足を上げる、前に出す、足を下ろす、着地」の4つの動作に分けられる。ウィンドウ幅が狭いとウィンドウにすべての動作を含むことができず、着地の衝撃などにより直近のウィンドウとの分散値の差が大きくなりデータを削減できない。これらのことから $N_b=500$ で $Th = 2 \times 10^5$ にした場合、認識精度の低下を抑制しつつ最も電力を削減できることが分かる。ウィンドウ幅や分散の閾値のパラメータを大きくした場合大幅な電力削減が期待できるが、バースト抜きをしている最中のコンテキストの変化に弱く、正しいコンテキストを認識できない可能性がある。

4.6 補完手法を組み合わせて利用した場合の評価

3.2節で述べたように、補完手法は定常抜き5種類とバースト抜き3種類が存在する。その8種類に、定常抜きで補完をしない場合とサンプリング周波数制御をせずフル稼働する場合を加えた合計10種類の認識手法を各部位に適用し、さらに補完手法ごとに4種類のサンプリング周波数および3種類のウィンドウサイズ、4種類の分散の閾値を変化させ、すべての場合について認識精度と電力削減率を調べた。なお、本評価ではセンサの各軸(x軸, y軸, z軸)の区別は行わずにすべての軸に対して同じ手法を適用した。組合せは $61^3 = 226,981$ 通りありすべてを掲載することはできないため、要求認識精度を満足し電力削減率が最も高い手法の組合せを被験者ごとに表3および表4に示す。認識精度の列にある括弧内の数字は周波数制御を行うがデータ補完を行わなかった場合の認識精度を示している。表内の補完手法名は表1と同様であるが、定常抜きの場合は手法名の後ろに周波数を記載し、バースト抜きの場合は手法名の後ろにウィンドウサイズと分散の閾値を記載している。

表3から、85%の要求認識精度に対して平均43.9%の電力を削減できていることが分かる。データ削減率が最高でも50%であるバースト抜きに対し、サンプリング周波数を $1/n$ に設定できる定常抜きは電力削減率を大幅に上げることができている。

次に装着位置に対するセンサ電力削減率と認識精度について考察する。両被験者ともに要求認識精度93%~90%では各部位は同様の平均電力削減率だが、要求認識精度85%~87%、94%~97%では被験者によって各部位の平均電力削減率が異なることから、装着者によって適切な手法が異なることが分かる。全体的な傾向として、要求認識精度を下げた場合サンプリング周波数を下げることができるが、その場合は4.4節のt検定で述べたようにペアデータベース法や拡張ペアデータベース法のような高度なアルゴリズムが必要になる。

表 3 被験者 1 の認識精度と電力削減率

Table 3 Recognition accuracy and power reduction rate for subject 1.

要求認識精度 (%)	補完手法			電力削減率 (%)				認識精度 (%)
	足首	手首	腰	平均	足首	手首	腰	
97	Line75	Same15	Win100-1 × 10 ⁵	34.4	30.0	43.1	30.0	97.0 (81.5)
96	Line75	Same15	Same15	38.7	30.0	43.1	43.1	96.1 (83.2)
95	EPair(C)30	Same15	Same30	41.2	40.3	43.1	40.3	95.5 (83.2)
94	EPair(C)30	Same15	Same15	42.2	40.3	43.1	43.1	95.5 (80.3)
93	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.0 (79.8)
92	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.0 (79.8)
91	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.0 (79.8)
90	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.0 (79.8)
89	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	43.9	43.1	43.1	45.4	89.4 (74.6)
88	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	43.9	43.1	43.1	45.4	89.4 (74.6)
87	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	43.9	43.1	43.1	45.4	89.4 (74.6)
86	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	43.9	43.1	43.1	45.4	89.4 (74.6)
85	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	43.9	43.1	43.1	45.4	89.4 (74.6)

Same: 同一値補完法, Line: 線形補完法, Win: ウィンドウコビー法, Pair(C): 定常抜きベアデータベース法, EPair(C): 定常抜き拡張ベアデータベース法

上記の評価で用いたデータは実験室環境で採取されており、実生活で得られるデータに比べて単調で分散の変化が少ないため、バースト抜きが発生しやすくバースト抜きに有利な条件であったと考えられる。そこで 24 時間の実生活のデータを採取し、表 3 に記載した手法を利用した場合の電力削減率を算出した。データ採取の際、先と同様のセンサデバイスに外部バッテリーを接続して長時間稼働可能にし、充電のため 12 時間経過時および入浴時に停止した以外は 200 Hz でデータを取得した。ここでは表 3 のうち、バースト抜きが含まれる要求認識精度 97%の腰に装着したセンサにおける電力削減率のみ示すと、腰に装着したセンサの電力削減率は 27.1%であり、平均電力削減率は 34.3%であった。この結果から実生活のデータでは、分散の変化が大きくバースト抜きの機会が減るため若干の削減率低下は起こるが、実生活においても同程度の電力削減率を実現できていることが分かる。

4.7 コンテキストごとに手法を変化させた場合の評価

人間の行動の変化に着目すると、コンテキストは秒単位で細かく変化するのではなく、一定時間継続してから別のコンテキストに遷移する傾向にあるため、各コンテキストにおいて最も電力削減率の高い手法を現在のコンテキストに応じて選択的に切り替えることで、高い削減率を達成できると考える。そこで、現在のコンテキストがつねに正確に把握できているという仮定の下、そのコンテキストにおいて要求認識精度を満たし、最も電力削減率が高い

表 4 被験者 2 の認識精度と電力削減率

Table 4 Recognition accuracy and power reduction rate for subject 2.

要求認識精度 (%)	補完手法			電力削減率 (%)				認識精度 (%)
	足首	手首	腰	平均	足首	手首	腰	
97	Same15	EPair(C)75	Line75	34.4	43.1	30.0	30.0	97.0 (84.2)
96	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	41.2	43.1	40.3	40.3	96.2 (82.8)
95	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	41.2	43.1	40.3	40.3	96.2 (82.8)
94	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	41.2	43.1	40.3	40.3	96.2 (82.8)
93	Same15	EPair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.4 (76.7)
92	Same15	EPair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.4 (76.7)
91	Same15	EPair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.4 (76.7)
90	Same15	EPair(C)15	Same15	43.1	43.1	43.1	43.1	93.4 (76.7)
89	EPair(C)1.5	Pair(C)15	Same15	43.9	45.4	43.1	43.1	89.8 (72.3)
88	EPair(C)1.5	Pair(C)15	Same15	43.9	45.4	43.1	43.1	89.8 (72.3)
87	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	44.6	45.4	43.1	45.4	87.6 (72.0)
86	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	44.6	45.4	43.1	45.4	87.6 (72.0)
85	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	44.6	45.4	43.1	45.4	87.6 (72.0)

手法を選択的に利用した場合の認識精度と電力削減率を導出した。被験者 2 名の平均値を表 5 に示す。なお、実際にシステムを利用する際には現在のコンテキストを 100%正確かつリアルタイムで取得できるわけではないため、この評価は理想的な環境における提案手法の効果の測るものである。

表 5 における「要求認識精度」はユーザがシステムを利用するときに必要とする認識精度を示しており、「実際の認識精度」は本論文でシミュレーションを行ったときに、要求認識精度を満たし、最も高い電力削減率を得られた手法における認識精度を示している。手法を切り替えた場合（切替手法）の結果と単一の手法を利用し続けた場合（単独手法）の結果（表 3 および表 4 の平均値）を比較すると、要求認識精度 86%~89%の場合で認識精度と平均電力削減率が上回った。単独手法では、9 種類のコンテキストの平均認識精度が要求認識精度を満たしていればよく、必ずしも各コンテキストの認識精度が要求認識精度を上回っている必要はない。しかし切替手法では、すべてのコンテキストが要求認識精度を満たすという制約を設けたため、認識精度を落とすことができず電力削減率が低下した。また、得られた認識精度が単独手法におけるサンプリング周波数制御を行わない場合の認識精度 97.2%を上回っている場合があるが、これは切替手法を行う場合、現在対象としている行動に対して十分な精度が得られていれば、他のコンテキストの認識精度は低くてもよいという考え方で手法が選択されるためである。そのため特定の行動に対して高い性能を持つ手法

表 5 選択的手法切替えによる認識精度と電力削減率

Table 5 Recognition accuracy and power reduction rate for selective methods.

要求認識精度 (%)	実際の認識精度 (%)	電力削減率 (%)				単独手法の電力削減率 (%)			
		平均	足首	手首	腰	平均	足首	手首	腰
100	99.2	42.3	42.1	43.4	41.4	-	-	-	-
99	99.1	43.2	42.8	43.3	43.4	-	-	-	-
98	98.8	43.4	42.9	43.5	43.5	-	-	-	-
97	98.7	43.5	42.8	43.5	43.6	34.4	36.6	36.6	30.0
96	98.5	43.5	43.2	43.5	43.6	40.0	36.6	41.7	41.7
95	98.5	43.5	43.2	43.5	43.6	41.2	41.7	41.7	40.3
94	98.1	43.7	43.9	43.5	43.5	41.7	41.7	41.7	41.7
93	98.1	43.9	43.9	44.2	43.5	43.1	43.1	43.1	43.1
92	98.1	43.9	43.9	44.2	43.5	43.1	43.1	43.1	43.1
91	97.9	44.0	43.9	44.4	44.0	43.1	43.1	43.1	43.1
90	97.8	44.0	43.9	44.4	44.0	43.1	43.1	43.1	43.1
89	97.8	44.0	43.9	44.4	44.0	43.9	44.3	43.1	44.3
88	97.8	44.0	43.9	44.4	44.0	43.9	44.3	43.1	44.3
87	97.6	44.1	44.6	43.1	44.0	44.3	44.3	43.1	45.4
86	96.3	44.2	45.2	42.7	43.9	44.3	44.3	43.1	45.4
85	95.8	44.5	44.3	44.3	45.4	44.3	44.3	43.1	45.4

が選ばれることが多くなり、高い認識精度が得られている。次に、個々のセンサを見ると、足首のセンサでは要求認識精度 85%および 87%~89%で、手首のセンサでは 86%で、腰のセンサでは 85%~89%で単独手法より電力削減率が下回っていた。これは階段昇降における電力削減率が他のコンテキストと比較して低いことが影響している。階段昇降では、踊り場における歩行も昇降の一部と考えているため踊り場付近で歩くもしくは走ると誤認識してしまい、階段昇降に関して要求認識精度を満たす手法の電力削減率が低いため単独の手法を用いた場合に比べて、それぞれの認識精度において電力削減率が劣っている。

この実験では正解コンテキストは既知としたが、実際に利用する際には定期的にすべてのセンサをフル稼働させ、正しいコンテキストを取得してから手法切替えを行うといった手法をとる必要がある。また、実際の運用では、ユーザに細かく要求認識精度を指定させるのは煩雑であるため、高精度モード、通常モード、省電力モードのようにあらかじめシステム側でモードと要求認識精度を関連付けて選択させるといった運用が考えられる。

4.8 センサごとの電力削減率を均一化した場合の評価

4.7 節ではセンサの平均電力削減率に基づいて手法を評価した。しかし、センサ間で電力削減率に偏りがある場合、電力削減率の低いセンサが早く停止するため、実用を考えた

場合、最も低い電力削減率を持つ部位の電力削減率をできるだけ高くすることが有効である。そこで、各部位ごとに 2 つの手法を組み合わせることで、最も電力削減率が低くボトルネックになっているセンサの電力削減率を改善する。最適な組合せを導出するために、任意の 2 パターンの手法の各組合せにおけるセンサの電力削減率をそれぞれ $R_A = (R_{Aankle}, R_{Awrist}, R_{Awaist})$, $R_B = (R_{Bankle}, R_{Bwrist}, R_{Bwaist})$ とする。この 2 つのパターンを適用する時間的割合を変化させることで 3 つのセンサの中で最も低い電力削減率 (最小電力削減率) を最大化する。時間的割合を α ($0 \leq \alpha \leq 100$) とし、組合せ後の電力削減率 $U_\alpha = (\alpha R_A + (100 - \alpha)R_B)/100$ を α を 1 ずつ変化させて計測する。すべての手法の組合せにおいて U_α を計算し、組合せ後の最小電力削減率が最大となる α および 2 種類の手法を探す。上記手順により導出された被験者ごとの認識精度と最小電力削減率を表 6 および表 7 に示す。被験者 1 の場合、要求認識精度が 96%および 85%~89%においては、2 つの手法を組み合わせることで最小電力削減率が改善されているが、97%および 90%~95%の範囲で効果をあげることができていない。また、被験者 2 の場合、要求認識精度が 97%および 85%~87%においては、2 つの手法を組み合わせることで最小電力削減率を改善されているが、88%~96%の範囲で効果をあげることができていない。被験者 1 において、要求認識精度 97%で最小電力削減率を上げるために、右足首の電力削減率が高く認識精度が低い手法と組み合わせても、要求認識精度 97%を満たすことができなかったため効果をあげることができなかった。これは要求認識精度 96%~97%で単独手法を用いた場合、右手首や腰に装着したセンサの電力削減率は 43.1%を超える手法がある一方で、右足首に装着したセンサの電力削減率は最高でも 30.0%であったためである。同様に要求認識精度 89%~93%の範囲で最小電力削減率を上げようとするも、単独手法における右足首のセンサの電力削減率は最高でも 43.1%であるため、認識精度が低い手法と組み合わせても要求する認識精度を満たすことができず単独手法を上回ることができなかった。また被験者 2 の場合においても同様の傾向がみられた。しかし 2 つの手法を組み合わせることで、センサ間の電力削減率を均一化できる場合があり、システム稼働時間の延長に有効な手段であるといえる。

4.9 従来手法との比較

従来手法であるセンサの電源制御による電力削減手法を本評価のデータに適用した場合の 2 名の被験者の認識精度および電力削減率の平均値を表 8 に示す。表 8 の稼働センサ数 2 個の場合と表 1 の結果を比較すると、電源断を行ったセンサはまったくサンプリングを行わないため電力削減率は大きいですが、サンプリング周波数制御を行った方が認識精度が高い

2464 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

表 6 被験者 1 の 2 つの手法の組合せによる認識精度と電力削減率

Table 6 Recognition accuracy and power reduction rate for combination of optimal two methods for subject 1.

要求認識精度 (%)	実際の認識精度 (%)	補完手法			使用割合 α (%)	電力削減率 (%)				最小電力削減率 (%)	改善率 (%)	
		足首	手首	腰		平均	足首	手首	腰			
97	97.0	A	Line75	Same15	Win100-1 × 10 ⁵	100	34.4	30.0	43.1	30.0	30.0	0.00
	B	-	-	-	-	0						
96	96.0	A	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	25	37.0	33.5	43.1	33.5	33.5	+3.95
	B	Line75	Same15	Win100-1 × 10 ⁵	75							
95	95.0	A	EPair(C)30	Same15	Same30	100	41.2	40.3	43.1	40.3	40.3	0.00
	B	-	-	-	-	0						
94	95.0	A	EPair(C)30	Same15	Same30	100	41.2	40.3	43.1	40.3	40.3	0.00
	B	-	-	-	-	0						
93	93.0	A	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	-	0						
92	93.0	A	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	-	0						
91	93.0	A	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	-	0						
90	93.0	A	EPair(C)15	Pair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	-	0						
89	89.1	A	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	89	43.4	43.4	43.4	43.4	43.4	+0.27
	B	EPair(C)1.5	Line1.5	Pair(C)50-5 × 10 ⁴	11							
88	88.9	A	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	85	43.5	43.5	43.5	43.5	43.5	+0.37
	B	Pair(C)1.5	Line1.5	Same75	15							
87	88.9	A	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	85	43.5	43.5	43.5	43.5	43.5	+0.37
	B	Pair(C)1.5	Line1.5	Same75	15							
86	88.9	A	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	85	43.5	43.5	43.5	43.5	43.5	+0.37
	B	Pair(C)1.5	Line1.5	Same75	15							
85	85.5	A	EPair(C)15	Pair(C)15	EPair(C)1.5	50	44.3	44.3	44.3	44.3	44.3	+1.20
	B	EPair(C)1.5	Line1.5	Same15	50							

Same : 同一値補完法, Line : 線形補完法, Win : ウィンドウコピー法,
Pair(C) : 定常抜きベアデータベース法, EPair(C) : 定常抜き拡張ベアデータベース法

ことが分かる。この点から、電源制御のみではセンサの電源 OFF にともない認識精度が大幅に低下してしまうが、提案する周波数制御により ON と OFF の中間の状態が選択でき柔軟な制御が行えるといえる。次に表 8 に示す 1 個および 2 個のセンサの電源を OFF にした場合の認識精度において最も高い認識精度である 92.6% および 85.9% における平均電力削減率と表 3 および表 4 の単独手法の平均電力削減率を比較する。表 3 および表 4 において認識精度が 92.6% の場合、平均電力削減率 43.1% を達成している。同様に認識精度が 85.9% の場合、平均電力削減率 44.2% および 45.0% を実現している。これらのことから、1 個のセンサの電源を OFF にするよりサンプリング周波数を制御した方が平均電力削減率が高いが、2 個のセンサの電源を OFF にする場合はサンプリング周波数制御より平均電力削減率が高い。しかし認識精度は 85.9% を上限とするためそれ以上の認識精度を求めるユー

表 7 被験者 2 の 2 つの手法の組合せによる認識精度と電力削減率

Table 7 Recognition accuracy and power reduction rate for combination of optimal two methods for subject 2.

要求認識精度 (%)	実際の認識精度 (%)	補完手法			使用割合 α (%)	電力削減率 (%)				最小電力削減率 (%)	改善率 (%)	
		足首	手首	腰		平均	足首	手首	腰			
97	97.0	A	Line75	Same15	Win100-1 × 10 ⁵	67	36.6	34.3	42.2	33.4	33.4	+3.39
	B	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	33							
96	96.2	A	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	100	41.2	43.1	40.3	40.3	40.3	0.00
	B	-	-	-	0							
95	96.2	A	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	100	41.2	43.1	40.3	40.3	40.3	0.00
	B	-	-	-	0							
94	96.2	A	Same15	EPair(C)30	EPair(C)30	100	41.2	43.1	40.3	40.3	40.3	0.00
	B	-	-	-	0							
93	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
92	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
91	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
90	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
89	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
88	93.4	A	Same15	EPair(C)15	Same15	100	43.1	43.1	43.1	43.1	43.1	0.00
	B	-	-	-	0							
87	87.4	A	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	87	44.0	43.4	43.4	45.1	43.4	+0.29
	B	Same75	EPair(C)1.5	Same15	13							
86	87.4	A	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	87	44.1	43.4	43.4	45.1	43.4	+0.29
	B	Same75	EPair(C)1.5	Same15	13							
85	87.4	A	EPair(C)1.5	Pair(C)15	EPair(C)1.5	87	44.1	43.4	43.4	45.1	43.4	+0.29
	B	Same75	EPair(C)1.5	Same15	13							

Same : 同一値補完法, Line : 線形補完法, Win : ウィンドウコピー法,
Pair(C) : 定常抜きベアデータベース法, EPair(C) : 定常抜き拡張ベアデータベース法

ザには適用できない。また電源を ON にするセンサをローテーションさせても平均認識精度は 82.5% となり、提案手法に認識精度の面で及ばない。このように認識精度との兼ね合いからみると、提案手法の方が省電力効果もあり認識精度の低下を抑制しているといえる。

4.10 学習時のサンプリング周波数の影響

本論文における評価では、学習時に 150 Hz でデータを取得してモデルを作成し、利用時にはサンプリング周波数を下げることで低消費電力化を行っている。一方、もともとあらゆるサンプリング周波数の組合せにおいてデータを学習させてモデルを作成しておき、利用したいサンプリング周波数に合わせてモデルを選択的に利用するという方式も考えられる。この場合、評価で用いた設定（センサ数 3、設定可能な周波数は 150 Hz, 75 Hz, 30 Hz, 15 Hz, 1.5 Hz の 5 通り）では、モデルを作成する個数は、 $5^3 = 125$ 通りとなる。しかし、

表 8 稼働センサ数を変化させた場合の認識精度と電力削減率

Table 8 Recognition accuracy and power reduction rates for changing operative sensors.

部位			認識精度 (%)	平均電力削減率 (%)
足首	手首	腰		
OFF	OFF	ON	85.9	66.7
OFF	ON	OFF	81.0	66.7
ON	OFF	OFF	80.7	66.7
OFF	ON	ON	92.6	33.3
ON	OFF	ON	91.8	33.3
ON	ON	OFF	90.8	33.3
ON	ON	ON	97.2	0.00

センサ数が 10 個の場合は $5^{10} = 9,765,625$ 通りとなり、さらにパラメタチューニングの手間などを考えると大変コストの高い処理になるといえる。

また、本論文で対象としている 9 種類の日常行動に対し、単純にサンプリング周波数を 75 Hz, 30 Hz, 15 Hz にして学習させ、構築したモデルを用いてそのまま同じ周波数で認識を行った際の認識精度は 80.9%, 80.3%, 73.9%であった。一方、150 Hz で学習し、認識は 75 Hz, 30 Hz, 15 Hz で行って提案手法を用いて 150 Hz に補完した場合の認識率は表 1 より 97.1%, 96.5%, 96.5%となる。このことから、認識時(実際の利用時)におけるサンプリング周波数が同じであっても、学習時のサンプリング周波数が高ければ結果として認識精度を向上させることができていることが分かる。したがって、あらゆるモデルを構築しておく場合と比べて、提案手法は低処理コストで高精度な認識が実現できていることが分かる。

5. ま と め

本論文ではサンプリング制御とデータ補完を用いた行動認識システムの省電力化手法を提案した。サンプリング制御をしない従来手法の認識精度は 97.2%であるのに対し、サンプリング周波数制御およびデータ補完を行うことで認識精度 97.0%、平均電力削減率 34.4%を達成した。また装着者の現在のコンテキストに応じて手法を変える選択的手法切替えや部位ごとに電力削減率が異なる 2 つの手法を組み合わせることで、より省電力な手法を提案した。選択的手法切替えでは、平均電力削減率が 34.4%から 43.5%になり 9.10%電力削減率を伸ばすことに成功した。また手法の組合せでは各センサの電力削減率を均一化することで、単独の手法と同等もしくはより高い電力削減率を実現した。本論文では、サンプリング周波数制御手法として定常抜きとバースト抜きの 2 種類を提案したが、定常抜きが高い電力削減率を示した。また補完手法として 9 種類を提案したが、拡張ペアデータベース法が高

い認識率を示した。

今後の課題としてバースト抜きの適用回数を増大させ、サンプリングを行わない間隔を延ばすことで、より高い電力削減率を目指す。また、新たな周波数制御手法を提案することで、大幅な電力削減を目指す。

謝辞 本研究の一部は、科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業(さきがけ)および文部科学省科学研究費補助金基盤研究(A)(20240009)によるものである。ここに記して謝意を表す。

参 考 文 献

- 1) Wireless Technologies, Inc. <http://www.wireless-t.jp/>
- 2) Deshpande, A., Guestrin, C., Madden, S.R., Hellerstein, J.M. and Hong, W.: Model-driven Data Acquisition in Sensor Networks, *Proc. ACM International Conference on Very Large Data Bases (VLDB 2004)*, pp.588–599 (Aug./Sep. 2004).
- 3) Hanaoka, K., Takagi, A. and Nakajima, T.: A Software Infrastructure for Wearable Sensor Networks, *Proc. IEEE International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications (RTCSA 2006)*, pp.27–35 (Aug. 2005).
- 4) Junker, H., Amft, O., Lukowicz, P. and Tröster, G.: Gesture Spotting with Body-worn Inertial Sensors to Detect User Activities, *International Journal of Pattern Recognition*, pp.2010–2024 (June 2008).
- 5) Kanagal, B. and Deshpande, A.: Online Filtering, Smoothing and Probabilistic Modeling of Streaming Data, Technical Report of University of Maryland Computer Science Department, CS-TR-4867 (May 2007).
- 6) Kang, S., Lee, J., Jang, H. and Lee, Y.: A Scalable and Energy-Efficient Context Monitoring Framework for Mobile Personal Sensor Networks, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.9, No.5, pp.686–702 (May 2010).
- 7) Krause, A., Ihmig, M. and Rankin, E.: Trading off Prediction Accuracy and Power Consumption for Context-aware Wearable Computing, *Proc. IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2005)*, pp.20–26 (Oct. 2005).
- 8) Murao, K., Terada, T., Takegawa, Y. and Nishio, S.: A Context-Aware System that Changes Sensor Combinations Considering Energy Consumption, *Proc. International Conference on Pervasive Computing (Pervasive 2008)*, pp.197–212 (May 2008).
- 9) Naya, F., Ohmura, R., Takayanagi, F., Noma, H. and Kogure, K.: Workers' Routine Activity Recognition using Body Movement and Location Information, *Proc. IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp.105–108 (Oct. 2006).

- 10) Nike + iPod. <http://www.apple.com/jp/ipod/nike/>
- 11) Ouchi, K., Suzuki, T. and Doi, M.: LifeMinder: A Wearable Healthcare Support System using User's Context, *Proc. IEEE International Workshop on Smart Appliances and Wearable Computing (IWSAWC 2002)*, pp.791–792 (July 2002).
- 12) Shen, C.L., Kao, T., Huang, C. and Lee, J.H.: Wearable Band using a Fabric-based Sensor for Exercise ECG Monitoring, *Proc. IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp.143–144 (Oct. 2006).
- 13) Stiefmeier, T., Ogris, G., Junker, H., Lukowics, P. and Tröster, G.: Combining Motion Sensors and Ultrasonic Hands Tracking for Continuous Activity Recognition in a Maintenance Scenario, *Proc. IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp.97–104 (Oct. 2006).
- 14) Toda, M., Akita, J., Sakurazawa, S., Yanagihara, K., Kunita, M. and Iwata, K.: Wearable Biomedical Monitoring System Using TextileNet, *Proc. IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp.119–120 (Oct. 2006).
- 15) Laerhoven, K.V., Gellersen, H.W. and Malliaris, Y.G.: Long-Term Activity Monitoring with a Wearable Sensor Node, *Proc. International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2006)*, pp.171–174 (Apr. 2006).
- 16) 塚本昌彦: モバイルコンピューティング, 岩波科学ライブラリー, 岩波書店 (Dec. 2000).
- 17) 村尾和哉, クリストフ・ファン・ラルールホーフェン, 寺田 努, 西尾章治郎: センサのピーク値を用いた状況認識手法, 情報処理学会論文誌, Vol.51, No.3, pp.1068–1077 (Mar. 2010).

(平成 22 年 12 月 7 日受付)

(平成 23 年 5 月 14 日採録)



中島 悠貴

2009 年神戸大学工学部電気電子工学科卒業。2011 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年富士通株式会社入社。在学時、ウェアラブルコンピューティングに興味を持つ。



村尾 和哉 (正会員)

2006 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。2008 年同大学院情報科学研究科博士前期課程修了。2010 年同大学院情報科学研究科博士後期課程修了。2009 年より独立行政法人日本学術振興会特別研究員 DC2。2010 年より同特別研究員 PD。2011 年より神戸大学大学院工学研究科学術推進研究員。現在に至る。博士 (情報科学)。ウェアラブルコンピューティング, コンテキストウェアネスの研究に従事。IEEE, 日本データベース学会の各会員。



寺田 努 (正会員)

1997 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。2000 年同大学院工学研究科博士後期課程退学。同年より大阪大学サイバーメディアセンター助手。2005 年より同講師。2007 年神戸大学大学院工学研究科准教授。現在に至る。2004 年より特定非営利活動法人ウェアラブルコンピュータ研究開発機構理事, 2005 年には同機構事務局長を兼務。2004 年には英国ランカスター大学客員研究員, 2010 年より科学技術振興機構さきがけ研究員を兼務。博士 (工学)。ウェアラブルコンピューティング, コピキタスコンピューティングの研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会等 5 学会の会員。



塚本 昌彦 (正会員)

1987 年京都大学工学部数理工学科卒業。1989 年同大学院工学研究科修士課程修了。同年シャープ (株) 入社。1995 年大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻講師, 1996 年同専攻助教授, 2002 年同大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻助教授, 2004 年神戸大学電気電子工学科教授となり, 現在に至る。2004 年より特定非営利活動法人ウェアラブルコンピュータ研究開発機構理事長を兼務。工学博士。ウェアラブルコンピューティングとコピキタスコンピューティングの研究に従事。ACM, IEEE 等 8 学会の会員。