

# IMUが内蔵された眼鏡による統計的歩行分析

Statistical gait analysis based on the data set from glasses installed with IMU

経営システム工学専攻 曾根圭博

## 1 研究の背景と目的

高齢化社会となった日本における高齢者の単独世帯又は夫婦のみの者の割合は年々増加傾向にある。そのため、遠隔地から近親者等が高齢者の生活状況や健康状態を確認することができるシステムが必要と考えられる。

本研究では健康状態の確認を歩行分析に着目した。歩行は、人間が日常生活の中で行動するために不可欠である。その歩行を分析することによって、人間の健康状態や習慣などを知ることができると考えられている。歩行分析は人間の様態を測定するために非常に重要である。従来、歩行分析はビデオ画像またはモーションキャプチャによる測定が多い [3]。しかし、ビデオ画像またはモーションキャプチャによる歩行分析は設備が高価だけでなく、バイオニックモデルを想定した膨大な計算を必要とする。

近年の技術革新により、重力加速度センサーやジャイロセンサーを搭載した装着型小型機器を使用することができる。本研究では、3軸加速度センサーと3軸ジャイロスコープを組み合わせたIMUを用いた眼鏡型の端末を用いて、歩行分析を行う。眼鏡型ウェアラブル端末は体軸上に設置することができ、体の動きは体軸の動きを測ることでわかると考えられる。計測された歩行データを利用して統計的手法で通常歩行か異常歩行かを判別する。

## 2 JINS MEME

本研究の歩行分析で使用した機材はJINS MEMEである。JINS MEMEは株式会社ジズ（JINS Inc.）によって開発されたメガネ型ウェアラブルである端末 [7]。実験ではJINS MEME ESというタイプを使用した。このタイプは研究用として特別に設計された。APIを介さずに眼電位や6軸データの直接取得・分析ができる。また、付属のソフトウェアで取得されたデータをリアルタイムに視覚化することができ、データに対する理解度が高まることを考えられる。このデバイスは、持ち運びや使用が容易である。眼鏡に装着されたIMU

は体の動きを測定する。頭の近くにあるセンサが体軸の上にあるので、高精度で身体の運動または重心の移動を測定するのに適している。

### 2.1 IMU

IMUとはInertial Measurement Unitの略称で、慣性計測装置と呼ばれている。本研究では3軸加速度センサーと3軸ジャイロスコープの組み合わせたものを搭載しているJINS MEMEを使用している。本研究ではこの計6軸のデータを利用して主に歩行分析している。

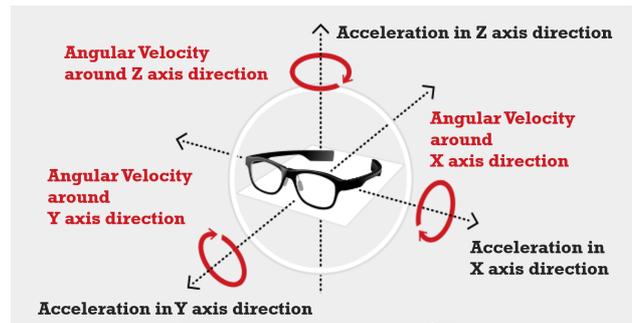


図 1: IMU のイメージ図

### 2.2 EOG(眼電位)

眼電位は、角膜側に流れる電荷（正）と網膜側に流れる電荷（負）の電位差のことである。眼球が動くことで発生した電位を、鼻あてとブリッジの部分に搭載されているセンサーで検出し、目線の移動量や瞬きを検出できる。JINS MEMEは3点式のセンサーを導入していて、より使用者の違和感を軽減させた。従来、4点式（電圧を測定する測定点が4つ）の眼電位センサーが多く、JINS MEMEは3点式のセンサーを導入していて、より使用者の違和感を軽減させた。

## 3 解析方法

### 3.1 ロジスティック回帰

ロジスティック回帰モデルは、バイナリ（0か1）（本研究では通常歩行か異常歩行）を予測するために使用

される。ロジスティック回帰モデルは次の形式で書くことができる。

$$\text{logit}(p_i) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \alpha + \beta_1 x_{1,i} + \dots + \beta_k x_{k,i},$$

$$(i = 1, \dots, n),$$

$x_i$  を説明変数とする。各実験データから最小値・25%値・中央値・75%値・最大値を説明変数として決めた。回帰係数  $\alpha$  と  $\beta$  は、最尤推定を使用して推定している [8]。

### 3.2 多項ロジスティック回帰

ロジスティック回帰の目的変数のカテゴリー数を三つ以上に拡張したのが多項ロジスティック回帰である。起こり得る結果が  $m$  種類であり、それぞれの事象が発生する確率を  $p_k, k = 1, 2, \dots, m (\sum_{j=1}^m p_j = 1)$  としたとき、 $n$  回の試行でそれぞれの事象が  $y^k$  回起きる確率は次式で定義される多項分布 (Multinomial distribution) で表される。

$$p(y_1, y_2, \dots, y_m) = p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_m^{y_m}.$$

また、最後のカテゴリーをベースラインカテゴリーとした場合のロジットモデルを次に示す。

$$\log\left(\frac{p_k}{p_m}\right) = \alpha_k + \beta_k x_k,$$

$$(k = 1, 2, \dots, m - 1),$$

これを多項ロジットモデルと呼ぶ。多項ロジットモデルに対応する多項ロジスティック回帰は次の形式で書くことができる [9]。

$$P_k = \frac{\exp(\alpha_k + \beta_k x_k)}{1 + \sum_{i=1}^{m-1} \exp(\alpha_i + \beta_i x_i)}.$$

本実験では説明変数を最小値・中央値・最大値分散・平均をとす。また、目的変数は通常歩行と異常歩行の三種類の合計四つである。以下のサポートベクターマシンの説明変数も目的変数が同様となる

### 3.3 サポートベクターマシン (SVM)

サポートベクターマシンは、機械学習における教師あり学習のパターン認識アルゴリズムのひとつで、クラス間のマージンを最大化するように線形分類を行う。パターン認識の中でも主流な手法の一つである。サポートベクターマシンのカーネル法を用いてデータを高次元化した後に各クラス間のマージンを最大化する分類を

行うことで複雑なデータに対しても高い分類性能を示すことができる。学習データ  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$  があるとする。  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  は個体の特徴ベクトルであり、  $y$  は目的変数である。本研究で使用したカーネル関数  $K(x_i, x)$  とそれによるサポートベクターマシンを以下に表される。

$$K(x_i, x) = e^{-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}}.$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x) + b.$$

$n$  はサンプル数、  $a_i$  は最適解、  $x_i$  は  $a_i > 0$  のサポートベクターマシンであり、  $x$  は未知のベクトル、  $b$  は閾値である。この式の最適化をマージンを最大化するアプローチで行う [10]。

## 4 実験

歩行を測定するために JINS MEME を使用した。JINS MEME を被験者が付けて、異常か通常の歩行をする。通常歩行では、被験者の顔は前方に向かって普段通りに歩行をする。異常歩行の実験は 3 種類実行した。その 3 種類は：スマートフォンを使用しながらの歩行 (異常歩行 A)、足を引きずりながらの歩行 (異常歩行 B)、どこかを見ながらの歩行 (異常歩行 C) の 3 種である。各歩行の距離は約 400cm で、開始の合図で 3 秒停止してから歩行し始める。終了時も 3 秒停止してから終了となる。また、確認のためにビデオを使って録画した。実験は以下の図 2 が示したように行った。

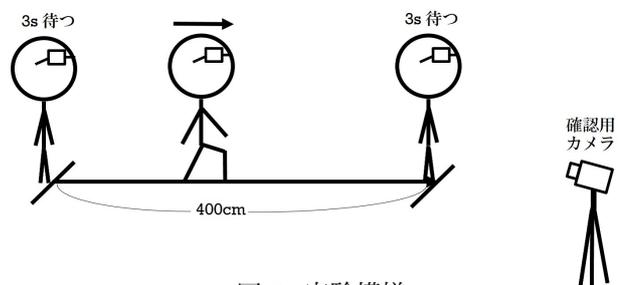


図 2: 実験模様

また、実際に使用した機材は、パソコン・携帯 (カメラ代わり)・JINS MEME の 3 つのみであるため、あらゆる歩行可能なところで実験可能である。

## 4.1 実験より得たデータ

4種類（通常歩行・異常歩行 A・異常歩行 B・異常歩行 C）の歩行の6軸データを一部抽出し、それぞれ線形にして以下に表し、比較する。

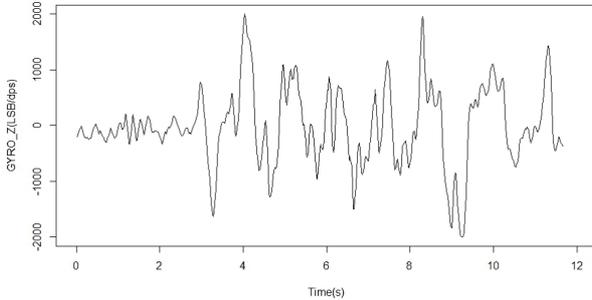


図 3: 通常歩行の GYRO\_Z 軸データ

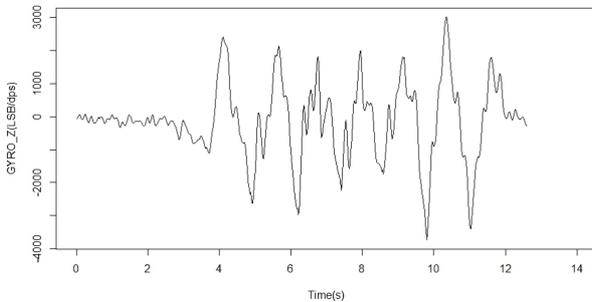


図 4: 異常歩行 A の GYRO\_Z 軸データ

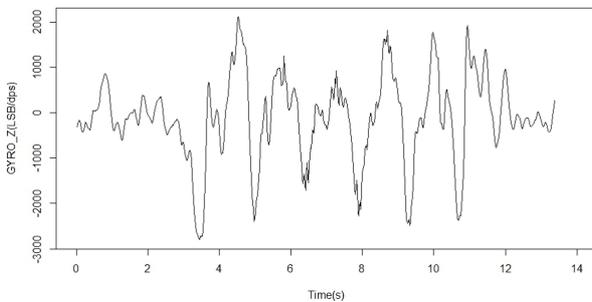


図 5: 異常歩行 B の GYRO\_Z 軸データ

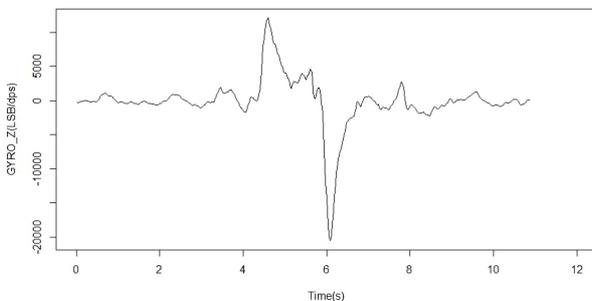


図 6: 異常歩行 C の GYRO\_Z 軸データ

4種類の歩行の生データを観察すると、異常歩行 C の GYRO\_Z 軸データはその他の歩行とかなり異なることがわかる。このように、通常歩行と異常歩行 A・B・

C の 6 軸は明らかな相違があるため、本研究ではロジスティック回帰では最小値・25%値・中央値・75%値、最大値を説明変数とし、多項ロジスティック回帰とサポートベクタマシンでは最小値・中央値・最大値分散・平均を説明変数とする。また、簡単な説明変数で分析することによって、計算量を減少することができ、今後ではリアルタイムのデータ分析にも高速化が期待できる。

## 5 結果と考察

ロジスティック回帰によって処理されたデータを分析した結果を以下の表に示す。

表 1: すべてのデータの結果

Prediction \ True Value	Normal	Abnormal
Normal	41(91.11%)	2(3.39%)
Abnormal	4(8.90%)	57(96.61%)

表 1 より、ロジスティック回帰による通常歩行か否かの判別率が約 78%である。極めて良好な判別率ではあるが、更なる精度を求めるために、通常歩行と異常歩行の三種類をそれぞれ分けて判別した結果が以下となる。

表 2: 足引きずりながらの歩行と通常歩行の結果

Prediction \ True Value	Normal	Limp
Normal	39(90.70%)	3(6.52%)
Limp	4(9.30%)	43(93.48%)

表 3: スマホをみながらの歩行と通常歩行の結果

Prediction \ True Value	Normal	Smartphone
Normal	40(76.92%)	4(23.52%)
Smartphone	12(23.0%)	13(76.47%)

表 4: よそ見ながらの歩行と通常歩行の結果

Prediction \ True Value	Normal	Look Away
Normal	38(84.44%)	4(18.18%)
Look Away	7(15.56%)	18(81.82%)

通常歩行と異常歩行 A・異常歩行 B・異常歩行 C の判別率はそれぞれ 92%, 79%, 84%となった。通常歩

行と異常歩行 A は明らかに判別することができる。通常歩行と異常歩行 B・C もそれぞれ 8 割に近い判別率だった。通常歩行と異常歩行 A の判別率より異常歩行 B・C が低い理由として、B・C は頭部に動きがあって、体軸は大幅にぶれていないと考えられる。実際に、映像で確認したところ、考えと合致した。そして、より細分化して歩行の判別を求めることで被験者の健康状態やその原因がわかると考えられるため、以下ではロジスティック回帰の拡張である多項ロジスティック回帰と最近話題である機械学習の判別方法のひとつであるサポートベクタマシンで通常歩行異常歩行 A・異常歩行 B・異常歩行 C の 4 種類の判別を行った。

表 5: 多項ロジスティック回帰による判別結果

Prediction \ True Value	Normal	Limp	Look Away	Smartphone
Normal	41(74.55%)	2(2.90%)	0(0%)	1(3.33%)
Limp	4(7.28%)	57(82.61%)	5(17.86%)	7(23.33%)
Look Away	5(9.10%)	3(4.35%)	23(82.14%)	1(3.33%)
Smartphone	5(9.10%)	7(12.73%)	0(0%)	21(70.00%)

表 6: サポートベクタマシンによる判別結果

Prediction \ True Value	Normal	Limp	Look Away	Smartphone
Normal	44(86.27%)	3(4.23%)	4(14.29%)	0(0.00%)
Limp	2(3.92%)	59(83.10%)	1(3.57%)	5(15.62%)
Look Away	5(9.80%)	4(5.63%)	23(82.14%)	0(0.00%)
Smartphone	0(0.00%)	5(7.04%)	1(3.57%)	27(84.38%)

表 5 と表 6 り、多項ロジスティック回帰による判別率とサポートベクタマシンによる判別率はそれぞれ 78.02% と 84.07% とわかる。いずれも高い精度の判別であると言える。これは、加速度センサーの三軸のデータが明らかに違いが測定することができたことは、測定装置が体軸の頂点に設置してあることが理由として考えられる。また、頭の動きのある歩行でジャイロセンサーの三軸データもかなり顕著な異なる場所があったことも理由のひとつとして考えられる。IMU を用いた眼鏡型ウェアラブル端末を利用して歩行分析はできると言える。さらに、本研究では多項ロジスティック回帰とサポートベクタマシンサポートの両方をモデルと同様な条件の下で判別を行った。結果として、サポートベクタマシンの判別がよりよい結果を得たことから、専門知識のない方も便利に利用できるといえる。また、眼電位のデータを追加してサポートベクタマシン判別を行った。結果は以下に示される。

表 7: サポートベクタマシンによる判別結果 (眼電位データ込み)

Prediction \ True Value	Normal	Limp	Look Away	Smartphone
Normal	45(88.24%)	3(4.23%)	3(10.71%)	0(0.00%)
Limp	1(1.96%)	61(85.92%)	0(0.00%)	4(12.50%)
Look Away	5(9.80%)	3(4.23%)	24(85.71%)	0(0.00%)
Smartphone	0(0%)	4(5.62%)	1(3.57%)	28(87.50%)

以上の結果より、眼電位のデータ込みで判別することによって精度が 84.07% から 86.81% に上昇し、より良い結果を得た。本研究で行った実験の歩行の中でも特によそ見と歩きスマホが他の歩行と違って、眼球の動きもあるからと考えられる。

## 6 結論

本研究では、歩行分析に IMU を用いた眼鏡型ウェアラブル端末を使い、簡易的な説明変数で通常歩行と異常歩行の判別ができた。また、統計的手法でより細分化した歩行の判別も良好な結果を得た。IMU を用いた眼鏡型ウェアラブル端末を利用して歩行分析はできると言える。また、Google Glass などの眼鏡型ウェアラブル端末はスマートフォンのように一人一台の時代が来ると考えられる。将来、随時に健康状態を確認するためにリアルタイムでストリーミングデータを分析できるシステムを開発しなければならない。

## 参考文献

- [1] OKUSA Kosuke, KAMAKURA Toshinari (2011), A Statistical Registration of Scale-Changing and Moving Objects with Application to the Human Gait Authentication. Proc. 58th World Statistical Congress, 2011, Dublin (Session CPS017)
- [2] JINS MEME ES (2017). <https://jins-meme.com/ja/products/es/>. (最終アクセス 2018 年 2 月 14 日)
- [3] Press, S. J., & Wilson, S. (1978). *Choosing between logistic regression and discriminant analysis*. Journal of the American Statistical Association, **73** (364), 699-705.
- [4] 奥村学, 高村大也 (2013), 自然言語処理シリーズ 1 言語処理のための機械学習入門. コロナ社, p117-131