

慣性センサを用いた歩行計測システムの開発

Development of Gait Measurement System Using IMU Sensors

知能機械システム工学コース

知能メカトロダイナミクス研究室 1215034 宮本 弦

1. 緒言

高齢者は運動不足が原因で生活習慣病などの病気になりやすく、医療機関では予防策として、長時間の歩行を推奨している。しかし、高齢者の体力では長時間の歩行は難しいため、歩行効率を高めて長時間の歩行を実現することが望ましい。過去の研究で、歩行効率は歩幅と歩調から求められることが報告されている⁽¹⁾。この文献によると、いかなる速度においても歩行効率の良い歩幅 s [m]と歩調 n [step/min]の関係は

$$s = 0.0063n \quad (1)$$

で表されるとされている。しかし、この文献では腕の振り方などの歩容や体格差を考慮していない。歩行効率を正しく推定するためには、歩容や体格差を考慮したうえで、歩幅と歩調を正しく計測する必要がある。

一般的に、歩行解析は Motion Capture を使用して行うが、長時間、長距離の歩行の計測には不向きである。そこで、本研究では、2個の慣性センサを用いた歩行距離の制約を受けない歩幅と歩調の計測システムを開発する。

一般的な慣性センサの機能として加速度・角速度・地磁気が出力され、その情報に基づいてセンサの姿勢を推定できる。しかし、センサの位置を推定できないため、足部に取り付けた慣性センサによる歩幅の推定が難しい。この対策として、計測した加速度の積分による位置情報の推定が行われてきた。しかし、この手法では、歩幅の導出において積分誤差が発生し、推定が行えない。そこで、本研究ではカルマンフィルタを用いて積分誤差を除去することで、姿勢角、歩幅を精度よく推定することを目指す。本報では、センサの姿勢角、歩幅の推定方法について説明したのち、長距離歩行における歩幅の推定精度確認実験の結果を報告する。

2. 理論

カルマンフィルタを用いたセンサの姿勢角、歩幅の推定方法を説明する。この方法は文献⁽²⁾⁽³⁾を参考にして行った。

2.1 カルマンフィルタを用いたセンサ姿勢角の推定方法

センサの姿勢角の推定方法は一般的に慣性センサにおける各軸の角速度を積分することで導出される。しかし、積分することで積分誤差が生じるため、その誤差をカルマンフィルタを用いて補正する。カルマンフィルタに用いた状態方程式、観測方程式を式(2)、(3)に示す。

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(\mathbf{X}(k), \boldsymbol{\omega}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (2)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{v}(k) \quad (3)$$

ここに、

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} \phi(k) \\ \theta(k) \\ \psi(k) \end{bmatrix} \\ \mathbf{F}(\mathbf{X}(k), \boldsymbol{\omega}(k)) = \mathbf{X}(k) + \mathbf{R}_\omega(\mathbf{X}(k))\boldsymbol{\omega}(k)dt \\ \mathbf{y}(k) = \begin{bmatrix} \psi_M \\ \mathbf{A}(k) \end{bmatrix} \\ \mathbf{H}(\mathbf{X}(k)) = \begin{bmatrix} \psi(k) \\ \mathbf{R}_a^T(\mathbf{X}(k)) \cdot \mathbf{g} \end{bmatrix}, \mathbf{g} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \end{cases}$$

ϕ, θ, ψ はセンサの各軸の姿勢角、 $\boldsymbol{\omega}$ は各軸の角速度、 \mathbf{R}_ω は角速度の回転行列、 \mathbf{R}_a は加速度の回転行列、 \mathbf{A} は絶対座標系における各軸の加速度、 ψ_M は地磁気より求めたヨー角を表す。式(2)、(3)は非線形となるため、推定には非線形カルマンフィルタである拡張カルマンフィルタを用いる。また、歩行時の加速度は歩行に伴う衝撃ノイズが発生するため、誤差共分散行列 \mathbf{V} を式(4)のようにすることでノイズが大きいときはカルマンゲインが小さくなり、補正があまりかからないようにしている。

$$\mathbf{V}(k) = \begin{bmatrix} \alpha_m & 0 & 0 & 0 \\ 0 & v_a(k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & v_a(k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & v_a(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$v_a(k) = \alpha \sqrt{A_x^2(k) + A_y^2(k) + (A_z^2(k) - g)^2} + \beta$$

A_x, A_y, A_z は絶対座標系での各軸の加速度を表す。 α, β, α_m は調整パラメータであり、 α を大きくすることで衝撃ノイズを緩和する。

2.2 カルマンフィルタを用いた歩幅推定方法

歩幅の推定方法は一般的に足部に取り付けた慣性センサより得られる加速度を絶対座標系に座標変換し、絶対座標系の加速度を積分することで歩幅を導出できる。しかし、積分することで積分誤差が生じるため、その誤差をカルマンフィルタを用いて補正する。1歩毎に歩行速度が0になることを利用して歩幅を推定する。接地の判定は3軸の合成加速度と絶対座標系での角速度に閾値を設け、接地判定を行うことで歩行周期を判定するとともに、積分区間を決定する。

カルマンフィルタに用いた状態方程式、観測方程式を式(5)、(6)に示す。

$$\tilde{\mathbf{X}}(k) = \tilde{\mathbf{X}}(k-1) + \mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}(k) = \tilde{\mathbf{X}}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (6)$$

ここに、

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{X}}(k) = \begin{bmatrix} V_x(k) \\ V_y(k) \\ V_z(k) \end{bmatrix} \\ \mathbf{u}(k) = (\mathbf{R}_a(\mathbf{X}(k)) \cdot \mathbf{A}(k) - \mathbf{g})dt \\ \tilde{\mathbf{y}}(k) = \begin{bmatrix} V_{backward,x}(k) \\ V_{backward,y}(k) \\ V_{backward,z}(k) \end{bmatrix} \end{cases}$$

\mathbf{A} は絶対座標系における各軸の加速度, V_x, V_y, V_z は順方向積分により求めた絶対座標系における各軸の速度, $V_{backward,x}, V_{backward,y}, V_{backward,z}$ は逆方向積分により求めた絶対座標系における各軸の速度を表す. 式(5), (6)は線形となるため, 推定には線形カルマンフィルタを用いる. 出力を逆方向積分として, 積分区間の前半は順方向積分, 後半は逆方向積分の値がより反映されるように, 誤差共分散行列 \mathbf{V} は式(7)のように設定する.

$$\mathbf{V}(k) = 10^{(4-7\frac{t}{T_s})} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

T_s は一步当たりの時間, t は積分区間内での経過時間を表す. これにより時間経過ごとに指数部分が小さくなり結果的にカルマンゲインが大きくなるため, 時間経過ごとに逆方向積分の重みが大きくなっていく仕組みである.

3. 歩幅推定精度確認実験(長距離)

2.2節の方法を用いて長距離での歩幅推定を行った. 100m歩行を行い, その歩行データから推定した値から最終的な移動距離を算出し正解値との比較を行った. 被験者は20代の男女5人で, 各被験者につき5回ずつデータを取り, 最終的な移動距離の平均と平均歩行周期を算出した. またこの実験の際, 歩容は指定せず, 普段から履きなれている靴(スニーカーまたはブーツ)を着用してもらい実験を行った. 使用した慣性センサはXsens社のMTw2である. サンプル周期は100Hzで加速度, 角速度, 地磁気の分解能はそれぞれ32bitである. また正解値は事前に100mをレーザー距離測定器(Leica社DISTO D510)で測定した.

まず, 1歩の歩行における絶対座標系加速度を単純に積分し算出した歩行速度, 逆方向積分により算出した歩行速度, カルマンフィルタを用いて推定した歩行速度の比較図を図1に示す. 図1から分かる通り, カルマンフィルタを用いて順方向積分と逆方向積分の値を組み合わせることにより, 積分誤差なく歩行速度の推定が行えている. 次に各被験者の右足における最終的な移動距離の平均と平均歩行周期の結果を被験者ごとにまとめたものを表1に示す. 結果から分かる通り, 1人を除き, 誤差1%以内での推定が行えている. 全体的に正解値より値が小さく出ているのは, センサの姿勢角の推定精度が局所的に悪いこと, 積分区間が若干狭くなっていること, 慣性センサの加速度出力値が若干小さく出ている可能性が考えられる.

被験者3だけ推定精度が悪かったのは, 被験者3は歩行周期に対する鉛直軸回りの角速度の値が大きいことから, 歩行時のヨー角の変化量が大きかったことが推測される. 室内での長距離歩行は, 地磁気の影響でセンサ姿勢角におけるヨー角の推定が精度よく行えないため, 歩行時のヨー角の変化は微小と考え, 今回の実験では(5)式における加速度の座標変換

Table 1 Walking distance, stride and walking cycle estimated from IMU

Subject number	Average distance[m]	Average stride[m]	Average cycle[s]
1	100.131±0.831	1.555±0.011	0.731±0.019
2	99.175±0.149	1.330±0.014	0.762±0.022
3	85.997±1.910	1.188±0.035	0.849±0.026
4	100.04±0.591	1.226±0.024	0.667±0.026
5	99.063±0.773	1.214±0.010	0.741±0.026

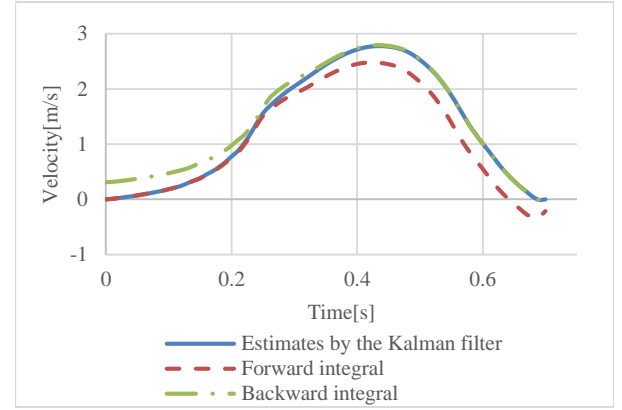


Fig. 1 Foot velocity estimated by Kalman filter with integration of acceleration in time series and inverted time series.

でヨー角の補正を行わなかった. そのため, ヨー角の変化の大きかった被験者3は, 進行方向加速度が小さく出てしまい, 推定精度が悪くなってしまったと考える.

4. 結言

慣性センサを用いた歩行計測システムの開発を行った. その結果, 長距離歩行において1人を除き, 誤差が1%以内の精度での歩幅推定が行えた. このことから, 長距離, 長時間の歩行でも誤差1%以下の精度で歩幅を推定できる歩行計測システムを開発できたと言える. しかし, 歩行時のヨー角の変化量が大きい場合, 推定精度が落ちてしまうため, 改善が必要である.

今後は歩幅推定精度の向上を目指すとともに, 脈拍数からエネルギーの推定を行えるようにし, 最終的には歩幅と歩調, 歩容, エネルギーの関係を調査する.

文献

- (1) N. H. Molen, R. H. Rozendal, and, W. Boon, "Graphic representation of the relationship between oxygen-consumption and characteristics of normal gait of the human male," Proceedings Koninklijke Nederlandse Academie van Wetenschappen, 1972, C-75, pp. 305-314.
- (2) 廣瀬 圭, 近藤 亜希子, "人間工学のための計測手法 第1部:動作計測(2) -慣性センサによる動作計測-", 人間工学 Vol50, No.4, 2014, pp182-190
- (3) 鈴木 崇史, 足立 高広, 廣瀬 圭, "ウェアラブルフォースプレートを用いた歩行パラメータ推定の精度向上に関する研究", 秋田大学修士論文, 2018