

# 靴に装着したIMUを用いた運動推定: グラフ最適化に基づくアプローチ

入江 清 大和 秀彰 (千葉工業大学 未来ロボット技術研究センター)

## 1. 緒言

本研究では、人の足の動きを靴に装着した慣性計測装置 (IMU) からのデータにより推定する手法を提案する。提案手法は筆者らがこれまで提案してきたグラフ最適化に基づく方法 [1] [2] を、歩行追跡問題で用いられる静止検出と組み合わせて拡張するものである。周期的な静止点が運動中に存在するとの仮定の下、加速度・角速度の積分誤差をグラフ最適化のアプローチにより修正することにより、推定精度を高めることを目指す。

本稿では問題の定式化から、推定アルゴリズムの導出までを整理する。また、階段環境での歩行と卓球プレー動作の2種類の実データを用い、提案手法の有効性を評価した結果を報告する。

## 2. 関連研究

歩行追跡はIMUによる運動推定の応用のひとつであり、これまで盛んに研究が行われてきた。IMUの加速度・角速度観測の積分による移動量推定は誤差が急速に蓄積するため、実用的には何らかの誤差修正が必須となる。よく知られた方法に、歩行動作の立脚相において足の速度がゼロとなることを、拡張カルマンフィルタ (EKF) の観測に利用し、積分誤差を修正していく方法 (ZUPT) がある。このアプローチでは高い精度で移動量の推定が可能であることが報告されている [3] [4]。

近年、機械学習による回帰を用いて、データから直接的に移動量を推定する方法も提案されており、センサが靴に装着されているという前提なしで、スマートフォンのIMUデータから長距離の2次元歩行オドメトリを高精度に推定できることが報告されている [5] [6]。しかしながら、このようなアプローチが3次元的な運動推定へそのまま応用できるかは現在までのところ明らかになっていない。

これらの先行研究に対して提案手法は、3次元運動を力学モデルに基づいてオフラインで推定することが特色である。全ての情報を一度に用いることで、逐次推定よりも高い推定精度が得られると期待できる。処理時間はEKFなどに比べ大きくなるという短所はあるが、推定結果をオフラインで利用する用途には適しているものと考えられる。

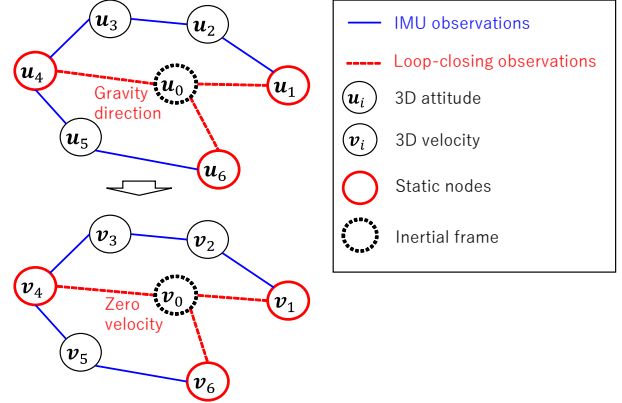


図1 提案手法の概念図

## 3. 静止点検出を利用したグラフ最適化による運動推定

### 3.1 問題設定とアプローチ

IMUから刻み時間  $\Delta t$  ごとに3軸加速度および3軸角速度が得られるものとし、これを  $\{a_i, \omega_i\}_{i=1}^n$  とする。ただし  $n$  はデータの長さである。すべてのデータが揃った状態で、後処理によって各時刻のIMU姿勢、速度、位置をそれぞれ3次元で推定する問題を考える。

提案手法の概略を図1に示す。各時刻の状態をノード、ノードの状態観測をエッジとみなしたグラフィカルモデルを考え、全ての観測  $\mathcal{O} = \{o_i\}_{i=1}^N$  が与えられた下での最も尤もらしい全時刻の状態  $X$  を推定する。本手法で用いる観測はIMUによる加速度・角速度と静止状態における速度ゼロおよび慣性座標系に対する傾き角である。

各観測の誤差が互いに独立な平均ゼロの正規分布に従うと仮定し、

$$\arg\max_X p(X|\mathcal{O}) = \arg\max_X L(\mathcal{O}|X), \quad (1)$$

$$L(\mathcal{O}|X) = \prod_{i=1}^N p(o_i|X) \quad (2)$$

を利用し、さらに尤度関数  $L$  の負の対数を取ることでより最小二乗問題に帰着させる [1]。全ての状態を一度に推定するのは大きな処理時間を要するため [7]、本稿では、姿勢と速度の最適化問題を分割し、2段階で推定する方法を採用する。

### 3.2 静止点の検出

静止点の検出には様々な方法があり、それぞれ長所短所がある [8]。今回は角速度のノルムを閾値処理することにより、静止を検出することとした。検出した静止時刻の集合を

$$\mathcal{C} := \{i \mid 1 \leq i \leq n, |\omega_i| < \gamma_{\text{thre}}\} \quad (3)$$

と表記する。

### 3.3 姿勢の推定

始めに各時刻における姿勢  $U = \{u_i\}_{i=1}^n$  を角速度の積分

$$u_{i+1} = u_i * (\omega_i \Delta t), \quad (4)$$

により推定する。ここで  $u_i$  は時刻  $i$  における 3 次元姿勢を回転ベクトル [9] で表現するものであり、回転行列で扱う場合は  $R(u_i)$  と表記する。また、 $*$  は回転の結合を表す。

式 (4) における積分誤差を低減するため、静止時の加速度観測を重力方向と比較することにより修正する。この修正は下記の最適化問題として定式化する。

$$U^* = \min F^{(u)}(U), \quad (5)$$

$$F^{(u)}(U) := \sum_{i=1}^{n-1} e_i^{(\omega)\top} \Omega_i^{(\omega)} e_i^{(\omega)} + \sum_{i \in \mathcal{C}} e_i^{(g)\top} \Omega_i^{(g)} e_i^{(g)}, \quad (6)$$

$$e_i^{(\omega)} := (-\omega_i \Delta t) * (-u_i) * u_{i+1}, \quad (7)$$

$$e_i^{(g)} := \begin{bmatrix} \phi_i \\ \psi_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \phi_i^{acc} \\ \psi_i^{acc} \end{bmatrix} \quad (8)$$

2 種類の誤差関数は  $e_i^{(\omega)}$  が時系列的な角速度観測に基づくものであり、 $e_i^{(g)}$  が静止時の重力加速度観測に基づくものである。 $\Omega$  は観測誤差の分散共分散行列の逆行列である。また、 $\phi_i, \psi_i$  は姿勢  $u_i$  の慣性座標系における傾き角（ロール角、ピッチ角）であり、 $\phi_i^{acc}, \psi_i^{acc}$  は加速度観測から推定される傾き角である。

この問題は非線形最小二乗となり、Gauss-Newton 法を用いて解くことができる。詳細は [1] を参照されたい。

### 3.4 速度の推定

各時刻における速度  $V = \{v_i\}_{i=1}^n$  も同様に、積分による推定と累積誤差の修正の 2 段階で行う。積分による速度推定は、

$$v_{i+1} = v_i + (R(u_i)a_i - g)\Delta t, \quad (9)$$

により重力加速度  $g$  を差し引いた加速度を逐次的に加算することで得る。

積分により累積する誤差を低減するため、検出された静止点を利用したグラフ最適化により誤差修正を行う。

$$V^* = \min F^{(v)}(V), \quad (10)$$

$$F^{(v)}(V) := \sum_{i=1}^{n-1} e_i^{(a)\top} \Omega_i^{(a)} e_i^{(a)} + \sum_{i \in \mathcal{C}} e_i^{(s)\top} \Omega_i^{(s)} e_i^{(s)}, \quad (11)$$

$$e_i^{(a)} := -(R_i a_i - g)\Delta t - v_i + v_{i+1} \quad (12)$$

$$e_i^{(s)} := v_i \quad (13)$$

2 種類の誤差関数は  $e_i^{(a)}$  が時系列的な加速度観測に基づくものであり、 $e_i^{(s)}$  が静止検出時の速度が 0 であるとの仮定に基づくものである。姿勢推定と同様に、これも非線形最小二乗問題となるが、目的関数のヘッセ行列が容易に計算できるため、Newton 法を用いて効率的に解くことができる [2]。

### 3.5 位置の推定

上述の方法で推定した速度を積分し、各時刻における 3 次元位置  $P = \{p_i\}_{i=1}^n$  を推定する。

$$p_{i+1} = p_i + v_i \Delta t.$$

## 4. 静止判定閾値の自動選択

静止判定は単純な問題ではなく、歩き方など運動の特性やセンサのノイズにより最適と考えられる方法は異なる [8]。本研究では式 (3) で静止判定を行うが、筆者らの経験では、閾値の設定は推定精度に大きく影響し、運動の種類により調整する必要があった。

そこで、データから静止判定の閾値を調整することを検討する。着目するのは式 (11) である。静止検出による拘束は数が増えれば二乗誤差の総和は大きくなるように見えるが、適切な速度ゼロ検出ができれば姿勢推定精度と速度ドリフトを低減することができ、最適化後の残差  $F^{(v)}(V^*)$  は小さくなると考えられる。これはまた、式 (2) に立ち戻れば尤度関数を最大化すると解釈することができる。

提案手法ではこの考えに基づき、静止判定の閾値を

$$\gamma_{\text{thre}}^* = \underset{\gamma_{\text{thre}}}{\operatorname{argmin}} F^{(v)}(V^*; \gamma_{\text{thre}}) \quad (14)$$

によって探索する。具体的な探索方法としては、グリッドサーチやベイズ最適化などが考えられる。なお、式 (11) は静止点が 1 つも存在しない場合に単純な最小値 0 を取るが、そのような状況は静止点の検出頻度などから容易に回避することができる。



図 2 実験に使用した IMU

## 5. 評価

### 5.1 実験の設定

提案手法の評価に用いた IMU はスポーツセンシング社の DSP ワイヤレス 9 軸モーションセンサ (計測レンジ  $\pm 16$  G,  $\pm 1500$  deg/s) であり, 左足の足先にテープで貼付して使用した (図 2). 実験は事前に収集しておいた 2 種類のデータを用いてオフラインで行った. 提案手法における閾値探索は,  $[10^0, 10^{-2}]$  の範囲で対数的に等間隔に閾値候補を 20 個用意し, その中から式 (14) の目的関数が最良となるものを選択することとした.

比較のため, EKF に基づく歩行追跡の実装 [10] と結果を比較した. この実装は文献 [8] [11] に類似した静止検出と EKF よる状態推定が実装されている.

### 5.2 階段での歩行

1 段の高さが約 18 cm の階段を 1 歩につき 1 段ずつ計 11 段上った後, やはり 1 段ずつ降りて開始地点まで戻る約 25 秒間の歩行データを用いて実験を行った. 図 3 に結果を示す. 提案手法と EKF による推定結果には大きな差は見られず, データ終端における推定位置の誤差は提案手法で 17 cm, 比較に用いた EKF で 24 cm であった.

### 5.3 卓球フットワーク

歩行以外の動作への応用可能性を検討するため, 卓球のプレー中のフットワーク推定の実験を行った. 首振り機能を備えた卓球マシンから発射されるボールを左右に動きながらフォアハンドストロークで返球する動作を約 80 秒間継続し, そのデータを記録した.

図 4 に結果を示す. この実験では光学式モーションキャプチャ (OMC) のデータを参照用 to 取得し比較した. データ終端における推定位置の誤差は提案手法が 32 cm, 比較に用いた EKF では 124 cm であった.

### 5.4 静止検出

各データにおいて適切な静止判定閾値を選択することができたかを検証した. 静止判定の閾値を変更した

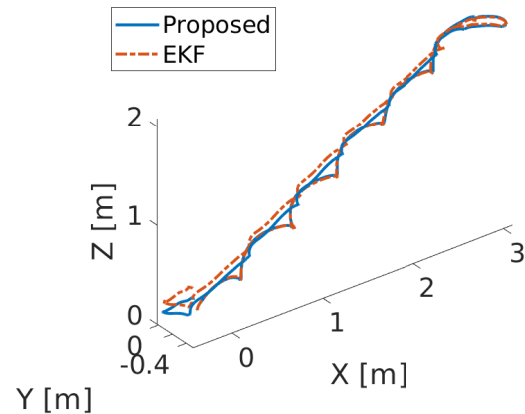
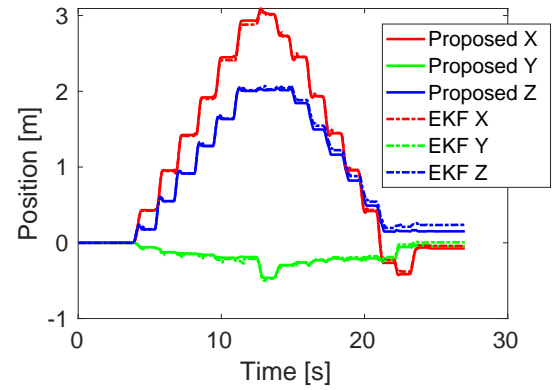


図 3 階段昇降データの推定軌跡

場合の残差 (負の対数尤度) 及び終端における位置推定の誤差がどのように変化するかを図 5 に示す. いずれのデータにおいても, 終端における推定誤差の最小点付近で目的関数が極小になることが確認でき, 提案手法が有効であることが確認できた.

それぞれのデータで選択された閾値は階段昇降データで 0.0546 rad/s, 卓球データでは 0.0264 rad/s であった. 階段昇降データで選択された閾値を卓球データに適用すると終端での誤差は 246 cm に拡大し, データ毎に適切な閾値は異なることがわかる.

## 6. 結言

本稿では靴に装着した IMU データから歩行などの運動を推定する手法を提案した. 提案手法はグラフ最適化に基づく誤差修正を利用したオフライン推定手法であり, 静止判定の閾値をデータのみから調整することができる. 階段昇降および卓球プレーという異なる 2 種類の運動データにより提案手法の有効性を検証した.

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP20K19896 の助成を受けた.

## 参考文献

- [1] K. Irie. A graph optimization approach for motion estimation using inertial measurement unit data. *ROBOMECH Journal*, Vol. 5, No. 1, p. 14, 2018.

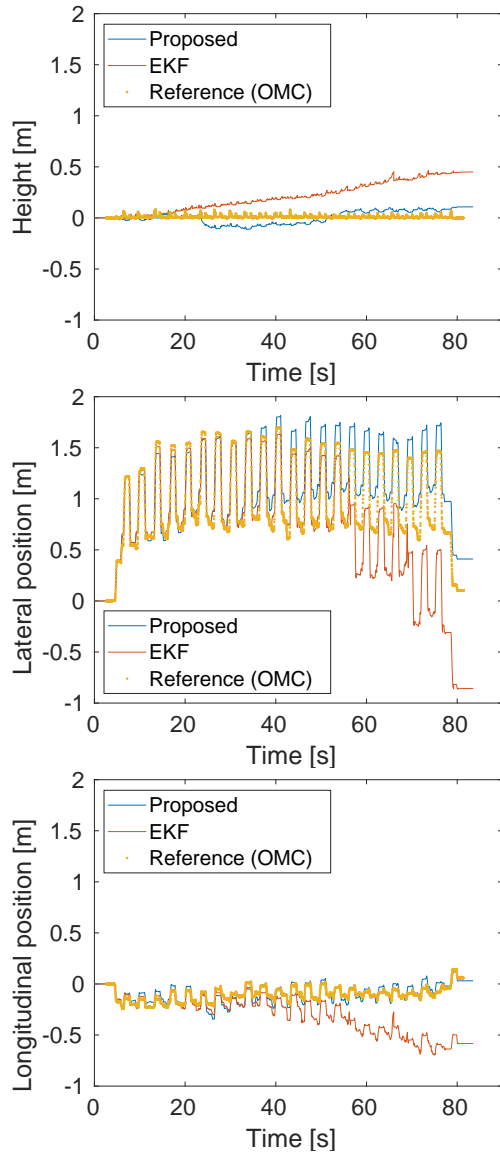
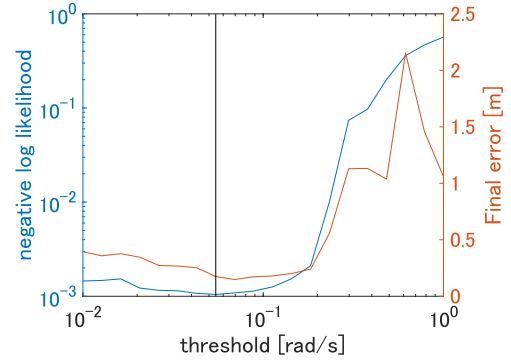
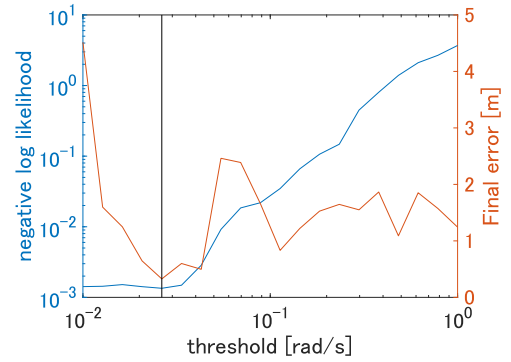


図4 卓球フットワークデータの推定軌跡

- [2] K. Irie. A loop-closure-based inertial motion capture, with application to sports swing measurements. In *Proceedings of IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII 2020)*, pp. 693–699, 2020.
- [3] E. Foxlin. Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors. *IEEE Computer Graphics and Applications*, Vol. 25, No. 6, pp. 38–46, 2005.
- [4] L. Ojeda and J. Borenstein. Non-GPS navigation for security personnel and first responders. *Journal of Navigation*, Vol. 60, No. 3, pp. 391–407, 2007.
- [5] H. Yan, Q. Shan, and Y. Furukawa. RIDI: Robust IMU double integration. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 621–636, 2018.



(a) Stairs



(b) Table tennis

図5 静止判定閾値を変化させた場合の残差および終端誤差（黒縦線は選択された閾値）

- [6] S. Sun, D. Melamed, and K. Kitani. IDOL: Inertial deep orientation-estimation and localization. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 35, 2021.
- [7] 入江清. 三段階ループ閉じ込みによる慣性運動計測の誤差修正. 第24回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 205–212, 2019.
- [8] C. Fischer, P. Talkad Sukumar, and M. Hazas. Tutorial: Implementing a pedestrian tracker using inertial sensors. *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 12, No. 2, pp. 17–27, 2013.
- [9] J. Diebel. Representing attitude: Euler angles, unit quaternions, and rotation vectors. Technical Report, Stanford University, 2006.
- [10] <https://github.com/meyiao/ImuFusion>, 2016. [Accessed: 14-Jul-2021].
- [11] I. Skog, P. Handel, J.-O. Nilsson, and J. Rantakokko. Zero-velocity detection – an algorithm evaluation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 57, No. 11, pp. 2657–2666, 2010.