

卒業論文要旨

ディープラーニングを用いた歩行時下肢関節モーメントの推定

Estimation of Lower Limb Joint Moments While Walking by Using Deep Learning

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 1210060 木村 武

1. 緒言

歩行解析の一般的な手法として、光学式モーションキャプチャ（以下 MC）と設置式の床反力計を組み合わせた複合システムが知られている。この複合システムを用いて計測する利点は、キャプチャする動作に制限が少ないため、身体における各部位の詳細な動作を直感的に理解できる点である。また、体表面にマーカを貼ることで計測可能であるため、被験者の負担も少ない。反対に欠点として、機材が非常に高価であり、設置式であり歩容や計測範囲に制限があるため、一部の研究施設での使用に留まる。そのため、リハビリや日常で簡単に使用することが可能な運動解析システムは、需要が高いと考えられる。

そこで本研究グループでは、床反力計と MC を用いずに下肢関節モーメントを推定することが可能か検討してきた。床反力計と MC を用いた関節モーメントの導出では、一般に、床反力とその作用点、関節中心位置、各身体部位の重心位置と質量が必要であり、これらを用いることで全歩行周期における関節モーメントが求まる。ここで、歩行動作は片脚支持期と両脚支持期の 2 つに分けることができ、片脚支持期であれば系は静定であることに着目し、床反力が未知でも各身体部位の慣性力から関節モーメントを導出することが可能であると考えた。各身体部位質量と部位の重心位置、関節中心位置は統計値を使うとすれば加速度の測定だけで関節モーメントを導出でき、ウェアラブルな慣性センサのみで推定可能であることを既報⁽²⁾で示した。しかしながら両脚支持期は不静定構造であるため、両脚支持期における関節モーメントの導出には上述の一般的な方法を用いねばならず、さらに床反力は、左右足で別々に求める必要がある。現状では左右別々の床反力を計測するためには床反力計が必要であり、床反力計を用いずに両脚支持期における下肢関節モーメントを推定することは困難である。よって本報ではディープラーニングを用い、MC と床反力計によるデータで学習は行うものの、慣性センサのみから両脚支持期の下肢関節モーメントを推定する。

2. 下肢 3 関節モーメントの推定

本研究でのディープラーニングは、MC と床反力計による測定データから導出した全歩行周期における下肢関節モーメントを学習し、慣性センサを用いて導出した片脚支持期の関節モーメントをテストデータとして両脚支持期の関節モーメントを推定する。

そこで本章ではまず、片脚支持期の下肢関節モーメントの導出法について述べる。前述したように、片脚支持期の関節モーメントは、床反力を用いずに慣性力から推定する。身体部位毎の慣性力を用いるため、阿江ら⁽²⁾を参考に身体を、頭、体幹上部、体幹下部、上腕、前腕、手、大腿、下腿、足部の

15 部位に分割する。関節モーメントの導出では歩行によって身体にかかる各部位の慣性力と慣性モーメントによるモーメントを考慮する必要があるが、本報では上腕、前腕、手の慣性モーメントと鉛直方向慣性力は小さいとし、また進行方向の慣性力は左右で相殺されるため無視できるとする。下半身は、大腿、下腿、足部の 3 部位とする。下半身の慣性モーメントの影響は小さいとして無視する。つまり、図 1 に示す 9 部位にかかる 2 方向慣性力を考慮する。

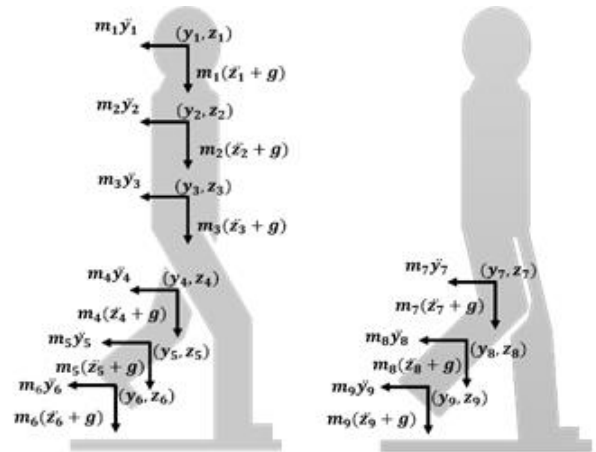


Fig.1 Inertial forces applied in progress and vertical direction when the body is divided nine parts

歩行によって身体にかかる慣性力は、各部位の質量と重心位置座標、動的加速度、重力加速度からなる。阿江ら⁽²⁾の統計値を用いれば、身体質量と重心位置座標、関節位置座標、および重力加速度は既知となるため、加速度が導出できれば下肢関節モーメントを式(1)より推定することができる。ただし、系が静定である片脚支持期しか成立しない。

$$M = \sum_i^N \{-m_i \ddot{y}_i (z_i - z) + m_i (\ddot{z}_i + g)(y_i - y)\} \quad (1)$$

ここで下肢関節モーメントを M 、関節中心の進行方向位置座標を y 、鉛直方向位置座標を z 、身体部位 i の進行方向重心位置を y_i 、鉛直方向重心位置を z_i 、質量を m_i 、重力加速度を g とする。ただし、下肢関節の部位や歩行状態によって考慮する身体部位が異なる。各関節の部位や歩行状態における関節モーメントを推定する際、考慮する部位を表 1 に示す。左の表を立脚相（図 1 左で、右脚）の下肢関節モーメントを推定する際に考慮する部位、右の表を遊脚相（図 1 右で、左脚）の下肢関節モーメントの推定する際に考慮する部位とする。例えば、立脚相（図 1 左）の右股関節モーメントを求めるに

は、頭部、体幹上部、体幹下部、遊脚（左脚）大腿、遊脚（左脚）下腿、遊脚（左脚）足部の 2 方向慣性力が必要となる。

Table 1 Parts to consider in estimating joint moment

	Standing phase			Swing leg phase	
	i	N		i	N
Hip joint	1	6	Hip joint	7	9
Knee joint	1	7	Knee joint	8	9
Ankle joint	1	8	Ankle joint	9	9

次に両脚支持期の関節モーメントをディープラーニングにより推定する方法について述べる。先述のように、学習データは、MC と床反力計を用いて導出した全歩行周期における関節モーメント（以降、正解値）とする。両脚支持期における下肢関節モーメント推定では、まず MC より取得した加速度を式(1)に代入し、導出した片脚支持期の関節モーメントを、学習済みのディープラーニングのテストデータとして用いる。次に、慣性センサで計測した加速度から同様の手順で推定する。これは、慣性センサから取得する加速度データにノイズが重畳し、推定結果に影響することを想定した。MC であれば精度の高い加速度が得られるため、まずは精度の高い加速度データを用いて本報の提案手法が妥当であるかを検討する。その上で、本報での目標である慣性センサから得た加速度データのみを用いた場合に精度がどの程度影響するかを検討する。さらに、関節ごとに学習に用いる範囲を変え精度が向上するか検討する。両脚支持期より前の片脚支持期（表 1 立脚相）のデータから両脚支持期を推定、すなわち過去から未来への順伝播で学習、推定する場合と、両脚支持期より後の片脚支持期（表 1 遊脚相）のデータから両脚支持期を推定、すなわち未来から過去への逆伝播で学習、推定する場合を検討する。ディープラーニングは時系列データの推定に適している Simple RNN を用いる。

3. 実験

正解値となる全歩行周期の下肢関節モーメントと、慣性センサのみからの片脚支持期の下肢関節モーメントが必要である。実験対象は、健康成人男性 3 名（平均年齢 22±1.0 歳、平均身長 171.7±6.7cm、平均体重 61.2±4.2kg）とした。また本実験は、本学の倫理審査委員会の承認を得た後、実施した。本実験で使用した機材は、MC システム MAC 3D System（Motion Analysis 社製）と床反力計を 2 台（テック技販社製、TF-4060、TF-6090）、慣性センサ（Xsens 社製）である。本研究で対象とする 1 歩行周期を図 2 に示す。実験対象者は約 6.3m（合計 9 歩、1 歩 70cm）の歩行路上を歩き、右足 5 歩目と左足 6 歩目が 2 台の床反力計の中心を踏むようにした。また計測回数は 3 回とした。被験者は伸縮性スーツを着用し、その上にマジックテープを用いて慣性センサを身体の 9 カ所（頭、体幹上部、体幹下部、大腿、下腿）の重心位置に貼付けた。MC マーカの貼付け位置は、MC 取扱説明書³⁾を参考に、全身 29 カ所貼り付けた。MC、床反力計、慣性センサのサンプリング周波数は 100Hz で統一し、同期信号を用いて各出力を同期した。MC と慣性センサから取得したデータは、カットオフ周波数 9Hz のローパスフィルタ処理を行った。また MC と床反力計を使って求める正解値は KinToolsRT を（Motion Analysis 社製）用いて導出している。

上述の実験により得られたデータをディープラーニングにかける。両脚支持期の下肢関節モーメントの推定は、まず、MC と床反力計から導出した正解値 6 歩行周期の内、5 歩行周期分を学習データ、1 歩行周期分の片脚支持期をテストデータとし、学習、推定を行った。次に学習データは MC と床反力計で導出した 6 歩行周期の正解値を用い、テストデータ

は慣性センサから推定した 1 歩行周期の片脚支持期のデータを用いて推定した。

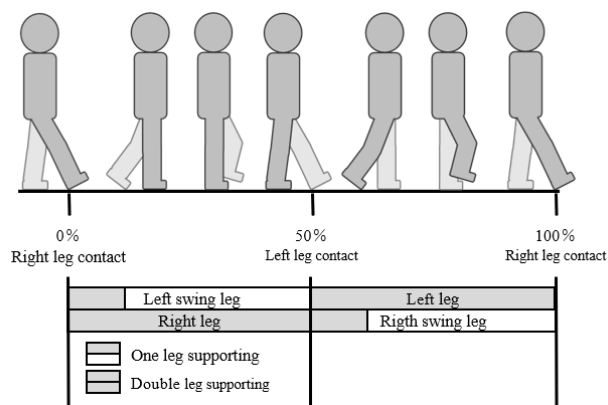


Fig.2 One walking cycle considered in this report

4. 実験結果

被験者 1 名、1 回分の実験結果を代表として図 3～図 8 に示す。図 3～図 5 は正解値で学習、推定した結果で、順に股関節モーメント、膝関節モーメント、足関節モーメントを示した。図 6～図 8 は正解値で学習、慣性センサから推定した片脚支持期の下肢関節モーメントを用いて両脚支持期の下肢関節モーメント推定したものである。左側にある図が順伝播、右側にある図が逆伝播である。図 3～図 8 において MC と床反力計から KinToolsRT にて導出した下肢関節モーメントをオレンジ色の破線（正解値）、図 3～5 において MC と床反力計から推定した片脚支持期の下肢関節モーメントを青の実線、図 6～8 において慣性センサから推定した片脚支持期の下肢関節モーメントを青色の実線で示した。ディープラーニングでの推定区間である両脚支持期の関節モーメントは、濃い緑が 50%信頼区間、薄い緑が 90%信頼区間での推定結果である。

図 3 から順伝播での推定が逆伝播よりも高い精度で推定できていることがわかる。これは図 3 の逆伝播のテストデータは値の変動が順伝播のテストデータより小さいことから、学習した特徴を上手く引き出せていないと考える。この結果から股関節モーメントは逆伝播のテストデータより順伝播のテストデータの方が推定に適していると考えられる。図 4 では逆伝播での推定が高い精度で推定できている。図 4 の順伝播のテストデータより逆伝播のテストデータの方が推定区間直前に山から谷に向かうような特徴的波形があり、うまく学習した特徴を反映できていると考えられる。図 5 では推定区間の正解値の変化が大きいため推定精度が悪いと考えられる。図 6 では逆伝播より順伝播の方が比較的高い精度であることがわかる。慣性センサから推定したテストデータが KinToolsRT で導出した正解値と近いことから、図 3 の正解値で推定した股関節モーメントが順伝播の方が良かったことの理由と同じであると考えられる。図 7 も同様に慣性センサから導出したテストデータが KinToolsRT で導出した正解値と近いことから、図 4 の正解値で推定した股関節モーメントが逆伝播の方が良かったことの理由と同じであると考えられる。図 8 では慣性センサから導出したテストデータの精度が悪いことから、推定精度が悪いと考えられる。

両脚支持期の下肢関節モーメントをディープラーニングを用いて推定すると、テストデータが学習に用いたデータと同じような波形のため、値の変動が大きく、さらに推定区間直前の山から谷に向かうような特徴的波形であれば、ある程

度の精度が確保できた。立脚相と遊脚相のテストデータを比較し、正解値により近く、値の変動が大きく、さらに推定区間直前が山から谷に向かうような特徴的波形のテストデータを選ぶことによって推定精度が向上する。また図 3～5 と

図 6～8 の比較から、慣性センサから導出したテストデータの精度が悪い時、テストデータ（立脚相、遊脚相）を変えても精度が良くならないことがわかった。

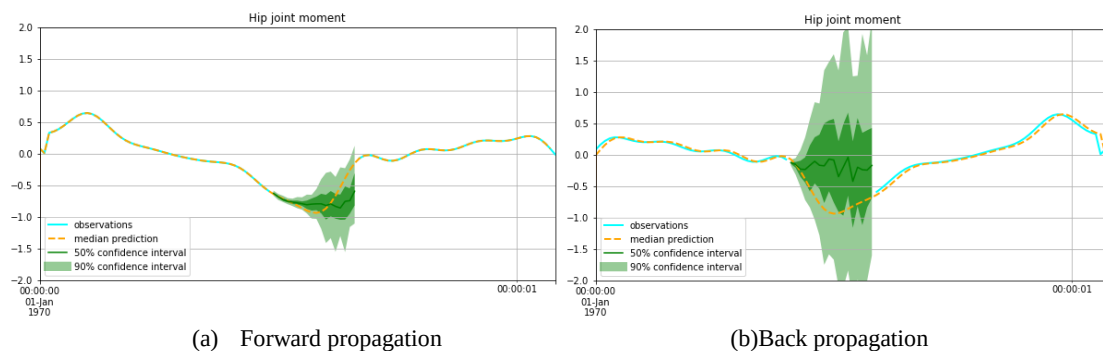


Fig.3 Hip joint moment estimated from the correct value

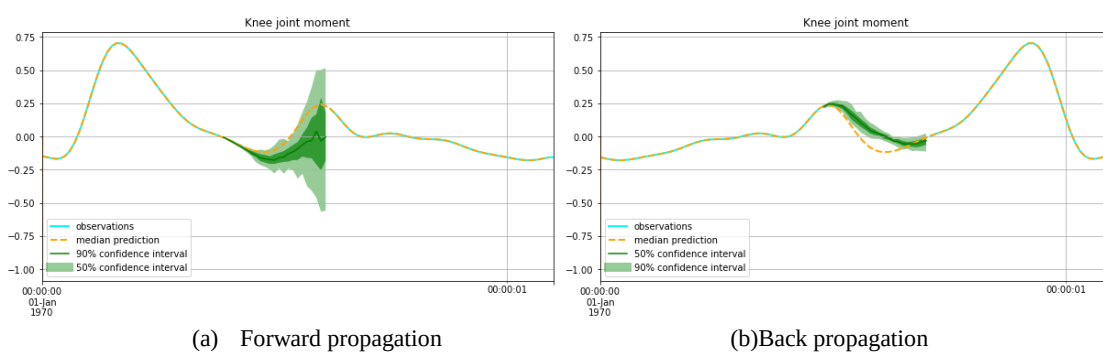


Fig.4 Knee joint moment estimated from correct value

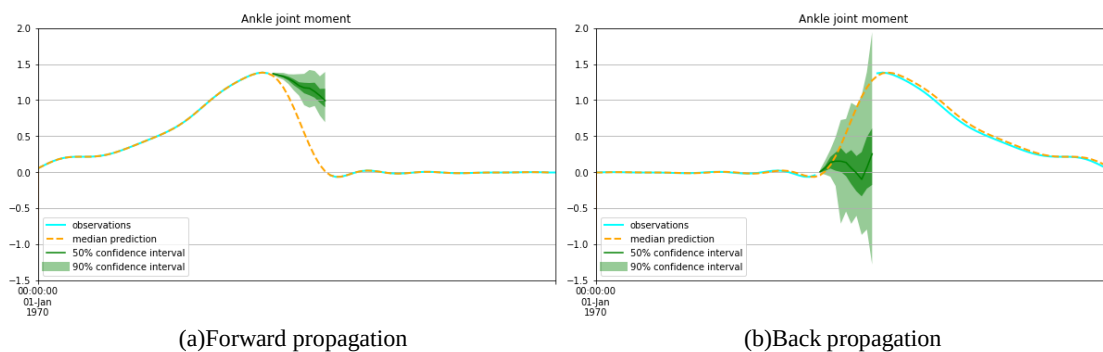


Fig.5 Ankle joint moment estimated from correct value

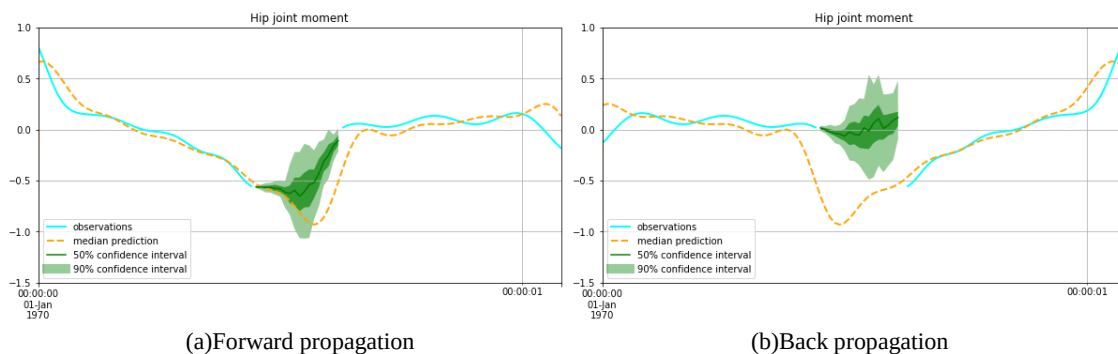


Fig.6 Hip joint moment estimated using IMU

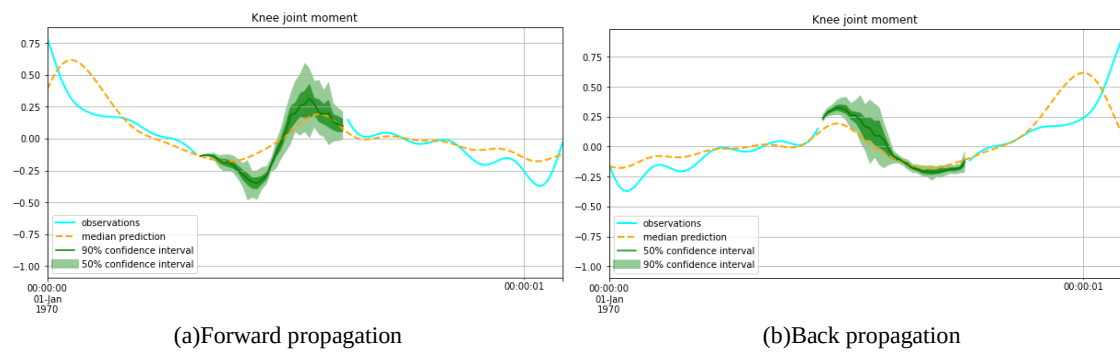


Fig.7 Knee joint moment estimated using IMU

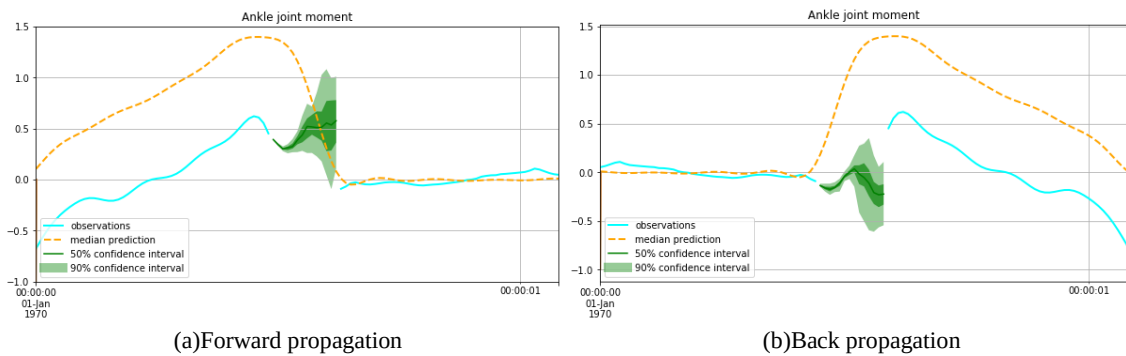


Fig.8 Ankle joint moment estimated using IMU

5. 結語

本報では、MC と床反力計を使用せず、慣性センサを用いて両脚支持期における下肢関節モーメントを推定する方法を検討した。MC と床反力計を用いて導出した全歩行周期における関節モーメントを学習して構築したディープラーニングを用いて、慣性センサのみで推定した片脚支持期の下肢関節モーメントから両脚支持期の下肢関節モーメントを推定した。慣性センサから導出した片脚支持期における下肢関節モーメントが MC と床反力計から導出した正解値と近ければ、関節ごとにテストデータの範囲として、変動の大きい特徴的な波形を設定することによって、学習データ数が極少であっても、股関節と膝関節に限り、ある程度の精度で両脚支持期の下肢関節モーメントを推定できる見通しが立った。

謝辞

本研究は、科学研究助成事業「基盤研究(C)」(JP18K1106)の援助を受け実施した。

文献

- (1) 小谷広生, 芝田京子, ウェアラブル慣性センサを用いた下肢関節モーメントの推定, 日本機械学会中四国支部第 58 期総会・講演会, 01b1(2020)
- (2) 阿江道良, 湯 海鵬, 横井 孝志, 日本人アスリートの身体部分慣性特性の推定, バイオメカニズム, 11 号, (1992), pp.22-33
- (3) KinTools RT User's Guide_Cortex2.0pd