

卒業論文要旨

深層学習を用いた歩行動画からの非侵襲な大腰筋活動量推定

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 1250068 熊崎 莉乙

1. 緒言

大腰筋は腰椎と大腿骨を結ぶ筋肉であり、股関節屈曲筋、腰椎屈曲筋、側屈筋、姿勢安定筋としての機能が報告されている⁽¹⁾。特に歩行動作では、股関節屈曲の際に大腰筋活動量が増加する。大腰筋活動量が低下すると、股関節の屈曲不足を引き起こし歩幅の狭小につながる事が報告されている。歩幅の狭小は転倒のリスクが高まるため予防が重要である⁽²⁾。そのため、歩行時の大腰筋活動量を定量的に表し、かつその測定が簡便でいつでも、誰でも可能となれば、歩行時の転倒予防につながると考えられる。

従来、筋活動量の計測には表面筋電計を用いる手法が一般的だが、大腰筋は深部筋であるため表面筋電計で計測できない。そのため、近年では大腰筋活動量を定量的に表す方法としてワイヤ筋電計を用いる手法が行われてきた⁽³⁾。しかし、この方法はワイヤ電極を直接筋肉に刺入するため危険であり、計測には技術が必要である。したがって、簡便な手法ではない。

そこで、本研究では歩行動作において、手軽に誰でも使用可能な大腰筋活動量の推定手法の確立を目的とする。これまでに、大腰筋活動量ではないが手軽な手法として、一般的に普及しているデバイスであるカメラを用いて、深層学習の1つであるCNN (Convolutional Neural Network) により、静止時の腰部負荷推定⁽⁴⁾や歩行時の床反力値推定⁽⁵⁾を行った。どちらも推定に見通しが立ちある程度の精度は得られたが、時系列を考慮していないため、本研究で扱う動作中の大腰筋活動量の推定には適していない。

そこで、本研究では時系列を学習可能な深層学習アルゴリズムであるLSTM (Long Short-Term Memory) を用いて、従来法に比べ計測環境に制限がなく、比較的安価で誰にでも推定可能な手法を提案する。歩行動画のみから大腰筋活動量を推定するため、設置型床反力計 (以下FP) と光学式モーションキャプチャシステム (以下MC) で得たデータを筋骨格モデルによるバイオメカニクス解析シミュレーション (AnyBody: AnyBody Technology 社製) で解析した左右それぞれの大腰筋活動量、被験者を左側から撮影した動画を用いて学習する。したがって、学習時は労力を要するが推定時は動画の取得のみでよい簡便であり、ユーザへの負担が少ない。本研究では、研究の第1段階として、転倒のリスクが高い歩容であるすり足歩行、また、すり足歩行と大腰筋活動量に差があると考えられる通常歩行の2歩容を対象とする。推定範囲は左足接地から次の左足接地までの1歩行周期とする。

2. 大腰筋活動量推定アルゴリズム

2.1 深層学習モデル

本研究では、時系列データを学習できる深層学習アルゴリ

Table 1 Parameters of CNN and LSTM layers

		Set value
CNN layer 1	Filter size	3
	Filter number	32
CNN layer 2	Filter size	5
	Filter number	64
CNN layer 3	Filter size	5
	Filter number	128
LSTM layer 1	Hidden layer	50
LSTM layer 2	Hidden layer	25
Dropout		0.5
Batch size		64
Epoch		100
Learning rate		0.001

ズムであるLSTMを用いる。また、LSTM層では入力時に画像を平滑化するため、動画から変換した画像の特徴が消えやすい。そこで、LSTM層に画像を入力する前に画像分類に用いられる深層学習アルゴリズムであるCNNを用いて画像の特徴抽出を行う。作成する深層学習モデルはCNN層とプーリング層をそれぞれ交互に3層ずつ、その後平滑化を行う。次に過学習防止用のドロップアウトを行った後、2層のLSTM層に入力し、もう1度ドロップアウトを行い全結合層に通し出力する。CNN層およびLSTM層のパラメータは試行錯誤の結果、表1となった。CNN層では活性化関数としてRelu関数を、LSTM層ではtanh関数を、最適化にはAdamを用いる。Keras Documentation⁽⁶⁾を参考にし、上記の構造をPythonによって作成する。打ち切り条件はKeras.Callbacks.EarlyStoppingを使用しmonitorとして学習誤差を、modeとしてautoを使用する。

2.2 実験方法

深層学習の学習とテストに用いるデータと歩行動画を得るための実験を行う。本実験で使用した機材は、光学式モーションキャプチャシステム (Motion Analysis 社製, MAC 3D System)、設置型床反力計3台 (テック技販社製, TF-4060を1台, TF-6090を2台)、RGBカメラ1台 (Apple 社製, iPad Pro) である。被験者は、健康成人男性1名 (年齢23歳、身長1.72[m]、体重67[kg]) とする。本実験は、本学倫理審査委員会の承認を得た後、被験者に実験内容を説明し同意を得た上で行った。

被験者は伸縮性スーツを着用し、その上からマジックテープを用いて身体の41か所にMC用の再帰性マーカを貼り付けた。同時に被験者の左側から歩行動画を撮影した。被験者は通常歩行とすり足歩行の2つの歩容でFPを含む水平な床面上を直進で歩行する。歩き始めから5歩目の右足、6歩目

の左足、7歩目の右足がFPを踏むように歩行を行い、解析範囲は6歩目の左足接地から次の左足接地までの1歩行周期で行った。2つの歩容でそれぞれ15試行ずつ測定した。また、歩行速度は指定せず歩容のみを指定して行った。動画は60fpsで撮影し、MC、FPは60[Hz]で測定した。MCから得られるマーカー位置とFPのデータから、AnyBodyを用いて大腰筋活動量を左右それぞれ導出し、これを学習データおよびテストデータの正解値とした。また、簡便化を図るため左右大腰筋活動量の推定に対し、被験者の左側から撮影した動画のみを用いる。

2.3 深層学習モデル作成方法

左右大腰筋活動量を推定するため、左右それぞれの深層学習モデルを作成する。まず、実験を行って得られた動画、左右大腰筋活動量に前処理を行い、学習およびテストデータを作成する。歩行動画はPythonモジュールのOpenCVを使用し、フレームレートごとの画像に変換する。画像ごとに背景削除を行い、その後、被験者が画像の中心になるように位置を調整し切り抜く。切り抜いた画像を縦横64ピクセルに圧縮した後、輝度に変換しこれを学習とテストデータに使用する。画像枚数は試行によって異なり、1試行当たり60~85枚であった。

学習データは1試行ごとに時系列に従って、ある時刻の画像とその画像の前4枚の画像を時系列順に並べた5枚で1セットとする。1セット内の5枚目の画像の大腰筋活動量をその1セットの正解値とする。推定には歩行画像を使用する。

画像は輝度に変換したため0~255の値で表される。また、大腰筋活動量は解析結果から0~50[%MVC]の値である。したがって、画像は255で、左右大腰筋活動量は50で除算し正規化した。推定時は深層学習モデルで出力された値に50を乗算することで正規化されている値を大腰筋活動量[%MVC]に変換する。

3. 左右大腰筋活動量推定

学習データは画像5枚と大腰筋活動量の1セットを通常歩行1~12試行目、すり足歩行1~12試行目の順につなげ、テストデータは画像5枚のセットを通常歩行13~15試行目、すり足歩行13~15試行目の順につなげる。1セット内に異なる試行は混ざっていないが、試行間の不連続性は残る。学習およびテストデータに用いた画像は画像1~5枚の正解値に5枚目のときの大腰筋活動量を用いている。そのため、全ての試行で最初の4枚は推定しない。

テストデータを用いて左大腰筋活動量を推定した結果を図1に示す。通常歩行部分を黄色枠、すり足歩行部分を緑枠で示す。また、左大腰筋活動量の推定値と正解値の相関を図2に示す。試行ごとの最初の4枚分は除いて図示している(プログラムで処理済み)。左右大腰筋活動量の推定値と正解値の相関係数は左が0.92、右が0.92、平均絶対誤差は左が0.61、

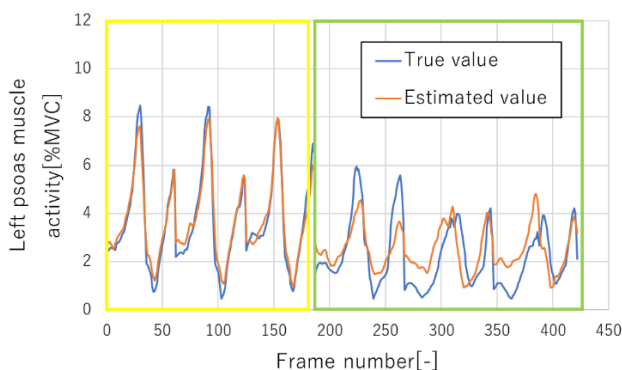


Fig. 1 Estimated left psoas muscle activity for one trial

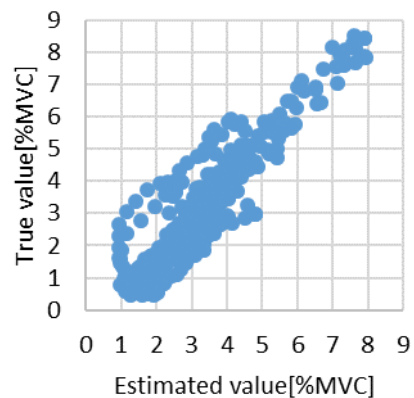


Fig. 2 Correlation chart between estimated and true values of left psoas muscle activity

右が0.69であった。紙面の関係上、右大腰筋活動量推定の波形および相関図は省略する。

左右大腰筋活動量の相関係数は左右どちらも0.92であり強い正の相関が得られた。したがって、左右大腰筋活動量は提案した手法で推定できたといえる。しかし、平均絶対誤差を比較すると左側は0.61であるのに比べ、右は0.69と左大腰筋活動量より右大腰筋活動量の誤差が0.05大きくなった。テストデータの大腰筋活動量の値は左が平均2.87[%MVC]、右が3.69[%MVC]であることから誤差は左右両者とも大きくない。左右で誤差の値が異なった要因として、左大腰筋活動量は左から撮影した動画を用いて学習しているのに対し、右大腰筋活動量は左から撮影した動画を用いて学習したことだと考えられる。

4. 結言

本研究は歩行動作において手軽にいつでも、誰でも使用可能な大腰筋活動量の推定手法の確立を目的とした。健常者の左側から撮影した歩行動画から左右それぞれの大腰筋活動量を推定する手法を提案した。左右どちらも相関係数0.92、平均絶対誤差も小さくなく、精度よく推定できた。

本研究では被験者1名で行った。今後は複数人の被験者で学習、推定を行い、汎化性能を検討する。

文献

- (1) 福井勉, 大腰筋機能の臨床的考察, バイオメカニズム学会誌, Vol.24, No.3, 2000
- (2) 畠中泰彦, 臨床に役立つ歩行運動学, pp.78-79, pp156, 2022.
- (3) 大久保雄 他, 自動下肢伸展挙上時の大腰筋活動ワイヤ筋電図を用いた筋電解析, 第50回日本理学療法学会大会(東京), 2014
- (4) R. Nishimoto et al, "Study of Generalization Performance on Non-Contact Estimation of Lumbar Load Using Webcam Image by Deep Learning for Stationary Standing Forward Bending Posture", International Journal On Advances in Life Sciences, Vol. 15, No. 3&4 2023, Lecture No. 38008.
- (5) 望月偉史 他, 深度情報のない歩行動画からのCNNによる床反力推定-汎化性能の検討-, IIP2023 情報・知能・精密機器部門(IIP 部門)講演会, No.23-9, 2023.
- (6) Keras Documentation, Available from: <https://keras.io/>, August, 2025