

手に保持された端末による歩行状態及び移動経路推定

OHTA, Reijiro / 太田, 麗二郎

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院情報科学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編

(巻 / Volume)

9

(開始ページ / Start Page)

89

(終了ページ / End Page)

94

(発行年 / Year)

2014-03

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00010527>

手に保持された端末による歩行状態及び移動経路推定

Walking State and Position Tracking using Mobile Handheld Devices

太田 麗二郎

Reiji Ohta

法政大学大学院情報科学研究科

E-mail: 12t0003@cis.k.hosei.ac.jp

Abstract

GPS becomes a common technology for tracking the position of outdoor users. It uses radio waves from the satellites on detecting a position, and therefore, it is hard to use it for indoor. Some methods using inertial sensors are developed for indoor position tracking. However, they work only for the movement on a single floor. They also require to fix the specific sensors on body strictly to get the stable outputs from them.

In this paper, we use the inertial sensors of smartphones which become popular now. No extra sensor is required for this method using accelerometer equipped on common smartphones. One problem on using the sensor on the handheld smartphone, values always fluctuate with movement. We propose a user's position tracking method which cooperates with the walking state estimation. In our method, the parameters used on the position tracking depend on the three walking states, walking the flat passage-way, going up the stairs and going down the stairs. LPC cepstrum is used to analyze the output of the accelerometer, then determine the walking state using the sensor fusion. Finally, walking steps and distance are estimated from the values of the specific axis.

1 はじめに

近年、ユーザの位置に依存したサービスが普及している。人物の行動時に発生する加速度等の情報は人物の行動推定に利用できるとしてライフログにおいて有用であり、加速度情報などを取得可能な加速度センサやジャイロセンサといった慣性センサを用いた様々な研究がされている。既存研究において、慣性センサを用いて人物の行動推定を行う際には周期などが安定したセンサの値が必要とされていた。そのため、多くの研究では専用のウェアラブルセンサが用いられており、端末の装着方法が限定的で自由度がなかった [1]。これに対して、普段所持しているスマートフォンの、平常時の状態から得られるデータを用いた位置推定が実現できれば、特別な制約もなく利用者に様々な位置依存サービスを提供することが可能になる。

従来のスマートフォンの慣性センサを用いた位置推定の研究では、歩行状態を平面移動のみに限定しており、建物内での移動を行うことを考慮すると高さ方向への移動推定も必要となる。このためには、慣性センサの値から平地歩行や階段昇降など歩行状態を推定することが必要になる。また、空間中の移動量を歩幅や歩数から推定することを考えると、歩行状態を判別した結果により、異なるパラメータを適用することが考えられる。そこで本研究では、まず音声信号処理の手法と複数センサのセンサフュージョンにより手で端末を保持した状態での位置推定を可能とする。これにより取得した加速度情報からの歩行状態推定を行う。後に、推定された歩行状態に応じたパラメータを適切に選択することにより移動経路の推定を行う手法について述べる。

2 既存研究

ここでウェアラブルセンサ及びスマートフォンに搭載された慣性センサを用いた歩行経路推定手法について述べる。

2.1 脚部装着型センサによる手法

人物の歩行時に最も大きな加速度が発生する脚部にセンサを装着することにより、歩行周期や歩数の推定が推定可能である。このことから、脚部装着型センサを用いた歩行経路推定を目的とした研究が行われている。Fourati[1]らの研究では歩行時における脚部の状態を、脚部が地面に接していない遊脚期と接地している立脚期にわけ、さらに踵やつま先の角度により複数の亜相へ分類することにより歩数及び歩行距離を推定している。また、平面移動を対象としながら、上下方向を含めた3次元空間への移動距離推定を行い、拡張性の検証を行っている。ここでは、地磁気センサと加速度センサを統合する相補フィルタを適用することで移動距離誤差を30cm以下に抑えている。しかしながら実験には足の甲からつま先にかけて専用のセンサを装着する必要があり、装着の手間が発生し利用者に負担がかかるといった問題がある。

2.2 ポケットに収納されたスマートフォンによる手法

スマートフォンの実際の利用形態を考慮し、ポケットに格納されたスマートフォンの慣性センサを用いた歩行経路推定手法 [2] が提案されている。提案された手法の内、最良の結果を示したものは加速度に5Hz周辺のみを抽出するバンドパスフィルタをかけ、PCA処理を行ったものである。実験より歩行距離の誤差を8%程度に抑えている。推定された歩行経路を見ても全体の形状は近似しているが、進行方向の誤差が6°程度発生している。更にこの誤差の蓄積により、実際には直線経路の歩行を行った際にも推定経路が大きく湾曲してしまう場合がある。また、格納するポケットの位置や形状、男女間や同一条件であっても試行回数毎に異なる結果を示しており、手法の安定性が十分でなく、実現可能性の検証に留まっている。

3 加速度情報からの歩行状態及び歩行経路推定

本研究では手に保持された端末を用いた3次元空間内での歩行状態及び移動経路推定手法を提案する。使用する慣性センサは加速度センサ及びジャイロセンサで、これに加えて地磁気センサにより空間中の方位の情報を得る。デッドレコニングによる移動経路推定のために必要となる歩数を加速度センサから、進行方向を地磁気センサ及びジャイロセンサのデータから推定するが、端末の姿勢や歩行状態によってこれらのデータに行う処理が異なるため、事前に端末の姿勢及び歩行状態を推定する必要がある。そのため、まず慣性センサ及び地磁気センサを用いて計測中の端末姿勢を推定する。地磁気加速度とジャイロセンサを相補的に用いることにより高精度の姿勢推定を行う。端末の姿勢が得られる事に依って絶対座標系への変換が可能となるため、加速度情報の座標変換を行う。変換後の加速度情報を音声信号処理技術であるLPCケプストラムへ変換する。このLPCケプストラムを特徴量としてベクトル量子化によるパターン認識を行い、歩行状態を推定する。最後に推定された歩行状態につき有効な軸方向成分を用いて歩数推定を行う。

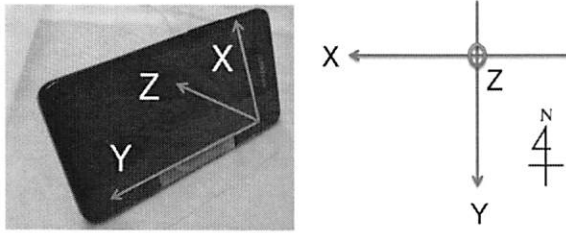


図 1. 左:端末座標系 右:絶対座標系

4 カルマンフィルタを用いた姿勢推定

自由に保持している端末で取得された情報は端末座標系であるのに対して、空間中の移動を推定するためには絶対座標系での情報が必要である。そのため端末の姿勢情報から、端末座標系の加速度情報を絶対座標系に変換する。本研究で用いる端末の座標系と、絶対座標系と方位の関係を図 1 に示す。端末姿勢の推定には一般に地磁気加速度情報を用いる手法とジャイロセンサから得られる角速度を積分する手法がある。静止した端末において地磁気加速度情報を用いることで絶対座標系の端末姿勢を推定することが可能であるが、屋内では地磁気の情報に乱れが生じることから、瞬間的に誤差が発生するという問題がある。ジャイロセンサを用いる手法では短期的な回転運動の検出において高い信頼性があるが、ジャイロセンサから得られる角速度には一般にドリフトによる誤差が存在し、積分することによりその誤差が蓄積してしまう。そのため、長時間の計測ができない。また、ジャイロセンサのみでは計測開始時の初期姿勢を推定することができないといった問題がある。そこで、ここでは地磁気加速度センサを用いて初期姿勢を推定し、ジャイロセンサを用いて運動中の姿勢を推定する。更に、加速度センサ、地磁気センサの情報を用いたセンサフュージョン [3] によりジャイロセンサのドリフトによる誤差を補正する。両者の統合には複数のシステムから確率論的に最も確からしい値を算出するアルゴリズムであるカルマンフィルタを用いる。カルマンフィルタは 1960 年代に提唱されたものだが、いまだにその工学的な利用価値は高く、理論研究だけでなく、カーナビなどを始めとした実用化研究も数多く行われている。本章ではカルマンフィルタの詳細とその導出過程について説明する。

4.1 初期姿勢推定

まず加速度センサから得られる重力加速度を用いて絶対座標系におけるヨー・ピッチ・ロール角を算出する。本研究で用いるスマートフォンではセンサの値が左手座標系に従っている。そのため、端末静止時には重力加速度のみが発生すると考えると、端末の初期姿勢は以下の式で与えられる。

$$\begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \sin \phi \\ -\sin \theta \\ \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} g \quad (1)$$

ここで a_x, a_y, a_z はそれぞれ端末座標系における X, Y, Z 軸方向の加速度センサの出力である。式 (1) を解くことで絶対座標系におけるピッチ角 θ 、ロール角 ϕ が得られる。

$$\theta_a = \tan^{-1} \frac{a_y}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}} \quad (2)$$

$$\phi_a = \tan^{-1} \frac{a_x}{a_z} \quad (3)$$

次に地磁気センサを用いて絶対座標系におけるヨー角を求める。地磁気センサはセンサの傾斜により正確な方位を取得できなくなるが、3 軸の磁場を計測することができれば、この誤差を補正可能である。そのためまず式 (4) を用いることで傾斜誤差を補正した磁場を得ることができる。

$$\begin{bmatrix} m_{xi} \\ m_{yi} \\ m_{zi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & 0 & -\sin \phi \\ \sin \theta \sin \phi & \cos \theta & \sin \theta \cos \phi \\ \cos \theta \sin \phi & -\sin \theta & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで m_x, m_y, m_z は地磁気センサの出力値であり、 m_{xi}, m_{yi}, m_{zi} は傾斜誤差を補正した磁場である。式中の θ, ϕ には重力加速度から算出したピッチ、ロールを用いる。補正した磁場を用いて絶対座標系におけるヨー角 ψ_M を算出する。

$$\psi_M = \tan^{-1} \frac{-m_{yi}}{m_{xi}} \quad (5)$$

算出した地磁気情報は磁場が安定している状態でのみ精度を保証することができ、磁場の乱れがあるような場合には利用できない。そのため、本研究では地磁気を端末の初期姿勢推定に用い、運動中の姿勢推定にはジャイロセンサを用いる。

4.2 運動中の姿勢算出

重力加速度、地磁気加速度から算出した初期姿勢と、ジャイロセンサより取得した角速度から運動中の姿勢を推定する。ジャイロセンサによって得られる角速度は姿勢を表現するためのヨー・ピッチ・ロール角とは異なるため、以下の式を用いてヨー・ピッチ・ロール角の微分値を算出する。

$$\begin{bmatrix} \dot{\psi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \sin \phi \sec \theta & \cos \phi \sec \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

ここで $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ はジャイロセンサから得られる角速度情報である。得られた微分値を積分することによって姿勢を得ることができる。ジャイロセンサの出力値には誤差が含まれているため、ジャイロを用いた姿勢推定には誤差が含まれることが予想される。しかしながらこの計測誤差は時間経過により発生するため、ここでは瞬間的な精度は保証されている点が重要である。

4.3 センサフュージョン

センサフュージョン処理手順を図 2 に示す。センサフュージョンを適用するための状態方程式と観測方程式は以下の式より求められる。

$$\vec{x}_k = A_{k-1} \vec{x}_{k-1} + B_{k-1} \vec{u}_{k-1} + \vec{w}_{k-1} \quad (7)$$

$$\vec{x}_k = \begin{bmatrix} \psi_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} \text{ state vector, } \vec{u}_k = \begin{bmatrix} \omega_{x,k} \\ \omega_{y,k} \\ \omega_{z,k} \end{bmatrix} \text{ input vector,}$$

$A_k = I_3$ state transition matrix,

$$B_k = \begin{bmatrix} 0 & \sin \phi_k \sec \theta_k & \cos \phi_k \sec \theta_k \\ 0 & \cos \phi_k & -\sin \phi_k \\ 1 & \sin \phi_k \tan \theta_k & \cos \phi_k \tan \theta_k \end{bmatrix} \text{ input coupling matrix}$$

$$\vec{y}_k = H_k \vec{x}_k + \vec{v}_k \quad (8)$$

$H_k = I_3$ measurement sensitivity matrix

ここでオイラー角 ψ, θ, ϕ は地磁気センサ、加速度センサから得られた初期姿勢を用いる。 $\vec{x}$ はシステム状態ベクトル、 $\vec{u}$ はジャイロセンサの出力値である。プロセスノイズ $\vec{w}_k$ とその共分散行列が Q_k であり、観測ノイズ $\vec{v}_k$ とその共分散行列が R_k である。

カルマンフィルタの処理は時間更新と観測更新の 2 つのステップからなる。時間更新ステップでは事前状態推定値 $\vec{x}_k$ (式 (9)) と誤差共分散行列 P_k (式 (10)) を時刻ごとに計算する。予測値 $\hat{\vec{x}}_k^-$ と P_k^- を用いて観測更新ステップを実行する。観測更新ステップではまずカルマンゲインを計算する (式 (11))。

$$\hat{\vec{x}}_k^- = A_{k-1} \vec{x}_{k-1} + B_{k-1} \vec{u}_{k-1} \quad (9)$$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (10)$$

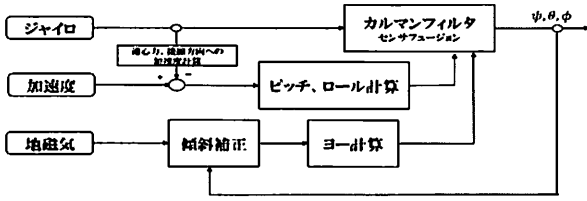


図 2. センサフュージョン構成図

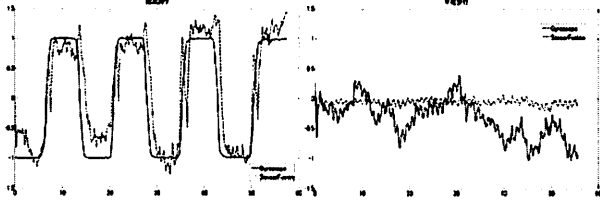


図 3. 方位推定結果

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (12)$$

方位角の推定結果を図 3 に示す。図中の実線はジャイロセンサのみで推定を行った結果を、点線はセンサフュージョンによる結果を表す。図より、階段昇り時にもジャイロセンサに近似した挙動をすることが見て取れる。また、一定方向に進む平地歩行に関してはジャイロセンサのドリフトが時間経過で増加するのに対し、補正した結果は一定方向を示していることがわかる。

5 特徴量変換

加速度情報からの歩行状態識別には機械学習を用いることが多いが、機械学習に使用される特徴量には分散やパワースペクトルの最大値など、様々なものが提案されている。しかしながら歩行状態識別において適切な特徴量は未だ決定的な議論が行われていないという現状がある。このうち、歩行状態の周期性に着目し、LPC ケプストラムの係数を用いるものがある。本研究でもケプストラム分析によって得られるスペクトル包絡が歩行状態の大局的な挙動を示すと考え、LPC ケプストラムを特徴量として使用する。

5.1 ケプストラム分析

信号処理においてサウンドデータの音の高さを調べる手法としてケプストラム分析がある。入力信号を $x(t)$ とおいた時、ケプストラムは短時間振幅スペクトル $X(f)$ の対数の逆フーリエ変換として定義され、以下のように表される。

$$x(m) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \log |X(k)| \exp \frac{j2\pi m}{N} \quad (13)$$

ここでは次のような有限インパルス応答 (FIR) フィルタによって周期性を示す信号が生成されると仮定している。

$$x(n) = \sum_{k=0}^N x_e(k) x_p(n-k) \quad (14)$$

ここで $x_p(n)$ は信号の周期性を示す成分、 $x_e(k)$ は信号の周波数特性のおおまかな形状を表すスペクトル包絡成分である。式 (14) は FIR フィルタそのものであることから、この周波数特性は $X(f) = X_e(f) X_p(f)$ で表せる。ここで $X_p(f)$ は周期成分、 $X_e(f)$ はスペクトル包絡成分の周波数特性である。すなわちスペクトル分析では周期成分の周波数特性 $X_p(f)$ と

スペクトル包絡成分の周波数特性 $X_e(f)$ を掛けあわせたものが周期性を示す信号の周波数特性 $X(f)$ になると仮定している。ここで $X(f)$ の対数変換は

$$\log |X(k)| = \log |X_e(f)| + \log |X_p(f)| \quad (15)$$

となる。このように対数処理を施すことによって周期成分とスペクトル包絡成分を乗算から加算の形式に分離することができる。以上よりケプストラムはフーリエ変換を F と表して

$$F^{-1}[\log |X(f)|] = F^{-1}[\log |X_e(f)|] + F^{-1}[\log |X_p(f)|] \quad (16)$$

となる。ケプストラムの性質として右辺第 1 項はスペクトル包絡成分、第 2 項は周期成分に対応する。これらを用いて歩行データの時間波形 $x(n)$ を 2 つの信号 $x_e(k)$ と $x_p(n)$ で表すことで歩行状態によって生じる特徴量を抽出する。

5.2 LPC ケプストラム

本研究で扱う加速度情報は m 個の過去の値

$$X_{n-1}, X_{n-2}, \dots, X_{n-m}$$

を現在の X_n を線形予測するために観測できるデータと仮定すると、予測は以下の式で与えられる。

$$\hat{X}_n = - \sum_{k=1}^m a_k X_{n-k} \quad (17)$$

ここで線形予測係数 a は自己相関行列 R_m と自己相関ベクトル v を用いて $a = -R_m^{-1}v$ のように表せる。線形予測係数の妥当性は標本値 X と線形予測値 $\hat{X}$ 間の平均二乗誤差で評価され、最適化のためここでは直交性原理を用いている。LPC ケプストラムで抽出されるスペクトル包絡は FFT ケプストラムのものよりもスペクトルのピークを重視した形となることが知られている。スペクトル包絡は歩行データの時間波形における大局的な振幅の変動を表すため、取得環境などの影響を受けづらいため本研究では LPC ケプストラム分析による特徴量の抽出を行う。

5.3 加速度情報からの情報抽出

歩行データに対してケプストラム解析を行ったスペクトログラムを図 4 に示す。図は左から平地歩行、階段降り、階段昇り時を示している。人物の歩行は約 2Hz の周期で行われていることが知られており、図からも 2Hz 周辺に特徴が見られる。平地歩行、階段降り、階段昇りのそれぞれに異なる特徴が表れており、このことから LPC ケプストラムを用いた歩行状態識別が可能であることがわかる。図 5 に各歩行状態における 3 次までの LPC ケプストラム係数分布図を示す。図より 3 次の係数でも平地歩行の識別が可能ながわかるが、階段降り、階段昇りの分布は重なる部分が多く、より高い次元の情報が必要になることがわかる。また、図 4 よりわかるとおり各歩行状態の特徴は高周波成分には表れておらず、LPC ケプストラムの高次元係数を見ても差異は微小である。そのため、ここでは LPC ケプストラムの 5 次元までの係数を特徴量として用いることにした。

6 認識手法

5.2 で述べた特徴量に対して識別器を構成し、識別率を算出した。学習段階では約 60 秒間ずつのデータに対して特徴量を抽出し、抽出された特徴量に対して LBG+Splitting アルゴリズムを用いたベクトル量子化を適用することで、各歩行状態の特徴を表すコードブックを作成する。次に識別段階として各データを量子化した際に生じる量子化誤差を歩行状態毎に比較した。その際、対象と同じ歩行状態のコードブックと比較した際の量子化誤差の中で最小の場合に正解とした。

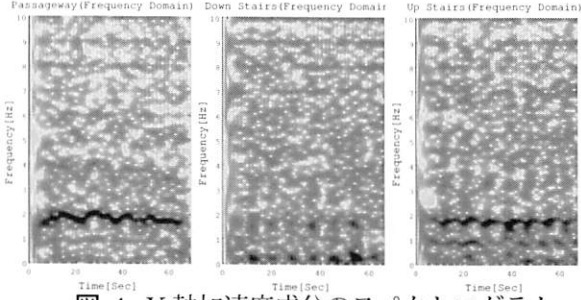


図 4. Y 軸加速度成分のスペクトログラム

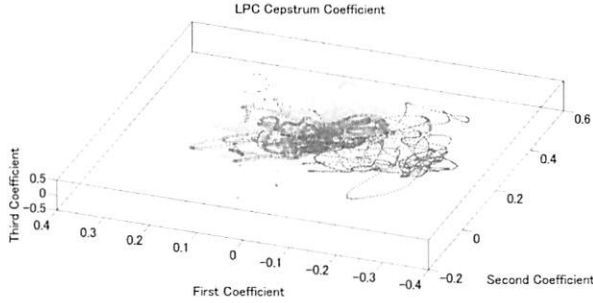


図 5. LPC ケプストラム係数

6.1 ベクトル量子化

ベクトル量子化とは実数の順序付けられた集合であるベクトルを量子化するために、スカラー量子化を一般化したものである。ベクトル量子化の出力は元の信号を圧縮したものであり、多くの場合、画像や音声の圧縮に用いられる。しかし、そのみでなくベクトルを用いることで部分的な入力信号が持つほとんどの形のパターンを記述することができるため、パターン認識手法の1つとしても用いられている。パターン認識のために用いるアルゴリズムは1980年にLinde, Buzo, Grayら[4]によって提唱されており、学習ステップと識別ステップからなる。学習のためには多次元の入力ベクトルに対して次元の統合が必要になる。

6.2 問題設計

ベクトル量子化の問題設計について述べる。アルゴリズムは与えられた入力ベクトルについて歪度、コードベクトルを算出し、歪度が最小になるようなコードブック及びパーティションを探索することからなる。

M 個の入力ベクトルの集合は以下のように定義される。

$$T = x_1, x_2, \dots, x_M \quad (18)$$

ここで M は十分に大きな数であり、学習に用いられるサンプルは大規模なデータベースから得られるものである必要がある。 k 次元の入力ベクトルは以下のように定義される。

$$x_m = (x_{m,1}, x_{m,2}, \dots, x_{m,k}), \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (19)$$

コードベクトル数 N に対してコードブック C は以下のように定義される。

$$C = c_1, c_2, \dots, c_N \quad (20)$$

それぞれのコードベクトルは k 次元の要素を持っていることから、コードベクトル c_n は

$$c_n = (c_{n,1}, c_{n,2}, \dots, c_{n,k}), \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (21)$$

となる。量子化領域はコードベクトル c_n を包含しており、量子化領域の集合であるパーティションは

$$P = S_1, S_2, \dots, S_N \quad (22)$$

と定義される。ここで入力ベクトル x_m が量子化領域 S_n に内包されている場合、 x_m は c_n に近似される。近似された値の集合 Q は以下のように表される。

$$Q(x_m) = c_n, \quad \text{if } x_m \in S_n \quad (23)$$

近似の信頼性は標本値と近似値の二乗誤差で表し、以下のように定義する。

$$D_{ave} = \frac{1}{Mk} \sum_{m=1}^M \|x_m - Q(x_m)\|^2 \quad (24)$$

ここで $\|e\| = e_1^2 + e_2^2 + \dots + e_k^2$ である。これを二乗誤差ひずみ測度と呼ぶ。以上より、問題設計を簡潔に、与えられた T と N に対して、 D_{ave} が最小になるような C と P を探索する、と表すことができる。識別器の最適化には LBG+Splitting アルゴリズムを用いる。

6.3 LBG+Splitting アルゴリズム

LBG+Splitting アルゴリズムは最近傍定理と重心定理を満たすような反復アルゴリズムである。ここでアルゴリズムの動作を述べる。最初に初期コードブック $C^{(0)}$ を用意する必要がある。この初期コードブックは分割ステップの実行によって得ることができる。初期コードベクトルは1つであり、ここではこれを全入力ベクトルの平均値とする。このコードベクトルが分割ステップにおいて2つに分割される。その後、反復アルゴリズムはこの2つのベクトルを初期コードブックとして実行される。最後に、2つのコードベクトルが更に4つまで分割され、これが任意の数になるまで手順が繰り返される。アルゴリズムの概要を以下に述べる。

LBG Design Algorithm

1. 入力ベクトル T を用意し、収束判定条件 $\epsilon > 0$ を十分小さな値に設定する。
2. $N = 1$ と設定し初期コードベクトル c_1^* 及び初期平均二乗誤差ひずみ測度 D_{ave}^* を以下の式より算出する。

$$c_1^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m \quad (25)$$

$$D_{ave}^* = \frac{1}{Mk} \sum_{m=1}^M \|x_m - c_1^*\|^2 \quad (26)$$

3. 分割ステップ: $i = 1, 2, \dots, N$ に対してコードベクトルの分割を行う。

$$\begin{aligned} c_i^{(0)} &= (1 + \epsilon)c_i^* \\ c_{N+i}^{(0)} &= (1 - \epsilon)c_i^* \end{aligned} \quad (27)$$

分割後、 $N = 2N$ とする。

4. 反復ステップ: $D_{ave}^{(0)} = D_{ave}^*$ とし、反復ステップにおける初期平均二乗誤差ひずみ測度 $D_{ave}^{(0)}$ を設定する。反復に用いるインデックス $i = 0$ とし、以下のステップを実行する。

- i. $m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$ に対して、各入力ベクトルに最近傍のコードベクトルを探索する。

$$\|x_m - c_n^{(i)}\|^2 \quad (28)$$

最近傍条件を満たすコードベクトルを n^* として、近似値集合 Q に格納する。

$$Q(x_m) = c_{n^*}^{(i)} \quad (29)$$

表 1. 歩行状態識別率

	本研究			既存研究	
	X 軸	Y 軸	Z 軸	腰部	手持ち
平地歩行	75%	56%	89%	96%	60%
階段降り	78%	90%	77%	62%	41%
階段昇り	90%	69%	70%	72%	89%
平均	81%	72%	79%	77%	63%

ii. $n = 1, 2, \dots, N$ に対して, コードベクトルの更新を行う.

$$c_n^{(i+1)} = \frac{\sum_{Q(x_m)=c_n^{(i)}} x_m}{\sum_{Q(x_m)=c_n^{(i)}} 1} \quad (30)$$

iii. $i = i + 1$ を実行する.

iv. 平均二乗誤差ひずみ測度を算出する.

$$D_{ave}^{(i)} = \frac{1}{Mk} \sum_{m=1}^M \|x_m - Q(x_m)\|^2 \quad (31)$$

v. $\frac{D_{ave}^{(i-1)} - D_{ave}^{(i)}}{D_{ave}^{(i-1)}} > \epsilon$ を満たす場合, ステップ (i) に戻る. そうでない場合に収束したと判定し, 次のステップに進む.

vi. 平均二乗誤差ひずみ測度を $D_{ave}^* = D_{ave}^{(i)}$ で更新する. $n = 1, 2, \dots, N$ に対して最終コードベクトルを決定する.

$$c_n^* = c_n^{(i)} \quad (32)$$

5. 任意のコードベクトル数を得るまで, ステップ (3) と (4) を繰り返す.

7 評価

以上の手法を用い, 歩行状態推定, 歩数推定, 歩行経路推定を行った結果を示す. 本研究では対象とする歩行状態に平地歩行, 階段降り及び階段昇りの3状態を用いた.

7.1 歩行状態推定結果

3 軸加速度成分それぞれに対する歩行状態推定結果を表 1 に示す. 実験では進行方向を Y 軸, 進行方向に対して左右を X 軸, 地面に垂直な軸を Z 軸とした. 過去の筆者らの研究において 3 軸中, もっとも識別率の高かった割合を既存研究として併記した. 表より手持ち状態では低下してしまっていた精度が, センサフュージョンを用いた補正を適用することで全体的に向上している. 全ての歩行状態について安定的に高い精度を保っている軸がないが, Z 軸を用いることで平地歩行と階段の識別が, X 軸を用いることで階段昇降の識別が可能と考えられる.

次に, 平地歩行に対する識別率が最高であった Z 軸成分を用いた, 各歩行状態に対する量子化誤差を図 6 に示す. 実験では 4 階層分の昇降において踊り場が複数存在し, その際に階段昇降の特徴量が平地歩行のものに近くなってしまう. そのため誤認識が発生していると考えられる.

そこで, 階段昇降時の識別データに着目する. 階段昇り時の X 軸成分を用いた各歩行状態に対する量子化誤差を図 7 に示す. 誤認識率 10% の内, 階段降りへの誤認識が 1%, 平地歩行への誤認識が 9% であった. また, 誤認識しているタイミングが階段昇りから踊り場での平地歩行へ移行する時である. このことから, 踊り場での平地歩行の影響により識別率が低下していることがわかる. また, 階段降りへの誤認識は微量であることから, 階段昇降の判別が可能である.

7.2 歩数推定結果

歩行経路推定のため歩数を推定する. 歩数の検出には足が着地している状態 (立脚相) に得られるデータをもとに行う.

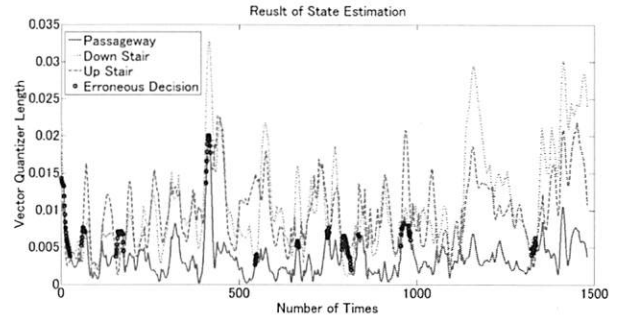


図 6. 歩行状態推定結果：平地歩行

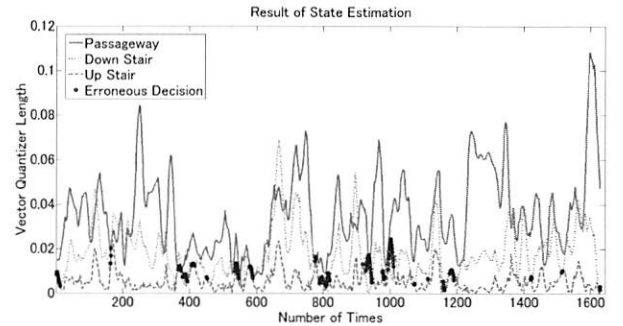


図 7. 歩行状態推定結果：階段昇り

そのため, 一步の判定にはピーク検出を用いる. ピーク検出においても手振れや端末の姿勢の影響が推定の妨げとなることが知られているが, 本研究で用いたセンサフュージョンを適用することで, このような外乱を除去することが可能である. 検出に用いる閾値として各歩行状態の学習データの加速度を用いた. 絶対座標系への変換を行った加速度の平均と, 標準偏差を 2 倍した数値を足したものを使用した. また, 瞬間的な加速度の多重発生による誤検出を防ぐため, 検出後 50 サンプルの間は検出を行わない. 算出されたパラメータを表 2 に示す. 各歩行状態において平均値はおおよそ同等の数値を示しているが, 標準偏差が異なることがわかる. そのため, パラメータを一定にすると最大のピークでない場合にも検出が行われ, 精度の低下を招く. Z 軸成分にピーク検出を行った際の, 廊下歩行時歩数推定結果を図 8 に示す. 図中の実線が加速度データであり, 丸いマークが歩数の検出が行われた地点を示している. 図より 1 つのピークにつき, 多重での検出はされておらず, 一步の判定がなされていることが見て取れる. 歩数の検出結果を表 3 に示す. 表中の括弧内は実際の歩数からの誤差である. 表より, 歩数の検出結果では Z 軸成分を用いることで高精度の推定を行えることがわかる.

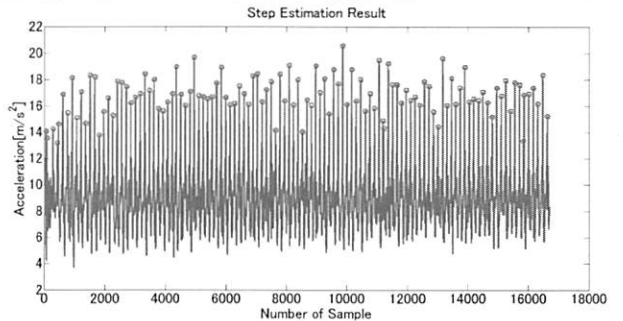


図 8. 階段降り時の歩行経路推定結果

表 2. 歩数推定閾値

	平均	標準偏差	平均+2×標準偏差
平地歩行	9.2872	2.6938	14.6748
階段降り	9.2823	3.4362	16.1547
階段昇り	9.3011	2.5305	14.4037

表 3. 歩数推定経過

	正解	X 軸	Y 軸	Z 軸
平地歩行	110	83	7	104
階段降り	113	72	30	110
階段昇り	114	67	34	110

7.3 経路推定

推定した歩行状態及び歩数を用いて歩行経路の推定を行なう。歩行状態推定の誤認識率の影響を考慮し、階段昇り状態と複数状態を連続して行った際の経路推定について評価する。

7.3.1 階段昇り状態経路推定結果

3次元空間への実現可能性を確認するため、7.1にて誤差が発生しやすいと判断された階段についての結果を図9に示す。XY平面は地面に対して水平な面でありX軸方向が東西、Y軸方向が南北に沿っている。XY平面は地面に対して垂直な面である。実線は推定された歩行経路であり、左図中の点線は実際の歩行経路である。軸の値は推定された歩数である。XY平面の推定結果について、実験に用いた階段は東西方向に沿っているため、X軸、Y軸に対する四角形が得られるはずであるが、X軸方向への移動に対して傾きが生じている。これは、本手法で用いたセンサフュージョンにおいて、初期姿勢の推定は地磁気加速度で行っており、この結果のように計測開始時の地磁気誤差が含まれている場合、全体の挙動に誤差が生じてしまうためである。また、大局的な歩行経路の推定が行えているものの、移動方向変更時の誤差があるため、楕円に分散が生じている。しかしながら、時間経過に伴う大幅な誤差の蓄積は見られず、ジャイロセンサのドリフト誤差の除去には成功していると考えられる。また、推定経路に発生している傾きは測定中概ね同角度を示しており、このことから誤差が安定していると言える。これは、測定中特定の物体からの磁力の影響を受け続けているためであると思われる。次にXZ平面について見るとX軸方向への誤差が見受けられる。これは歩数推定時に誤差が生じているためである。4階から5階への推定歩数が多くなっているが、実際に実験に使用された階段において、この階層の段差数は多くなっていることから、この結果は大局的な挙動は捉えられていると言える。

7.3.2 複数状態経路推定結果

次に複数歩行状態における実現可能性を確認するため、平地歩行と階段昇りを複合した実験を行う。図10に推定された歩行経路を示す。図中の方位は先の実験と同様である。実験では図10中の青い実線は1階の平地歩行を、赤い点線は階段昇りを、緑のくさび線は2階の歩行経路を表す。図中の値は推定された歩数である。実験では1階(歩数0地点)から計測を開始し、左回りに一周した後、3階層分、2つの踊り場を含む階段を昇り、2階を再び左回りに一周し、X軸-17、Y軸-4地点で計測を終了している。今回の実験では初期姿勢の推定に成功していることから、推定された経路の形状が実際の地図と同様の形をしている。これは比較的地磁気の安定している状態で実験を行えたためであると推測でき、初期姿勢

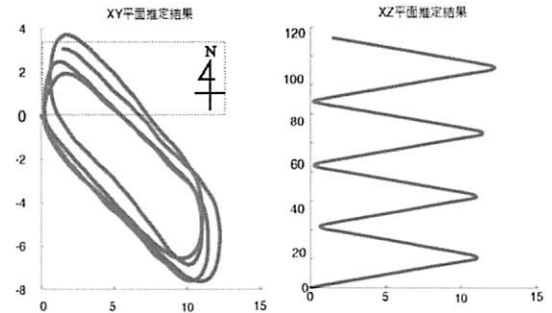


図 9. 階段降り時の歩行経路推定結果

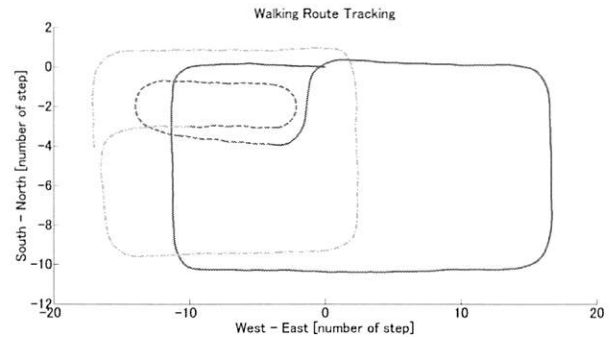


図 10. 中央館内の歩行経路推定結果

推定の重要性が確認できる。1階と2階では周回運動を行っているが、運動の視点と終点がおおよそ一致していることから、方向転換運動を正確に捉えることができたと言える。また、階段昇りを終えた後の2階での周回運動の始点と終点の一致は、さらに複数歩行状態の運動を捉えることが可能であるという根拠にもなっている。

8 まとめ

本研究では慣性センサ・地磁気センサを用いた歩行者移動状態推定及び位置推定を行った。計測されたセンサデータの信頼性を高めるために行う姿勢推定では、地磁気加速度にジャイロセンサを併用するセンサフュージョンを適用する。これにより手で保持した状態での計測においても腰部に固定した場合と同等の精度での歩行状態推定に成功しており、端末姿勢の自由度についての制約を除去できたと考えられる。歩行経路推定について、ドリフト誤差を除去し大局的な挙動を捉えられているものの、依然として誤差は多い。これは地磁気加速度で推定された初期姿勢の精度が低いためであり、キャリブレーション用のデータを用意するなど対策が必要である。

参考文献

- [1] Hassen Fourati and Nouredine Manamanni. Position Estimation Approach by Complementary Filter-aided IMU for Indoor Environment. In *Proceedings of the ECC 2013*, p. n/c. Zurich, Suisse, July 2013.
- [2] U. Steinhoff and B. Schiele. Dead reckoning from the pocket - an experimental study. In *Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, 2010 *IEEE International Conference on*, pp. 162–170, 2010.
- [3] Sung Kyung Hong. Fuzzy logic based closed-loop strapdown attitude system for unmanned aerial vehicle (uav). *Sensors and Actuators A: Physical*, Vol. 107, No. 2, pp. 109 – 118, 2003.
- [4] Y. Linde, A. Buzo, and R.M. Gray. An algorithm for vector quantizer design. *Communications, IEEE Transactions on*, Vol. 28, No. 1, pp. 84–95, Jan 1980.