

## [研究助成 (A)]

## 慣性計測ユニットによる歩行安定性指標および ベルト装着型歩容評価デバイスの開発

Development of the gait assessment device and gait stability index using inertial measurement unit

2211001



研究代表者 名古屋大学 大学院工学研究科 助教 秋山 靖 博

## [研究の目的]

本研究の目的は、計測が容易な慣性計測ユニット (IMU: Inertial Measurement Unit) を利用して、力学的安定性を表す指標である MoS (margin of stability) を推定する新たな歩行安定性評価モデルを構築することである。MoS は力学的な安定性を定量的に評価する手法である一方、一般にモーションキャプチャシステムによる計測を要し、測定環境が限定されるというデメリットが存在する。そこで本研究では、身体に取り付けるだけで値の取得が可能な小型の IMU センサを利用し、MoS に基づき安定性を評価することのできる手法を開発する。

## [指標の構築方法]

本研究では、機械学習を用いることで IMU データから MoS を推定する。関連研究より、MoS と身体部位の加速度には関連がある可能性が示唆されている。そこで、時系列解析で用いられる機械学習手法である畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) を用いて MoS と身体部位の加速度を関連付ける。

本研究では、身体各部に装着された IMU により計測される 3 軸の加速度の時系列データを入力とし、モーションキャプチャによる計測から得られた歩行ストライドごとの MoS を教師

データとして学習を行った。

IMU によって測定された 3 軸方向の加速度の時系列データは、足部接地から次の同側の足部接地までを 1 歩行周期として歩行周期ごとに分割され、0-100% の時間周期に正規化される。次に、加速度の値を全体の最大値を基準に 0-255 のレンジで正規化し、RGB 画像に変換する。図 1 に、CNN の入力画像の例を示す。横方向は時刻であり、縦方向はセンサ装着部位ごとに分かれている。図中の赤、緑、青はそれぞれ前後、左右、上下方向の加速度に対応する。

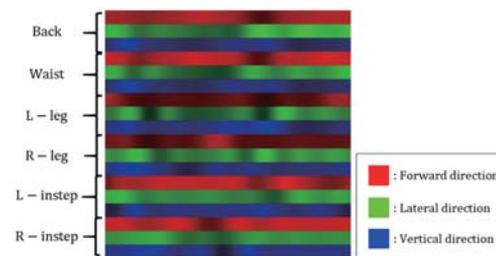


図 1 CNN に入力する加速度データの例

学習は、MoS について閾値を設定し、2 値分離課題として行った。足部接地時の MoS に対し、その時刻を歩行周期における 100% とする 1 歩行周期について作成された上記の入力画像を関連付け、入出力のデータセットとした。モデルの学習には全被験者、全条件を併せた 13261 歩行周期のデータを用いた。また、テストセットは全データセットの内の 2 割をランダムに選定したものとし、学習エポック数は 50

とした。

### [実験方法]

本実験は、名古屋大学工学部倫理部会の承認の下に実施した。

トレッドミル歩行中の実験参加者のバランスを崩す目的で、歩行中に特定のタイミングで急加減速を印可する実験システムを開発した。このシステムでは、左右それぞれのベルト速度が制御可能なトレッドミル（大武・ルート工業社）に、実験参加者がトレッドミル歩行を開始して一定時間定常速度で歩行を行った後に、トレッドミル速度を急に変化させるアルゴリズムを用いた。

実験では、トレッドミルに動作開始信号を送り、条件に応じた速度で動作させる。実験参加者はその上で歩行を開始する。歩行開始後あらかじめ設定した時間が経過した後にトレッドミルの速度は定常歩行速度からさらに2 km/h 急加速する。トレッドミル加速後、その速度で定常歩行を続け、同様にあらかじめ設定した時間が経過したのちにトレッドミルの速度が加速後の速度から2 km/h 減速する。その後、再び定常速度で指定時間歩行したのちにトレッドミルを停止する。以上の内容を1試行とする。

本実験では、2種類のセンサを用いて動作計測を行った。一つ目は、光学式モーションキャプチャシステムである。8台のカメラよりなる光学式モーションキャプチャシステム Opti Track（NaturalPoint 社製）を用いて各試行における動作を計測する。被験者には身体各部の24か所に計測用マーカを取り付けた。これにより各マーカの3次元位置座標を計測し、各時点における被験者の姿勢を求めた。

二つ目は、慣性計測ユニット（IMU）（図2）である。これを身体の各部位に取り付け、歩行中の身体各部位の3軸加速度を計測した。IMUを身体に設置した被験者の様子を図3に示す。



図2 IMUのサイズと形状



図3 IMUの装着位置

本実験においては、以下の3条件を用意した。条件の1つは、計測装置のみを装着し、快適速度および快適速度+2 km/h の2種類の速度の間で加減速を繰り返す条件（AD: Acceleration and Deceleration）である。歩行開始から最初の加速までは40秒の定常歩行、その後の加速ー減速間の定常歩行時間は30秒とした。本条件において加速、減速は5度ずつ行った。

条件の2つ目は、歩行の非対称性の影響を適切に評価できることを検証する目的で、左足に



図4 歩容制限に使用した長下肢装具

図4に示す長下肢装具を装着したものである。この状態で、装具装着時の快適速度、快適速度+2 km/hの2種類の速度の加減速を繰り返した(ADD: Acceleration and Deceleration with Device)。なお、加速から減速、減速から加速までの時間と、1試行内の加減速の回数は装具非装着の条件と同様である。

3つ目の条件は、装具を装着した状態で、装具非装着時の快適速度で定常歩行を行う条件(SD: Steady walking with Device)である。この条件では、歩行開始後3秒でトレッドミルが目標速度まで加速し、歩行開始後130秒まで同速度を維持した後で5秒間かけて停止し、急加減速は行わない。

各条件共、歩行開始後10秒間のデータについては歩行開始部分として解析から除外し、AD条件、ADD条件についてはその後の330秒、SD試行についてはその後の120秒分のデータを解析に用いた。

これら3条件の計測を、各被験者につき1回行った。

### [解析方法]

本実験では、モーションキャプチャにより計測されるデータはサンプリング周波数100 Hzで計測され、6 Hzのカットオフ周波数を持つバターワースフィルタを用いて平滑化された。これによりマーカーを装着した各関節の位置情報を取得した。また、IMUにより計測される進行方向、左右方向、上下方向の加速度データは、サンプリング周波数200 Hzで計測された後、5 Hzの1次バターワースフィルタにより平滑化された。

モーションキャプチャによって得られたデータを基に、進行方向、左右方向のMoS値を各足部接地タイミング毎に算出する。なお、支持基底面の境界は、進行方向については接地足のつま先マーカーの進行方向の座標、左右方向については接地足のくるぶしマーカーの左右方向

の座標と定義した。ここで、モーションキャプチャによって得られたデータから、 $MoS(x)$ 、 $MoS(y)$ は、それぞれ以下の式を用いて求められる。

進行方向、左右方向ともに2通りの境界値を与え、その値をMoSが上回る(High)か下回るか(Low)の2値分離を行った。なお、CNN出力層における活性化関数はシグモイド関数、損失関数はBinary crossentropy、評価関数にはadamを用いた。また、学習データの偏りによる結果のばらつきを防ぐため、k分割交差検証(k=5)によってモデルの性能評価を行った。

### [結果]

本研究では、健常な男性9名(年齢 $23.2 \pm 1.5$ 歳、身長 $170.3 \pm 5.6$  cm、体重 $62.3 \pm 5.1$  kg)を被験者として実験を行った。これにより、計27試行の結果を得た。

図5に、1人の被験者の各試行における前後方向のMoSの分布を示す。全被験者に共通して、速度の増加に伴い進行方向MoSが減少する傾向がみられた。一方、左右方向MoSについては速度の違いによる影響はみられなかった。

表1に、各条件における2値分離課題の精度

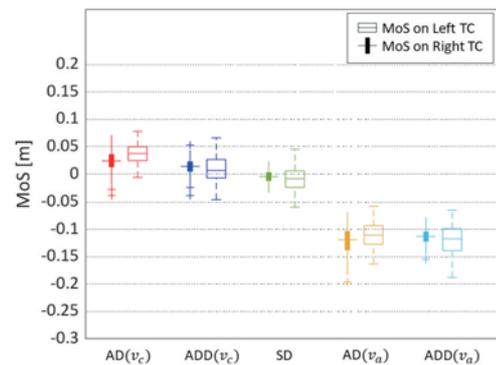


図5 条件ごとのMoS分布の例

表1 CNNによる分類の精度

Direction (Boarder)	Accuracy	Recall
Forward (0)	$0.949 \pm 0.002$	$0.945 \pm 0.007$
Forward (-0.1)	$0.930 \pm 0.003$	$0.864 \pm 0.028$
Lateral (0.1)	$0.916 \pm 0.007$	$0.860 \pm 0.023$
Lateral (0.13)	$0.931 \pm 0.004$	$0.940 \pm 0.010$

を示す。すべてのパターンにおいて Accuracy が 0.9 を上回る値を示した一方、Recall については 2 つの入力作成手法に共通して Forward (−0.1), Lateral(0.1) の場合において 0.9 を下回る結果となった。

$$MoS(x) = Px_{toe} - \left[ Px_{com} + (Vx_{com} + V_T) \sqrt{\frac{Pz_{com}}{g}} \right]$$

$$MoS(y) = Py_{ankle} - \left( Py_{com} + Vy_{com} \sqrt{\frac{Pz_{com}}{g}} \right)$$

$Px_{toe}$  : 接地足つま先の進行方向座標

$Py_{toe}$  : 接地足つま先の左右方向座標

$Px_{ankle}$  : 接地足くるぶしの進行方向座標

$Py_{ankle}$  : 接地足くるぶしの左右方向座標

$Px_{com}$  : 重心の進行方向座標

$Py_{com}$  : 重心の左右方向座標

$Pz_{com}$  : 重心の上下方向座標

$Vx_{com}$  : 重心速度の進行方向成分

$Vy_{com}$  : 重心速度の左右方向成分

$V_T$  : テレドミルの速さ  $g$  : 重力加速度

## [考 察]

表 1 より、閾値を変更することによってばらつきはあるものの、Accuracy はすべてのケースで 9 割を超える結果となった。一方、閾値の変化によって同方向の結果でも Recall が大きく異なる結果となった。この結果から、Accuracy, Recall の値は閾値の変化により影響を受けると考えられる。

閾値により Recall 値が異なる点について次の理由が考えられる。表 2 に、各閾値における各クラスに属するサンプル数を示す。表 2 より、Recall が特に低い結果となった Forward

表 2 CNN による 2 値分離のサンプル数

Direction (Boarder)	Acutual Low	Acutual High
Forward (0)	6931	6330
Forward (−0.1)	3001	10260
Lateral (0.1)	3143	10118
Lateral (0.13)	8116	5145

(−0.1), Lateral(0.1) については実際に Low に分類されるサンプルの割合が低いことがわかる。このサンプルの偏りによって Low に分類されるデータに関する学習が十分に行われず、Recall 値が低くなったと考えられる。

## [結 論]

IMU によって得られた加速度データを基に、CNN によって MoS の大小を分類し、閾値の値によらず 9 割を超える精度で MoS の高低を分類できることを示した。

現状、力学的安定性を表す MoS の計測にはモーションキャプチャシステム等の測定環境が必要となるため、歩行支援デバイスを製作するメーカーやそれを利用するユーザがデバイスの性能を定量的に評価することのハードルは高い。本手法を用いることで、モーションキャプチャシステム等の特殊な測定環境を必要とすることなく、デバイスの性能をメーカーやユーザが評価できることが期待される。

## [今後の研究の方向、課題]

本研究では MoS を安定性指標としてモデルの構築を行ったが、歩行安定性評価指標にはいまだ決定的なものがなく、複数の指標を複合的に用いることが当面妥当と考えられる。今後は、リアプノフ指数等の複数の指標について同様にモデルを作成し、安定性指標の推定を行うことが求められる。

## [成果の発表、論文等]

- ・ 稲垣貴士, 秋山靖博, 岡本正吾, 真弓卓也, 山田陽滋: 「300 人の歩行データを用いた歩行安定性指標と歩行パラメータの関係」, 第 21 回ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2021
- ・ 高津柚那, 秋山靖博, 山田陽滋: 「慣性計測ユニットを用いた歩行中の関節角度パターンの計測」, 第 22 回システムインテグレーション部門講演会 (SI2021), 2021