

環境の差異を考慮したセンサデータ処理手法 の一検討

蔡明銳[†] 今井信太郎[†] 新井義和[†] 猪股俊光[†]

センサを用いて取得した観測対象の加速度データなどを外部のホストにおいて解析・処理し、行動推定を行うシステムでは、センサの増加に伴うネットワークへの負荷の増大が問題となる。この問題に対しては、センサの近辺において適切にデータを処理し、ネットワークに流すデータ量を削減することが有効である。しかし、センサの置かれる環境は多様であり、処理の方針をあらかじめ設定することは困難である。そこで本研究では、センサノード近辺に存在するホスト（中間ホスト）における、環境の差異を考慮した知的・自律的なセンサデータ処理手法を提案する。そして、実際に高頻度でデータが生成される加速度センサを用いた行動推定を行うプロトタイプシステムを作成し、実験を行った。その結果、提案手法により、センサデータ解析・処理のための方針を自律的に変更でき、さらに外部ネットワークへの負荷を軽減できることを示した。

Sensor Data Processing Considering Difference of Environments

Mingrui Cai[†] Shintaro Imai[†]
Yoshikazu Arai[†] Toshimitsu Inomato[†]

Under the systems to estimate human actions by analyzing and processing worn sensor's acceleration data in an external host, increase of the number of sensors causes increase of the network load. Toward this problem, it is effective to reduce the transmitted data volume by processing raw sensor data in the neighborhood of the sensors. However, it is difficult to pre-set the policy of the sensor data processing, because sensors are placed in various environments. In this research, we propose an intelligent and autonomous method for processing and analyzing the sensor data. This method is applied in the host located in the neighborhood of the sensors (neighborhood host). Then, we implement a prototype system to evaluate this method. The system uses the acceleration sensor that generates sensor data frequently. We perform some initial experiments using this prototype system. From the results of those experiments, we show the sensor data processing policy is adjusted autonomously, and transmitted data volume is reduced by the proposed method.

1. はじめに

近年、家庭などに多くの小型無線センサデバイスを設置し、それらのセンサノードから得られる実世界の情報を用いた、様々なサービスが提案されている。板生らの研究[1]では、様々なセンサノードを利用者の身体に取り付け、生体情報の取得やライフログを行い、高齢者介護や在宅健康管理などを実現するシステムの構築を目的としている。また、その他にも、センサを用いたサービスに関する様々な研究が行われている[2-5]。このようなサービスを実現するためのひとつの要素として、センサによる観測対象の行動推定がある。これは、観測対象に取り付けたセンサノードから得られる加速度などのデータを解析・処理し、観測対象が現在どのような行動をとっているのかを推定するものである。しかし、このような行動推定では、観測対象の増加に伴い、センサノード全体の取得するデータ量が大きく増加する。これら全てのデータを解析のためにインターネット等の外部ネットワークに送信した場合、外部ネットワークに大きな負荷がかかることになる。そのため、外部ネットワークに過剰なデータを流さない仕組みが必要である。筆者らの研究グループでは、この問題に対して、センサノード近辺に存在するホスト（中間ホスト）によるセンサ情報処理を提案した[6]。この提案手法では、中間ホストが自身によるデータ解析・処理結果に基づきデータの取得間隔を設定することで、外部ネットワークに存在する外部ホストへのデータの送信量やセンサノードが発生するデータ量の削減が実現される。実際に行動推定を行うプロトタイプシステムを用いた実験では、センサノードが発生させるデータ量を50.8%削減することができた。

しかし、センシングの対象や提供するサービスなどによって、必要となるデータ処理は異なる。例えば、観測対象が高齢者か若者かで行動推定の判断基準は異なる。また、危険を検知するような高い即応性を求められるサービスに用いる場合とそれ以外のサービスに用いる場合とでは、データ解析・処理の方針を変更する必要がある。しかしながら、異なる環境に対応する処理方針を、利用者やシステム開発者が事前に全て決定することは困難である。したがって、システムは自律的に様々な環境に応じたセンサデータ処理を行う必要がある。

以上の背景から、本研究では行動推定を対象とし、大量のセンサデータが発生する環境において環境の差異に柔軟に対応できるセンサデータ処理による、外部ネットワークへの影響を抑えることができるセンサシステムの実現を目的とした。この目的を実現するために、センサノード近辺に存在するホスト（中間ホスト）における、環境の差異を考慮した知的・自律的なセンサデータ処理手法を提案する。この手法により、大量のセンサデータが発生する環境でも、センサノードや外部ネットワークに大きな

[†]岩手県立大学大学院 ソフトウェア情報学研究科
Iwate Prefectural University Graduate School of Software and Information Science

負荷をかけず、高度なセンサデータ処理を行うことが可能となる。また、システムの動作からセンサデータ処理のための知識を抽出し、データ処理方針の自律的な変更を可能とすることで、センサデータ解析・処理の方針変更に対する利用者・サービス開発者などの負担が大きく軽減され、より汎用性の高いセンサシステムが構築可能となる。

以下、2節で関連研究について述べる。3節では行動推定を対象とした環境の差異を考慮したセンサデータ処理手法について述べ、4節ではプロトタイプシステムの実装について述べる。5節ではプロトタイプシステムを用いた実験と評価について述べ、6節ではまとめを述べる。

2. 関連研究

センサノードで得られたデータを用いて行動推定を行う場合、データの処理を行う場所としては、センサノードと外部ネットワークに存在するホスト（外部ホスト）が考えられる。

センサノードにおいてデータを解析・処理する研究としては、児玉らの研究[7]が挙げられる。この研究では、加速度センサノードに特化したルール型動作制御方式を提案している。この手法では、センサノードがイベントを検出した場合にのみ、外部ホストへデータが送信される。そして、ネットワークに流す前にデータを削減することで、大幅なデータ量の削減が期待でき、センサノードが通信に要する消費電力も抑えることができる。しかし、一般的にセンサノードの処理能力が低いことや、複数のセンサノードから得られたデータを統合して扱うことが困難であることなどの問題がある。この結果、高度な解析・処理を行うことができず、複雑なサービスの要求に対応できない可能性がある。

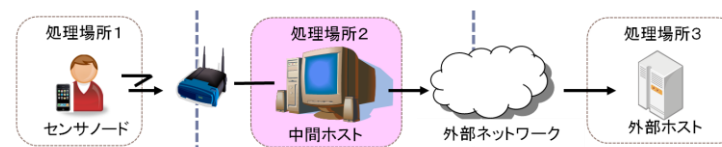
一方、外部ホストにおいてデータを処理する研究としては、田淵らの研究[8]がある。この研究では、複数センサノードが取得したデータはサービスを提供する外部ホストにそのまま送信される。そのため、外部ホストではセンサノードに比べて複数のセンサノードから得られたデータを用いた解析・処理が可能である。しかし、頻繁なデータ送信によりセンサノードの電力消費が大きくなることや、外部ネットワークに送信されるデータ量の増加により、外部ネットワークの負荷が増大するという問題がある。

これに対し、筆者らの研究グループでは、センサノードの近傍に存在する中間ホストにおいて、データの解析・処理を行うことにより、高度で複雑な解析処理と外部ネットワーク負荷の軽減を両立する手法を提案した[6]。しかし、この従来研究では、データ解析・処理の基準や方針を予めシステム開発者が設定する必要がある。このため、観測対象やサービスなどの環境の差異に適応することが困難である。

環境の差異を考慮しセンサデータ解析・処理に関する研究としては、猿田らの抽出

したデータの特徴量とデータベースを合わせた行動推定手法[9]、佐藤らのデータマイニングと決定木を用いたモデルに基づく行動推定手法[10]、赤堀らの Wavelet とクラスタリングを用いた行動推定手法[11]などの研究が挙げられる。猿田らの手法[9]では、RFID と生体センサなどを組み合わせ、抽出したデータの特徴量とデータベースを合わせ、利用者の状態を判断する。佐藤らの手法[10]では、加速度データと生体データなどを組み合わせることで、データマイニングと決定木を用いたモデルに基づく行動推定手法を用い、利用者の状態を判断する。赤堀らの手法[11]では、Wavelet に基づき単一加速度センサのみで利用者の行動推定に可能している。これらの手法では、高精度の行動推定を実現している。しかし、外部ホストにおいてセンサデータ解析を行うため、外部ネットワーク負荷の軽減ができないことや、頻繁な外部ホストへのデータ送信によりセンサノードの消費電力が大きくなるという問題がある。

これらの研究に対し、本研究では、中間ホストにおいてセンサノードで得られたデータからセンサデータ解析・処理のための知識を抽出することで、環境の差異に適応した自律的なデータ処理方針の変更を可能にする。これにより、高度で複雑なデータ解析・処理、外部ネットワーク負荷の軽減、環境適応性の向上の3点を実現する。本研究と関連研究の比較を図1のように示す。



	センサ[7]	中間ホスト[6]	中間ホスト+自律処理 (提案手法)	外部ホスト[8]	外部ホスト+自律処理[9][10][11]
高度で複雑な解析・処理	×	○	○	○	○
環境適応性	×	×	○	×	○
外部ネットワーク負荷	○	○	○	×	×
センサ負荷(電力消費)	○	△	△	△	△

図1 本研究と関連研究の比較

3. 環境の差異を考慮したセンサデータ処理

3.1 提案手法の概要

本研究の目的は、行動推定を対象とし、大量のセンサデータが発生する環境におい

て環境の差異に柔軟に対応できるセンサデータ処理による、外部ネットワークへの影響を抑えることができるセンサシステムの実現である。この目的を達成するために、本研究では、図2のように、センサノード近辺にホスト（中間ホスト）を導入することとし、中間ホストにおいてセンサノードで得られたデータからデータ処理のための知識を抽出し、その知識に基づきながら、自律的なセンサデータの解析・処理を行う方式を提案する。

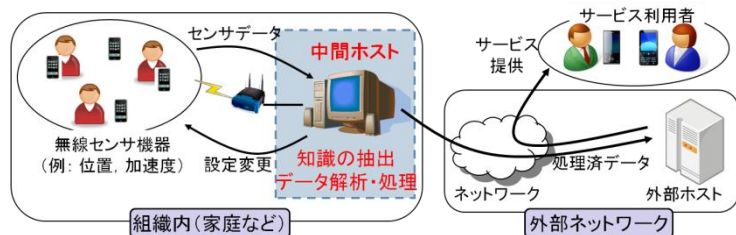


図2 提案手法の概要

本研究では、中間ホストにおいて複数のセンサノードが取得したデータを受信し、それらのデータ解析・処理を行う従来の研究[6]に加えて、以下の2項を提案する。

- 1) 計測されたセンサデータからセンサデータ解析・処理のための知識を抽出
- 2) 1)で抽出した知識に基づいて環境に応じた自律的なデータの解析・処理方針の変更

この結果に基づきセンサノードの動作変更やデータ統合などの処理を行うことで、外部ネットワークへ送信するデータ量を削減する。

図3に提案手法における処理の流れを示す。センサノードと中間ホストの動作はともに定常動作と非定常動作からなる。

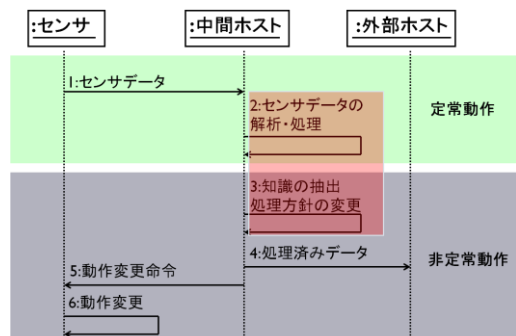


図3 提案手法の処理の流れ

●定常動作

図3の動作1, 2に該当する。

- 動作1 : センサノードは自身の周辺の環境データを取得して中間ホストに送信する。
 動作2 : 動作3で抽出した知識に基づき、動作1で得られたデータに対して解析・処理を行う。処理結果に基づき、知識の抽出やデータ処理方針の変更、外部ホストへの処理済データ送信、センサノードへの動作変更命令の必要性を判断する。

●非定常動作

図3の動作3, 4, 5, 6に該当し、それぞれの条件を満たした場合にのみ行われる動作である。

- 動作3 : 異なる環境に適応する必要がある場合に、動作2の結果に基づきセンサデータを処理するための知識を抽出し、データ処理方針を変更する。例えば、新たな環境を検出した場合に、既に保持しているデータ処理のための知識から、新たな環境のための知識を作成することが挙げられる。
 動作4 : 中間ホストは動作2の結果に基づき外部ホストへ処理済みのデータを送信する。
 動作5 : 中間ホストは動作2の結果に基づきセンサノードに動作変更を命令する。
 動作6 : センサノードは、中間ホストから動作変更命令を受信した場合、自身の動作を命令のとおり変更する。

これらの動作の中で、動作2「センサデータの解析・処理」と動作3「知識の抽出」の2点が本研究において従来研究[6]に追加した部分である。3.2, 3.3節ではそれぞれの詳細について述べる。

3.2 センサデータの解析・処理

本提案手法では、動作2「センサデータの解析・処理」をクラスタリング手法のひとつである K-means 法[12]を用いて行う。具体的には、図4に示すように、受信したデータを一定時間ごとのデータブロックに区切り、データブロックごとにデータの特徴量を計算する。そして、その特徴量に基づき、行動をクラスタとしたクラスタリングを行い、「完了時にデータブロックが属するクラスタ」の行動を行っているとは推定する。

2-(1)特徴量の抽出

クラスタリング手法のひとつである K-means 法[12]によりデータの特徴を抽出するフェーズである。本研究では、受信したセンサデータを一定時間ごとに区切り、ブロックを作ったうえで特徴量を計算する。これは、データひとつごとに処理をした場合、連続するデータの関連性が失われてしまうためである。そして、データブロックごとにデータの特徴量を抽出する。データの特徴量にはデータの平均値、分散値などを用いる。

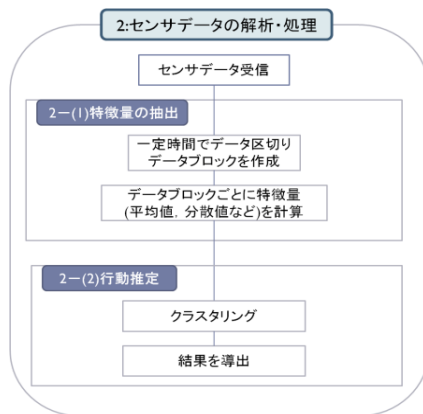


図4 センサデータ解析・処理の流れ

2-(2)行動推定

抽出した特徴量を用いて、K-means 法[12]を用いてクラスタリングを行う。しかし、クラスタリングの初期中心をランダムには決めず、3.3 節で述べる知識の抽出によって予め得られている中心を用いる。また、複数ある特徴量間の重み付けを行う。そして、2-(1)で抽出したデータブロックの特徴量と各クラスタの中心とを用いてクラスタリングを行い、「完了にデータブロックが属するクラスタ」の行動を行っている」と行動推定の結果とする。

3.3 知識の抽出

本提案手法では動作3において、異なる環境に適応する必要がある場合に、センサデータからデータ解析・処理のための知識を抽出する。具体的には、図5に示すように、すでに保持しているクラスタ中心と異なる環境のデータから、その環境のためのクラスタ中心を導出する。例として、新たな観測対象Aの行動推定を行うために、Aから得たデータと、その対象と類似した属性を持つ観測対象Bのクラスタ中心からAの行動推定のためのクラスタ中心を算出する。

3-(1)特徴量の抽出

ここではセンサデータ解析・処理の2-(1)の特徴量の抽出と同じ動作を行う。

3-(2)初期中心の計算

まず、新たに適応する必要がある環境と既にクラスタ中心を保持している環境とを比較し、最も類似している環境のクラスタ中心を暫定的に新たな環境の初期中心とする。この暫定の初期中心を用いて、新たな環境で得られたデータのクラスタリングを行い、その環境のクラスタ中心を導出する。

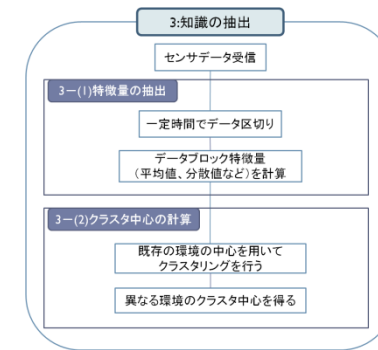


図5 知識抽出の流れ

4. プロトタイプシステムの実装

4.1 プロトタイプの概要

提案手法の有効性を評価するために、3 軸加速度センサを使用し、観測対象の行動推定を行うプロトタイプシステムを実装した。本プロトタイプシステムの概要を以下に述べる。

- センサノード：3 軸（左右方向（ x 方向）、前後方向（ y 方向）、垂直方向（ z 方向））の加速度の値を、中間ホストから指示された時間間隔で取得
- 中間ホスト：センサノードから受信した加速度データに基づき利用者の行動を推定し、その行動に応じたデータ取得間隔をセンサノードに指示
- 推定する行動：歩行、停止、階段登り、階段下りの4種類

4.2 プロトタイプシステムにおけるセンサデータ解析・処理

本プロトタイプシステムにおけるセンサデータ解析・処理のアルゴリズムを図6に示す。

(1) 初期判断

まず、初期判断において、「停止」状態を推定する。「停止」は、他の状態とセンサデータが大きく異なるため、容易に推定が可能である。具体的には、取得した加速度データから単位時間ごとに、各軸の絶対値の平均値を計算し、3 軸の合計を求め、値が閾値より小さい場合は停止と推定する。閾値以上の場合は、それ以外の状態と推定し、(2)以降の処理を行う。なお、本研究では、「停止」の推定に用いる単位時間は1秒とした。

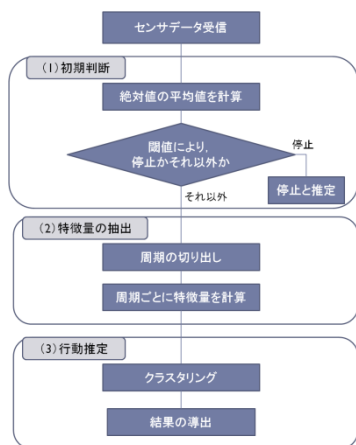


図6 プロトタイプシステムにおけるセンサデータ解析・処理のアルゴリズム

(2) 特徴量の抽出

本プロトタイプシステムでは、 z 方向（垂直方向）の加速度変化に基づいた周期により、データブロックを作成する。そして、そのデータブロックごとに、加速度データの特徴量を抽出する。

周期は次の手順で導出する。まず、 z 方向の波形の頂点を抽出する。取得したセンサデータの z 方向の値 $(z_0, z_1, \dots, z_m, \dots)$ のうち、以下の条件を満たす点 z_m を波形の頂点と定義する。

- 条件1. $z_m > z_{m-1}$
- 条件2. $z_m > z_{m+1}$
- 条件3. $z_m > 0.1$

条件3はノイズを除くための条件である。そして、抽出した頂点に基づき、 z_{2n} から $z_{2(n+1)}$ を1周期とした。この周期に基づき、取得した x 方向、 y 方向、 z 方向のそれぞれのデータを区切り、センサデータ処理のデータブロックとした。実際に計測されたデータからの周期の切り出し例を図7に示す。

そして、データブロックごとに特徴量を計算する。特徴量は x , y , z 方向の絶対値の相加平均値 $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ および分散値 $(V(x), V(y), V(z))$ の6種類とした。

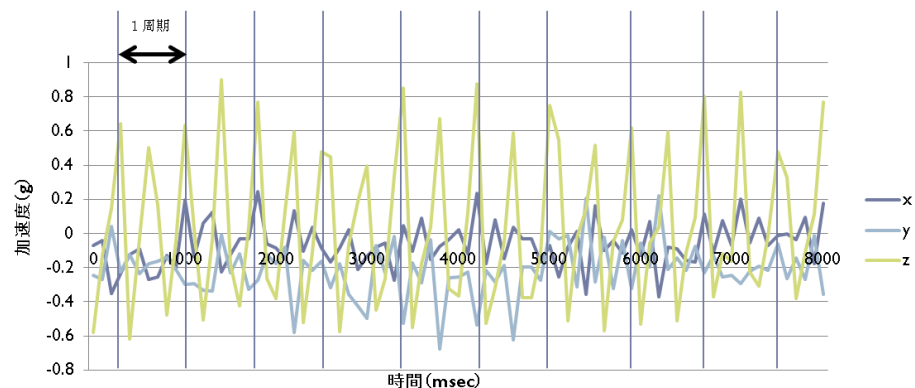


図7 データブロック作成のための周期切り出しの例

(3) 行動推定

このフェーズでは、「歩行」、「階段登り」、「階段下り」の3状態について行動推定を行う。本プロトタイプシステムでは、3行動をクラスタとし、K-means法を用いて行動推定を行う。ただし、各クラスタの中心については4.3節で述べる知識の抽出により、予め求められているものを使用する。また、6種類の特徴量の重み付けのための係数 (a_1, a_2, \dots, a_6) を用いる。この係数は観測対象ごとに異なる。特徴量が $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}, V(x), V(y), V(z))$ のデータブロックと中心が $(\bar{x}', \bar{y}', \bar{z}', V'(x), V'(y), V'(z))$ のクラスタとの距離 d は以下の式で求める。

$$d = \sqrt{a_1(\bar{x} - \bar{x}')^2 + a_2(\bar{y} - \bar{y}')^2 + a_3(\bar{z} - \bar{z}')^2 + a_4(V(x) - V'(x))^2 + a_5(V(y) - V'(y))^2 + a_6(V(z) - V'(z))^2}$$

そして、クラスタリング完了時に、データブロックが属するクラスタの行動を行っていると推定する。

4.3 プロトタイプシステムにおける知識の抽出

図8に知識の抽出のためのアルゴリズムを示す。

(1) 特徴量の抽出

ここで特徴量を抽出する手順は、4.2節で述べたセンサデータ解析・処理の特徴量の抽出と同様である。

(2) 初期中心の計算

本プロトタイプシステムでは、新たな観測対象に対応するためのクラスタの中心を、新たな観測対象のデータと、既存の観測対象の中心から導出する。

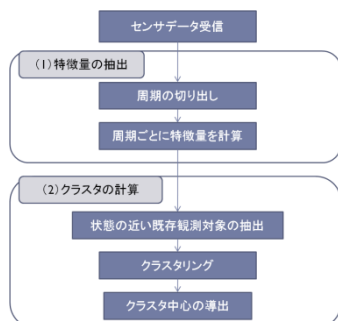


図8 プロトタイプシステムにおける知識の抽出のためのアルゴリズム

まず、新たな観測対象の年齢や性別などの状況と既に保持している観測対象の状況と比較する。そして、状況の近い既存の観測対象を選び、その観測対象のクラスタ中心を新たな観測対象の暫定の初期中心とする。そして、新たな観測対象のセンサーデータと暫定の初期中心を用いて K-means 法によるクラスタリングを行い、新たな観測対象のクラスタ中心を導出する。

5. 実験

5.1 実験条件

本実験では第4節で述べたプロトタイプシステムを用い、表1の実験環境下において、センサ (Sunspot) を観測対象者の胸部に取り付け、「歩行」、「停止」、「階段登り」、「階段下り」を行った場合のシステムの動作を観測する。

表1 実験環境

●センサ (Sunspot)	●中間ホスト
180MHz 32ビット ARM920T コア フラッシュメモリ : 512KB RAM/4MB 無線 : 2.4GHz IEEE802.15.4 リチウムイオンバッテリー : 3.7V 720mAh	OS: Microsoft Windows 7 CPU: Intel Core 2.27GHz メモリ: 4GB RAM

まず、実験1では、センサーデータの取得間隔を 100ms としてその値を一定に保った場合と、中間ホストにおける行動推定の結果に基づき取得間隔の変更をセンサに指示する提案手法とを比較する。プロトタイプシステムでは、取得間隔を「階段登り」あるいは「階段下り」と推定した場合は 100ms、「歩行」と推定した場合は 200ms、「停止」と推定した場合は 500ms とした。そして、間隔一定の場合と提案手法を以下の2項目で比較する。

- (1) センサノードによるデータの送信回数 (データ量)
- (2) 行動推定の実行動に対する正解率

この実験結果から、中間ホストにおけるデータ解析・処理の効果を検証する。

続いて、実験2では、新たな観測対象に対してランダムな初期中心を用いた場合と提案手法に基づき既存の類似した観測対象から導出した中心を用いた場合とのクラスタリングによる行動推定の結果を比較する。

また、予備実験として観測対象1人のデータを用いて特徴量の重み付けに使用する係数を求めた。具体的には、 $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6$ をそれぞれ以下のように変化させ、行動推定の正解率を比較した。

- 0 から 2 まで 0.1 刻み
- 0.0001 から 0.01 まで 0.0001 刻み

その結果、最も正解率の高い組み合わせは表2のようになった。本実験では、この係数を用いる。

表2 本実験における特徴量の重み付け係数の値

係数 (特徴量)	$a_1(\bar{x})$	$a_2(\bar{y})$	$a_3(\bar{z})$	$a_4(V(x))$	$a_5(V(y))$	$a_6(V(z))$
値	0.0	0.1	0.3	0.003	0.001	0.0

5.2 実験1

実験1では取得間隔を 100ms で一定にした場合と提案手法を、データ送信回数 (データ量) と正解率で比較した。その結果を表3に示す。送信回数および正解率は、「歩行」と「停止」はそれぞれ 30 秒間のデータ、「階段登り」と「階段下り」はそれぞれ 13 秒間のデータに基づいて求めた。

表3 実際1におけるデータ送信回数と行動推定の正解率の比較

	送信回数 (回)				正解率 (%)			
	歩行	停止	階段登り	階段下り	歩行	停止	階段登り	階段下り
間隔一定	300	300	130	130	91.7	98.0	100.0	100.0
提案手法	145	69	177	116	81.4	91.3	100.0	100.0

また、図9に提案手法を用いた場合のセンサーノードの取得データと、中間ホストにおける解析から導かれた利用者の行動推定結果、および実際の行動を示す。

まず、送信回数は間隔一定の場合に比べて約 41% 削減することができている。しかし、正解率に関しては、「歩行」の場合は 10.3 ポイント低下している。これは取得間隔を広げたことにより、精度が低下してしまい、実行動が「歩行」の場合を何度か「階段登り」と誤推定したためである。表3で「階段登り」の送信回数が増加していることもこれが原因である。

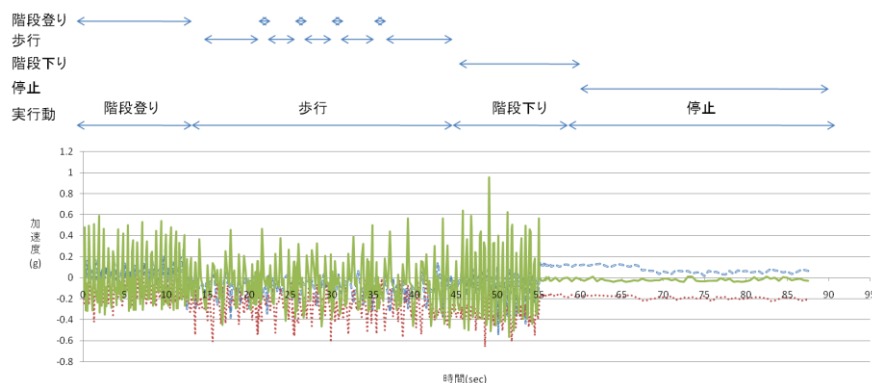


図9 提案手法による行動推定と実行動

これについては、特徴量を増やすことなどで改善できると考えられる。また、「階段登り」と「歩行」の間の誤推定が多いため、「階段下り」を先に推定してしまうことで精度が向上する可能性がある。以上から、提案手法により正解率を大きく落とさずにネットワークへの負荷を軽減できることが確認された。

5.3 実験2

実験2では、新たな観測対象に対してランダムな初期中心を用いた場合と提案手法に基づき導出した中心を用いた場合との行動推定の正解率を比較する。

実験結果を表4に示す。この結果は、それぞれ3回の試行結果の平均である。

表4 実験2における行動推定の正解率の比較

クラスター中心の導出	歩行	階段登り	階段下り
ランダム	64.4%	68.0%	85.0%
提案手法	76.7%	88.2%	97.7%

表4から、提案手法では知識の抽出を利用し、行動推定の正解率を平均15.1ポイント向上できていることが読み取れる。これは、提案手法では予め既存の観測対象のクラスター中心と新たな観測対象のデータに基づき中心を導出しているため、初期中心をランダムに決定する場合と異なり、結果が初期値に左右されず、精度の高いクラスターリングを行うことができたためであると考えられる。この結果から、提案手法により、システム開発者は予めセンサデータ処理に関する設定を行わずに、システムが自律的に環境の差異に対応できることが確かめられた。

6. まとめ

本研究では、大量のセンサデータが発生する環境に適応可能なセンサシステムの実

現を目的として、センサノード近辺に存在するホスト（中間ホスト）における、環境の差異を考慮した知的・自律的なセンサデータ処理手法を提案した。また、提案手法に基づいて動作する中間ホストのもとで、観測対象の行動推定を行うプロトタイプシステムを実装した。そして、そのプロトタイプシステムを用いた実験から、提案手法により、ネットワーク負荷の軽減ができることが確認された。さらに、知識の抽出を用いることにより、行動推定の正解率が向上することが確認された。

現状では、実験における観測対象の人数や試行回数が不十分である。また、知識の抽出において、状況の近い観測対象を抽出する機能が実現されていない。どのように抽出するのかを含めて検討の必要がある。さらに、複数センサ間の知識の共有なども今後の課題である。

謝辞 本研究は科研費(22700079)の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) 板生清, 保坂寛, 佐々木健, 山内規義, 矢作直樹, 高橋龍太郎, 田島孝, 鳥田聡, 塩手良知, 加納史朗, 佐藤光, 漆原育子, 浅井直樹, 佐藤明男: ウェアラブルセンサを用いた健康情報システム, 情報処理振興事業協会(IPA), 2002年度成果報告集(2003).
- 2) 富樫敦, 吉田俊子, 柴田宗一, 瀬戸初江, 山田智子, 板橋吾一: 生活習慣の継続的モニタリングと行動変容に応じた健康改善サービスの実践的検証, 情報処理学会第71回全国大会講演論文集, pp. 4-467-4-468 (2009).
- 3) 瀬戸初江, 千葉浩子, 荒井朱美, 阿部眞秀, 遠藤実, 板橋吾一, 山田智子, 吉田俊子, 富樫敦: 遠隔型健康福祉サービスによる生活習慣の継続的モニタリングに関する実践研究, 情報処理学会第71回全国大会講演論文集, pp. 4-469-4-470 (2009).
- 4) 松村成宗, 茂木学, 山田智広, 武藤伸洋: ベッド上の人の起き上がり動作の検知を目的としたセンサ情報処理の検討, 情報処理学会第71回全国大会講演論文集, pp.4-451.4-452(2009).
- 5) 田中雄士, 井上豊, 幸島明男, 車谷浩一, 諏訪敬祐: ワイヤレス生体センサを用いたライフログの取得とWebシステムの提案, 情報処理学会第71回全国大会講演論文集, pp. 4-95-4-96 (2009).
- 6) 富田哲郎, 今井信太郎, 猪股俊光, 新井義和: ネットワーク負荷を考慮したセンサデータ処理に関する研究, 情報処理学会第72回全国大会講演論文集, pp. 3-287-3-288(2009).
- 7) 児玉賢治, 藤田直生, 柳沢豊, 塚本昌彦, 義久智樹: センサノードのための加速度データに基づくルール型動作制御方式, 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 11, pp. 3732-3742 (2008).
- 8) 田淵勝宏, 納谷太, 大村廉, 野間春生, 小暮潔, 岸野文郎: 加速度センサを用いた日常行動識別におけるデータ収集条件の識別性能への影響評価, 信学技報, Vol. 106, No. PRMU2006-27 MI2006-27, pp. 43-48(2006).
- 9) 猿田芳郎, 富井尚志: 加速度センサとRFIDを用いたユビキタス環境での利用者コンテキスト推定手法, 日本データベース学会 Letters, Vol.6, No.3, pp.13-16(2007).
- 10) 佐藤誠, 森田千絵, 土井美和子: 生体データと加速度データを用いた行動認識, 情報処理学会第65回全国大会講演論文集, pp. 239-242(2003).

- 11) 赤堀顕光, 岸本圭史, 小栗宏次: 単一 3 軸加速度センサを用いた行動推定, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 105, No. 456, pp. 49-52(2005).
- 12) J. MACQUEEN: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, Proc. Fifth Berkeley Symp. on Math. Statist. and Prob., Vol. 1, pp. 281-297(1967).