

単軸加速度を用いた歩行中の下肢関節モーメント推定法の実用化に向けた改良

システム工学群

ヒューマンメカトロダイナミクス研究室 廣田 湧飛

1. 緒言

歩行中の膝関節モーメントからは変形性膝関節症の進行度合いを、股関節モーメントからは変形性股関節症の進行度合いを確認できる⁽¹⁾など、股関節、膝関節、足関節モーメント（以下下肢関節モーメント）は、歩行疾患の重症度を定量的に評価する上で重要な指標となる。

下肢関節モーメントを導出する方法として、従来では光学式モーションキャプチャと床反力計を複合した 3 次元動作解析システムが用いられる。このシステムは身体における各部位の詳細な動作を直感的に理解することができるとともに、高精度なデータ取得が可能である。しかし、機器が高価で稼働に手間がかかり計測環境を限定するため、医療福祉現場で使用することは困難である。これらの問題に対し、本研究グループでは、比較的安価で計測環境に制限がない歩行解析の方法論を提案してきた。既報⁽²⁾では、健常歩行者の自然歩行を対象とした、矢状面下肢関節モーメント推定法を提案した。まず、3次元動作解析システムを用いて左下肢関節モーメントを算出するとともに、左骨盤、左大腿、左下腿、左足背に装着した慣性センサから各部位の 3 軸加速度を取得した。次に、算出した左下肢関節モーメントと取得した 1 部位単軸加速度から学習データを作成し、時系列データの学習に適した深層学習アルゴリズムである LSTM (Long Short-Term Memory: 長短期記憶) を用いて推定モデルを作成した。推定の際は、作成したモデルを用いて 1 部位単軸加速度のみから左下肢関節モーメントを推定し、3次元動作解析システムから導出した正解値と比較して良好な結果を示した。しかしながら、遊脚期の動作は立脚期の動作に強く影響を与えることが報告されている⁽³⁾が、既報では推定範囲を左足接地から左足離地に限定しており、遊脚期における下肢関節モーメントの推定について検討していない。また、前額面および水平面の下肢関節モーメントは歩行疾患を評価する上で重要な指標であるが、矢状面のみの検討しかしていない。さらに、個人解析のみであるため、集団解析による汎化性の検討には至っていないという課題が残されている。

本研究では、医療福祉現場での活用を見据え、安価で計測環境を限定せず、かつ推定に時間を要さない下肢関節モーメント推定法の確立を目的とする。しかし、異常歩行は学習難易度が高く推定が困難なため第一段階として、健常歩行を対象とした、単軸加速度のみから、深層学習を用いた左足接地から次の左足接地直前（以下 1 歩行周期）における矢状面、前額面、水平面（以下 3 方向）の下肢関節モーメント推定法の確立を目的とする。そこで、推定に最適な単軸加速度の検討を行う。また、集団解析における本手法の汎化性について検討する。要旨では紙面の関係上、最適な加速度検討については省略し、集団解析の検討について詳述する。

2. 実験方法

実験協力者は、健常成人男性 5 名（年齢 23±1 歳、身長 1.74±0.03[m]、体重 60.8±4.92[kg]）とする。本実験は、本学

倫理審査委員会の承認（No.309）を得た後、実験協力者に実験内容を説明し同意を得た上で行った。

実験協力者は伸縮性スーツを着用し、その上から身体の 29 か所に再帰性マーカを貼り付ける。本研究では、既報と同様に、左側に装着した慣性センサの単軸加速度から左下肢関節モーメントを推定するため、慣性センサ MTw2 (Movella 社製) は左骨盤、左大腿、左下腿、左足背の 4 か所にマジックテープで貼り付け、実験中にずれないようにテーピングを用いて固定する。

設置型床反力計（テック技販社製、TF-6090 を 2 台、TF-4060 を 2 台）を設置し、実験協力者は、床反力計を含む水平な歩行路上を直進で約 8[m] 歩く。推定範囲を 1 歩行周期とするため、定常歩行となる右足 5 歩目、左足 6 歩目、右足 7 歩目および左足 8 歩目が床反力計の中心を踏むように歩行する。また、実験協力者には歩行速度や歩調の指定は行わず、自由に歩行を行うように指示し、数回練習を行ったのち計測を行う。計測は 10 回行い、実験協力者 1 人につき 10 試行分のデータを取得する。慣性センサ、モーションキャプチャシステム MAC 3D System (Motion Analysis 社製、以下 MC)、床反力計のサンプリング周波数を 100[Hz] で統一して設定し、同期信号を用いてそれぞれの出力を同期する。また、慣性センサから取得した加速度データを平滑化のためカットオフ周波数 9[Hz] でローパス処理を行い、MC から得られた座標データをカットオフ周波数 6[Hz] でローパス処理を行う。その後、取得した座標データと床反力から下肢関節モーメントを算出する。

3. 推定精度評価

3.1 データセットの作成方法と深層学習アルゴリズム

まず、集団解析におけるデータセットの作成方法について述べる。

慣性センサから取得した加速度は、慣性センサ固有の座標系で出力される。しかし、3次元動作解析システムから取得した下肢関節モーメントはグローバル座標系で出力されるため、学習データに用いる両データの座標系が異なる。そこで、加速度データに対し、ジャイロ情報を用いてグローバル座標変換を行う。

本研究では、学習データを加速度と教師データである下肢関節モーメントから作成する。学習データは訓練および検証データから構成されるため、4 名の実験協力者それぞれの 7 試行分を訓練データ、訓練データに含まれない 3 試行分を検証データとする。また、汎化性を検討する際のテストデータとして、訓練データと検証データに使用していない実験協力者 1 名の加速度 10 試行分を用い、3次元動作解析システムから算出した下肢関節モーメント 10 試行分はテストデータにより推定した結果における正解値とする。

集団解析では身長体重の異なる実験協力者を対象とするため加速度および下肢関節モーメントに実験協力者の身体的特徴が含まれる。深層学習アルゴリズムは入力データの特

微量を自動的に抽出する。本研究では歩容を対象としているため、深層学習アルゴリズムが身体的特徴の影響を過度に受けまいよう学習データに標準化を適用する。さらに、学習の効率化および推定精度の向上を目的として、標準化後の学習データに正規化を適用する。

次に本研究で用いる深層学習アルゴリズムの BiLSTM (Bidirectional LSTM: 双方向 LSTM) について述べる。BiLSTM は LSTM の派生アルゴリズムであり、LSTM は時系列データを前から学習するのに対し、BiLSTM は時系列データを前後から学習するため、LSTM よりも高い性能を示すと考えられている⁽⁴⁾。

本節で述べた学習データと深層学習アルゴリズムから下肢関節モーメント推定モデルを作成し、このモデルに 1 部位単軸加速度を入力し 3 方向下肢関節モーメント推定を行う。

3.2 左大腿鉛直方向加速度からの推定評価

要旨では最適な加速度検出について省略したが、結果として左足背鉛直方向加速度からの推定精度が最も良好であり、次に左大腿鉛直方向加速度からの推定精度が良好であった。しかし、今後の実用化を見据え、慣性センサをスマートフォン搭載の加速度センサへ代替する場合、スマートフォン装着に制限のない左大腿を用いることが現実的である。そこで本研究では、左大腿鉛直方向加速度からの 3 方向下肢関節モーメント推定法を検討する。

本節では、実験協力者 A をテストデータとして推定精度の評価を行う。推定精度に対しては、最大誤差率[%]、平均絶対誤差[%]、相関係数、正解値と推定値の波形の類似性の 4 点で評価する。MC で算出した下肢関節モーメントには、床反力計特有の踵接地時の波形や、10 試行分を連結したことによる試行間の不連続性による高周波成分が見られた。しかし、文献⁽⁶⁾には 1 歩行周期の下肢関節モーメントに高周波成分は見られない。本研究で確認された高周波成分は日常の歩行では起こらず、評価指標に大きく影響すると考えたため、本節では高周波成分のデータを除去した範囲で評価する。平均絶対誤差[%]は平均絶対誤差[Nm]を正解値の最大値と最小値の差で除算し、最大誤差率[%]は推定値と正解値の最大誤差を正解値の最大値と最小値の差で除算し、ともに百分率[%]で算出する。

BiLSTM のハイパーパラメータを表 1 に示す。また、実験協力者 A の左大腿鉛直方向加速度からの 3 方向下肢関節モーメントの推定結果を表 2 に示す。表 2 に示す最大誤差率、平均絶対誤差および相関係数は、各試行ごとに算出した値を 10 試行分についての平均値および標準偏差で示す。また、最も精度の高い 1 試行分の推定値と正解値を図 1 に示す。紙面の関係上、矢状面左股関節モーメントの結果のみを示す。

表 2 より、水平面左足関節モーメント以外で良好な推定結果が得られ、推定対象とする下肢関節モーメントによって推定精度に差はみられるものの、本手法は汎化性があり、下肢関節モーメント推定において有用であると考えられる。水平面左足関節モーメントの結果は他の下肢関節モーメントの結果と比べて劣っていた。これは、水平面左足関節モーメントは他の下肢関節モーメントと比べ、実験協力者ごとの特徴に差

Table 1 Parameters of BiLSTM

Hyperparameters	Value
Sequence length	150
Neuron	50
Epoch	50
Batch size	16
Optimizer	Adam
Learning rate	0.001

Table 2 Estimation results for 10 trials from left thigh vertical acceleration

Plane	Joint	Maximum error rate[%]	Mean absolute error[%]	Correlation coefficient
Sagittal	Hip	32.815 ± 5.260	8.853 ± 1.300	0.922 ± 0.017
	Knee	38.456 ± 10.259	10.939 ± 2.919	0.908 ± 0.053
	Ankle	28.848 ± 10.095	5.381 ± 1.124	0.966 ± 0.017
Frontal	Hip	44.567 ± 3.531	12.092 ± 1.110	0.880 ± 0.028
	Knee	39.931 ± 12.085	11.372 ± 3.178	0.899 ± 0.077
	Ankle	30.659 ± 12.594	8.315 ± 3.364	0.905 ± 0.138
Horizontal	Hip	32.250 ± 6.478	9.881 ± 1.186	0.920 ± 0.015
	Knee	34.211 ± 11.536	8.333 ± 2.160	0.898 ± 0.092
	Ankle	69.503 ± 10.766	18.875 ± 3.056	0.782 ± 0.102

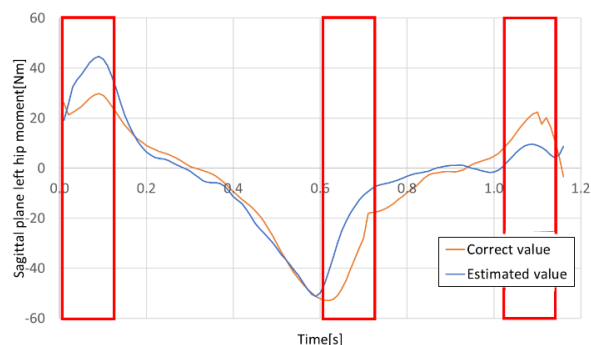


Fig.1 Estimated results of one trial of left hip joint moment in the sagittal plane

が大きく、実験協力者 A の水平面左足関節モーメントの特徴に類似した正解値が学習データに存在しなかったため、十分な学習が行われず、推定精度の低下を招いたと考える。

表 2 より、最大誤差率は多くの下肢関節モーメントにおいて 30[%]以上の誤差を示した。図 1 の赤枠部より、誤差要因はピーク値付近における正解値と推定値の位相のずれと考える。これは、実験協力者数が少なく、特定の実験協力者のデータに影響を受けたことが原因の 1 つと考える。

4. 結言

本研究の目的は、医療福祉現場での活用を見据え、まずは健常歩行の 1 歩行周期を対象として、深層学習を用い、単一慣性センサから取得可能な単軸加速度のみから汎化性のある下肢関節モーメント推定法を確立することであった。結果として、本手法は高精度で汎化性があった。また、医療福祉現場における下肢関節モーメント推定において有用である可能性が示唆された。

今後は実験協力者を増やしさらなる精度向上を検討するとともに、本研究では健常歩行を対象としたため、異常歩行に対する推定法の検討と、スマートフォン搭載の加速度センサからの推定を検討していく。

文献

- (1) 江原義弘 他, 新ボディダイナミクス入門立ち上がり歩行の分析, 医歯薬出版株式会社, pp.202-203, 2018
- (2) 渡邊康平, 慣性センサと深層学習を用いた下肢 3 大関節モーメント推定法, 2023 年度卒業論文, 2023
- (3) Jeff A.Nessler et al, "Phase Resetting Behavior in Human Gait is Influenced by Treadmill Walking Speed", Gait Posture, vol.43, pp187-191, 2016
- (4) Sebastian Kram et al, "A Bidirectional LSTM for Estimating Dynamic Human Velocities from a Single IMU", International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, 2019
- (5) 石田明允 他, 身体運動のバイオメカニクス, 株式会社コロナ社, pp116-118, 2002