

ウェアラブルセンサを用いた足首軌道推定と歩行支援への展開

堀 宏有^{*1} 廣部 祐樹^{*2} 三宅 美博^{*2}

Estimation of Ankle's Trajectory Using a Wearable Sensor and Prospect as Gait Assist

Koyu Hori^{*1}, Yuki Hirobe^{*2} and Yoshihiro Miyake^{*2}

Abstract –In the aging society, gait assist is much studied with various methods. Gait evaluation is needed to assess the effectiveness of gait assistive system. For quantitative assessment, trajectory estimation is an effective approach and many algorithm were developed. However, the meaning of trajectories is not understood in previous studies. Moreover the experiments were conducted in the laboratory or the clinical environment. So, attachment error of sensors was not considered. Therefore, our aim is (a) to estimate trajectories considering a daily measurement, (b) to understand the meaning of gait trajectories and to apply it to gait assist. Firstly we developed a new algorithm of three dimensional trajectory estimation. We conducted an experiment to assess the error of estimation. As a result stride length is estimated with high precision. It indicates that our proposed method is effective. We will present a gait assist system using the above estimation system.

Keywords: trajectory estimation, gait analysis, gait assist, wearable sensor

1. はじめに

現在, 歩行支援に関する技術開発が注目を集めている. 特に歩容を改善するシステムは, 様々なアプローチから開発が進められており[1,2], それに伴って歩容を定量的に評価することが重要になっている.

先行研究では, 様々なセンサを用いて歩容の評価が行われてきた[3-5]. たとえば床圧力センサやモーションキャプチャシステムが挙げられる [3,4]. それぞれに特長はあるが, 両者に共通して, 医療機関や研究所など限られた空間でしか測定ができないという問題が残されていた. さらに, 推定された歩行軌道はさまざまな情報を含んでいるにも関わらず, 先行研究では軌道計測の段階に留まっていた. そのため未だに歩行軌道の意味理解には至っていないという本質的な限界も残されていた.

そこで本研究は, 日常生活の中で計測する際に生じる問題を考慮して軌道を推定すること, さらにその意味を理解して歩行支援へと応用することを目的とする.

このような問題を解決する上でウェアラブルな慣性センサに期待が集まっている. 慣性センサは小型で場所を限定しないという利点があるからである. 慣性センサを用いた研究のひとつに, 計測されたデータから軌道を推定することで歩行の分析を行ったものがある[5].

しかし, 日常生活で使用できるためには, キャリブレーションを行わずに装着誤差を吸収できる高精度の3次元軌道推定アルゴリズムが必要である. さらにその軌道の特徴ベクトルを定義し, 機械学習を用いて意味理解を行い, 歩行支援へ繋ぐ道筋も示されなければならない.

2. 足首軌道推定システム

2.1 システム構成

軌道推定システムは図1のようにウェアラブル慣性センサ, スマートフォンから構成される. まず, 次節に記す慣性センサを足首に装着し歩行すると, 加速度, 角速度情報が計測される. そのデータはスマートフォン(TORQUE G01 KYY24, 京セラ)へBluetoothを介して送信され, 内部ストレージに保存される. 後にパソコン(Latitude E5440, Dell)へと転送し, MATLAB(MathWorks)を用いてオフラインで軌道推定を行った.

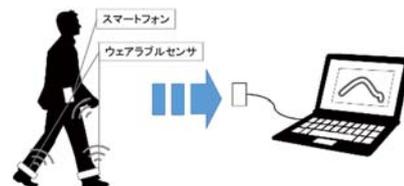


図1 システム構成

Fig.1 System Configuration

2.2 ウェアラブルセンサ

本研究では, 3軸加速度, 3軸角速度を計測できるウェアラブルセンサ(TSND121, ATR-Promotions, 図2(a))を図2(b)のようにバンドで足首の外側に固定して使用した.



図2 使用したセンサ

Fig.2 Sensor Device

この状態でのセンサの計測座標系は, 鉛直方向が X, 進行方向が Y, 側面方向が Z である. 今回, 加速度, 角速度の計測レンジをそれぞれ $\pm 8G$, $\pm 1000dps$, サンプル

*1: 東京工業大学 工学部制御システム工学科

*2: 東京工業大学大学院 総合理工学研究科

*1: Department of Control and Systems Engineering, Tokyo Institute of Technology

*2: Department of Computational Intelligence and Systems Science, Tokyo Institute of Technology

ング周波数を 100Hz として使用した。

2.3 軌道推定アルゴリズム

本稿において提案する新たな軌道推定法は、連続歩行データを周期ごとに分割し、各周期において軌道を推定する 2 段階に分けられる。それぞれの詳細を以下に示す。

2.3.1 周期分割

歩行は周期運動であるため、センサより取得した各軸の歩行データにおいて周期的なパターンを示す。そこで、計測されたデータを 1 周期ずつに分割した。これには Z 軸の角速度データを用い、図 3 のように分割された。分割点は足が接地した安定状態であり、なおかつ角速度が 0 に近いところである。これにより、積分時の初期値の仮定が容易となる。

歩行を 1 周期ごとに分割することで、加速度や角速度を積分する際の累積誤差を低減できる。さらに、各周期の特徴量を効率的に抽出することができる。こうして分割された周期ごとに軌道の推定を行う。その流れを図 4 に示し、次節に詳細を述べる。

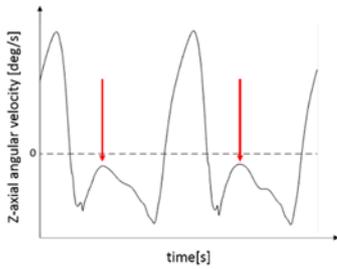


図 3 Z 軸角速度における歩数分割

Fig.3 Stride Division in Z-axis Angular Velocity

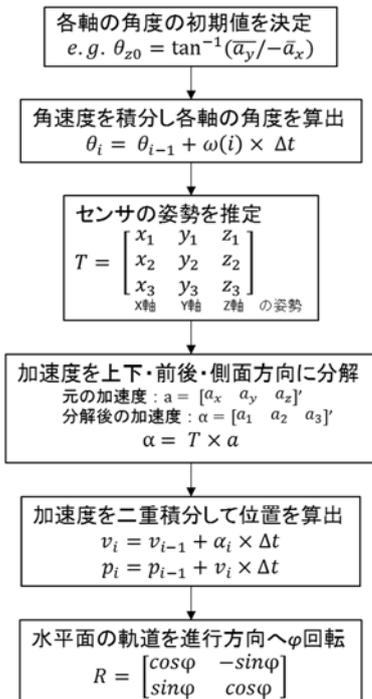


図 4 軌道推定の流れ

Fig.4 Flow of Trajectory Estimation

2.3.2 軌道推定

軌道を求めるには各軸において加速度を二重積分するだけでは不十分である。なぜなら、脚は回転運動を伴い、姿勢が常に変化するからである。そこで、まず(1)式のように各軸の角速度をそれぞれ積分することでセンサの姿勢を推定した。

$$\theta_i = \theta_{i-1} + \omega(i) \times \Delta t \quad (1)$$

このとき積分時の角度の初期値を設定しなければならない。そこで、各周期の始点の前後 5 個、計 11 個の加速度データの移動平均をとることで定常成分、つまり重力成分を取り出し、Y、Z 軸の初期角度を推定できる。たとえば図 5 のように Z 軸の初期角度が θ であったとすると、 θ は X、Y 軸の平滑化後の加速度 \bar{a}_x 、 \bar{a}_y を用いて(2)式のように求めることができる。X 軸においては初期角度を 0° と仮定し、後に補正する。

$$\theta_0 = \text{atan}(\bar{a}_y / -\bar{a}_x) \quad (2)$$

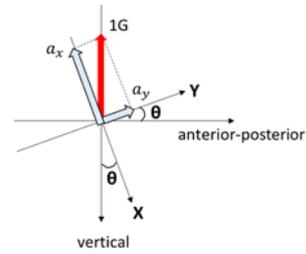


図 5 Z 軸初期角度の推定

Fig.5 Estimation of Z-axis Initial Angle

次に、各時刻における加速度を推定されたセンサの姿勢を用いて、進行方向、上下方向、側面方向に分解する。そして、(3)、(4)式を用いてそれぞれの方向において二重積分して位置を求めたが、ここでも積分時の初期値を設定する必要がある。そこで、各方向の速度の初期値

$$v_i = v_{i-1} + a_i \times \Delta t \quad (3)$$

$$p_i = p_{i-1} + v_i \times \Delta t \quad (4)$$

を 0 と仮定し、位置についても各周期の始点を原点とした。接地時の安定状態において、上下・左右方向はもとより、前後方向においても足の振り出し運動に比べ十分小さいので 0 に近似した。これを基に各方向において二重積分を行い、歩行時の足首の軌道を推定した。

しかし、積分によるノイズの累積を考慮しなければならない。そこで、角度、速度、位置を積分して求める際に、各周期の始点と終点の両方向から積分して得られた 2 つの波形について、始点・終点からの距離に応じた重みを(5)、(6)式のようにとり、(7)式のように加重平均をとった。ただし、 i 、 T は各周期における添え字、サンプル数を示し、本研究ではパラメータ m を 0.1 とした。また、逆方向から積分する際にも初期値を設定しなければならない。そこで、速度、位置については同様に 0 とし、角度の初期値は次の周期の始点の角度と同一にした。

$$w_1 = 1 - w_2 \quad (5)$$

$$w_2 = \frac{1}{1 + \exp\{-m(i-T/2)\}} \quad (6)$$

$$V = w_1 \times V_{for} + w_2 \times V_{back} \quad (7)$$

最後に、X 軸角度の初期値を 0 に仮定した誤差を補正しなければならない。もし、初期姿勢で θ 傾いていたとすると、図 6 のように原点と終点を結んだ直線が進行方向から θ 傾くことになる。そこで、上記の累積誤差対策を行わずに側面方向の位置を求め、側面-進行方向平面において終点が進行方向と一致するように軌道を回転して補正した。

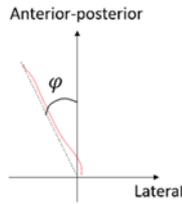


図 6 X 軸初期角度の補正

Fig.6 Modification of X-axial Initial Angle

以上の手法により歩行時の加速度、角速度データから軌道推定を行い、それによって推定された 3 次元軌道の一例を図 7 に示す。

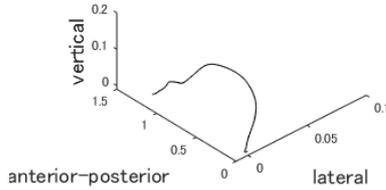


図 7 3 次元軌道

Fig.7 Three dimensional Trajectory

2.4 推定誤差の評価

提案手法の有効性を評価するために、モーションキャプチャシステムを用いて計測結果を比較することで、軌道の推定誤差を算出した。以下に、実験方法とその結果を示す。

2.4.1 実験方法

まず、モーションキャプチャシステム (Nobby Tech, VENUS 3D, 日本) を図 8 のように水平な廊下に設置した。計測範囲は約 4 m × 2 m である。



図 8 実験環境

Fig.8 Experiment Environment

本実験は、若年健常者 1 名を対象に行った。まず、被験者は 2.3 節のようにセンサを装着し、さらに、その中心にモーションキャプチャ用の反射マーカーをつけることで、

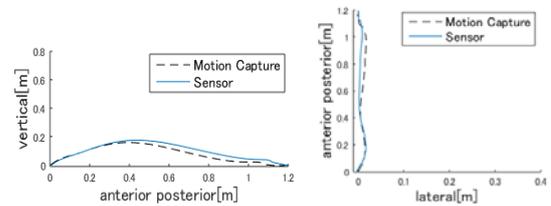
センサと同位置における歩行の軌道を計測した。計測範囲内で片足 3 歩ずつの計 6 歩分の歩行を 1 試行とし、合計で 20 試行を行った。

2.4.2 評価方法

次に、センサから推定された軌道の誤差評価について述べる。本実験では、左右の足それぞれにおいて 2 歩目のみを用い、合計 40 歩分を検証した。その後、代表的な特徴量として、歩幅、最高点の高さ、側面方向の最大値を各試行について抽出し、それぞれについて平均誤差 (ME) と平均絶対誤差 (MAE) を算出した。

2.4.3 結果

実験で行った 20 試行の中で、センサの不具合により 1 回目計測できなかったため、残りの 19 試行の計 38 歩分で評価を行った。まず、推定された 3 次元軌道の一例を図 9 に 2 次元の 2 平面に分けて実線で示す。さらにモーションキャプチャによって計測された軌道も点線で示す。次に、算出された誤差を表 1 に示す。比較のため、モーションキャプチャとセンサから算出された各特徴量の平均値を表 2 に示す。それぞれの平均絶対誤差を検証すると、歩幅は約 6%、最高点における高さは約 11% であった。側面方向の最大値はセンサによる推定では 2 倍近く大きくなっていた。



(a) Longitudinal-Vertical (b) Lateral-Longitudinal

図 9 推定された軌道

Fig.9 Estimated Gait Trajectory

表 1 各特徴量における誤差

Table1 Error of Gait Features

| | ME (m) | MAE (m) |
|---------------|----------|----------|
| stride length | -0.02824 | 0.067313 |
| vertical peak | 0.005252 | 0.01672 |
| lateral peak | 0.017914 | 0.018408 |

表 2 各測定法における特徴量の平均値

Table2 Average Feature Values in Each Measurement

| | Motion Capture (m) | Sensor (m) |
|---------------|--------------------|------------|
| stride length | 1.203321053 | 1.1750816 |
| vertical peak | 0.149686579 | 0.1549384 |
| lateral peak | 0.020150561 | 0.0380642 |

3. 歩行支援への展開

3.1 システム構成

2章で述べた軌道推定システムにより、歩行時の足首軌道が推定される。そして、推定された軌道の意味を理解し、特徴ベクトルを定義することで歩行支援へと展開することができる。それを実現するためのシステム構成を以下に示す。

3.2 システム構成

歩行支援システムは軌道推定、特徴量抽出、学習、分類の4段階に分けられる。まず、2章のシステムにより軌道推定が行われ、推定された軌道からさまざまな特徴量が抽出される。それを基に特徴ベクトルを定義し、特徴空間を構成する。この特徴空間において、健常者と高齢者や歩行障害患者との境界を学習するために、本研究ではサポートベクターマシン(SVM)を利用する。これにより、新たな入力が入るとき、自動で分類を行うことができる。このように、システムを自動化することで効率的な歩行支援システムを展開することができる。

3.3 特徴ベクトルの定義

歩行軌道から抽出される特徴量の一例を表3にその平均値と分散とともに示す。しかし、分類問題において特徴量が多すぎても計算が複雑になるだけである。今後、さらなる歩行データの分析を基に有効な特徴量のみを選択し、特徴ベクトルとして定義する予定である。

表3 特徴量の例

Table3 Examples of Features

| Features | Average | Variance |
|-------------------------------|----------|----------|
| stride length[m] | 1.175082 | 0.007359 |
| vertical peak[m] | 0.154938 | 0.000391 |
| lateral peak[m] | 0.038064 | 0.000311 |
| slope of lifting phase | 0.336364 | 0.001831 |
| arrival time of vertical peak | 0.53684 | 0.000692 |

3.4 意味理解

先に記した特徴ベクトルから構成される特徴空間において、高齢者や特定の疾病の患者と若年健常者を分類することにより、歩行という観点から診断の支援を行うことができる。この分類問題に対し、今後、患者の歩行データを多く集めることで、SVMを利用する予定である。SVMは新しい入力に対して高い識別性能を持っているため([6])、採用した。

3.5 性能評価

今後、SVMによる識別の性能を評価する必要がある。これには、実際に歩行障害をもつ患者や健常者の特徴ベクトルを入力した際に、どれほどの正答率であるかを評価する予定である。

4. 考察

本研究は日常生活における計測を考慮した軌道推定と、その意味理解を通して、歩行支援へと役立てることを目

標としている。

そこで、本稿では足首に装着したセンサから得られる加速度、角速度データを用いた軌道推定における新たな手法を提案した。誤差評価を行いME・MAEがともに数センチ程度の精度で推定できていることを確認した。しかし、上下・左右方向に関しては、実際の値が小さいため相対的に誤差が大きくなっている。また、誤差の原因としては、センサの姿勢推定の誤差や、センサのドリフト成分による影響が考えられる。以上のように、新たに提案した軌道推定手法は改良の余地はあるが、基本的に有効であると考えられる。

今後の課題として、軌道推定法の改善と意味理解への展開の2つが挙げられる。前者は先に示した通りである。後者においては、高齢者や歩行障害をもつ患者の歩行データを収集することが必要である。その後、若年健常者との差を検証することで有効な特徴量を選択し、新たな特徴ベクトルを定義し、機械学習を介して意味理解に展開する予定である。そして、その性能評価を行うことで、システムの有効性を示し、日常生活の現場で利用されることが望まれる。

5. 参考文献

- [1] Miyake, Y.: Interpersonal synchronization of body motion and the Walk-Mate walking support robot; IEEE Transactions on Robotics, Vol. 25, No. 3, pp.638-644 (2009)
- [2] Yang, C., Murakami, T.: Novel Walking Assist Device Based on Mobile Manipulator and Inertial Measurement Unit.; IEEJ Journal of Industry Applications, Vol. 3, No.5, pp.381-387 (2014)
- [3] Kim, C. Maria, et al.: Symmetry in vertical ground reaction force is accompanied by symmetry in temporal but not distance variables of gait in persons with stroke; Gait & posture, Vol. 18, Issue 1, pp.23-28 (2003)
- [4] Sabatini, Angelo M., et al.: Assessment of walking features from foot inertial sensing; Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, Vol. 52, No.3, pp.486-494 (2005)
- [5] 後藤,小林:入門 パターン認識と機械学習; コロナ社, pp.134-154 (2014)