

6ZB-05

## モーションセンサを用いた歩行の可視化と認識に関する研究 Visualization and Recognition of Gait with 3D Motion Sensors

永田雄大 孫寧平  
国立熊本高等専門学校

### 1. 序論

歩行は人の動きのなかで一番特徴のある連鎖運動である。歩行のメカニズムの解明は、足・膝・股関節など下肢障害の治療やリハビリを専門としている整形外科領域などに幅広く関わっている。現在は患者の歩行フォームを判断することの多くは目視で行っており、的確な個人データに基づいた科学的な分析方法を開発することが望まれている。そのため、センシングや人工知能などの高度な技術を導入し、正確な個人データに基づく科学的な分析手法を提供することで、人体に装着出来る歩行者運動分析システムを構築し、開発したいと考えている。

本研究では歩行データ収集するために、人の動きをデジタルデータとして採取・記録・通信できるモーションセンサを利用している。しかし、採取したセンシングデータのみを見て人の動きを視覚的に認識することは難しい。そこで本研究では、採集したデータの測定誤差を補正する方法を開発し、コンピュータグラフィックスによる人間歩行の可視化を行った。また、採集したデータを自動的に解析できるために、データの下処理には機械学習を利用し動きデータの認識を行った。本稿では、提案した角度誤差補正フィルタの構成、可視化の実装及び認識の処理について述べる。

### 2. センサ装着位置に関する検証実験

本研究では ATR-Promotions 社のモーションセンサ TSND121 を使用している。TSND121 はコンパクトなワイヤレスセンサで加速度・角速度センサ、地磁気センサ、気圧・温度センサ、AD コンバータを搭載している。

はじめに計測する際のセンサ装着位置に関する検証実験を行った。センサを図1のように右足下腿に5つ装着し、座位の状態から地面と水平になるまで振り上げ、10回ずつ一組として加速度を採取し計測を行った。図2のグラフは各センサの分散値の平均を示している。グラフより回転軸となっている右膝とセンサの距離が遠くなるにつれて値が大きくなっていることが確認できた。加速度値は一定時間の離散値で与えられるものであるため、周期的な運動である下腿の振り上げ運動に関して分散値が大きいものは信頼性かけると判断できる。よって本研究では各関節の動きを測定するとき、センサの装着位置はより回転軸となる

関節に近い場所を採用する。

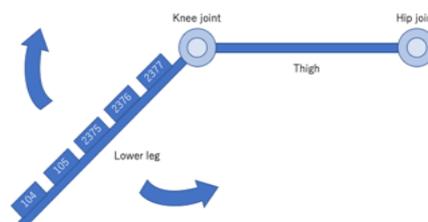


図1 センサ装着位置の検証実験



図2 各センサの分散値

### 3. クラスタリングによる有効データの選定

歩行分析を行うにあたって歩行の前後のデータは不要なものとなる。そのため今回は静止時と歩行時のデータでクラスタリングを行い測定したデータから静止状態のデータを取り除くことを試みる。

動き認識には、教師あり機械学習法と $k$ 近傍法を用いる。前進運動である歩行を行った場合、進行方向である $z$ 軸の加速度である $A_z$ の波形が最も変化が表れていた。また、角速度は足の振り上げによって値が大きく変動する。特に $\omega_y$ は足の振り上げを行う回転軸にあたるため、他の角速度の値と比較して波形の形の変動が大きい。これらより、特徴量として右足大腿と下腿の $A_z$ と $\omega_y$ を半歩程度(350)で区間をとり50ずつずらし続け、それぞれの標準偏差、最大値、最小値を要素にもつ特徴ベクトルの計算をした(図3)。その後、識別するテストデータの特徴ベクトル1つと教師データの特徴ベクトル全ての距離を計算し、最も近傍に位置する $k$ 個によってテストデータのラベルを推定した。

$k$ 近傍法により推定されたテストデータのラベルをもとに測定した生データより静止状態のデータを省略する。図4は有効データ抽出後の $z$ 軸加速度を示す。結果より静止状態のデータを除去できている。

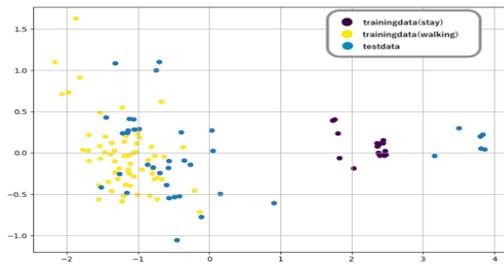


図3 特徴ベクトルの特徴量空間

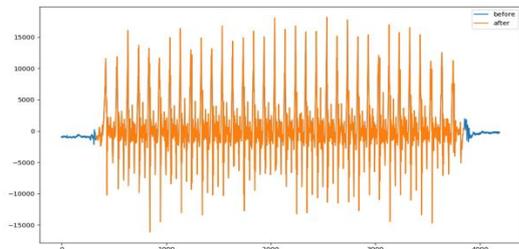


図4 有効データ抽出前後のz軸加速度

#### 4. 歩行パラメータの算出

測定した角速度を積分することにより各軸周りの回転角を求めることができる。また、加速度については式(1)(2)を用いて回転角を求められる。

$$\varphi_{acc} = \text{atan2}\left(A_y, \sqrt{A_x^2, A_z^2}\right) \quad (1)$$

$$\theta_{acc} = \text{atan2}(A_z, A_x) \quad (2)$$

$\varphi_{ang}, \theta_{ang}$  について積分により角度を算出しているため測定誤差が累積してしまった。しかし、 $\varphi_{acc}, \theta_{acc}$  は時間経過による推定角度の信頼性が落ちることはない。そこで双方の長所を生かした補正フィルタ(3)(4)を用いてさらに角度推定を行っていく。

$$\varphi_i = k(\varphi_{i-1} + \varphi_{ang}) + (1-k)\varphi_{acc} \quad (3)$$

$$\theta_i = k(\theta_{i-1} + \theta_{ang}) + (1-k)\theta_{acc} \quad (4)$$

ここで、 $\theta_i$  は測定する時点での角度である。 $k$  は係数であり、 $0 < k < 1$  で、 $k$  の値が大きいくほど短時間に作用する角速度による角度の影響が強くなり、小さいほど加速度による角度の影響が強くなる。検証実験では、 $k = 0.95$  とした。

図5は上述より算出した補正角度の推移とP-P値を示している。積分計算による累積誤差が補正されていることがわかる。またP-P値より歩行の左右対称性や安定性、前方突進運動などの検証も可能である。

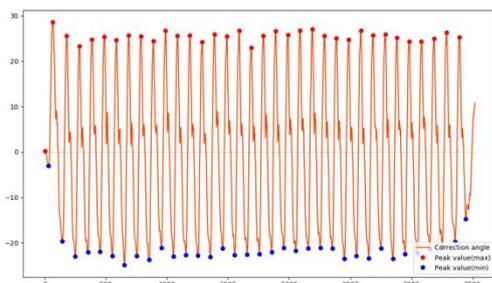


図5 補正後の右足大腿の回転角

#### 5. モーションの可視化

今回は3D描画にゲームエンジンであるUnityを用いた。図6はUnityが提供している人型モデルキャラクターUnitychanの階層化された骨格構造を示したものである。右の装着例に対応したボーンに取得した回転角 $\theta_i$ を適応させることでモーションを可視化し、シミュレーション検証を行った。

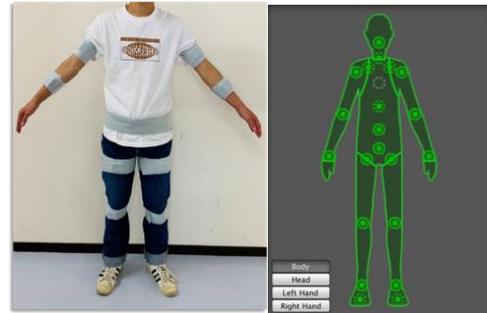


図6 センサ位置とhumanoidボーン対応

Unityには度数法を用いて回転を作成する関数が用意されており今回はそれを使用した。第一引数に補正後の回転角を、第二引数に回転させる関節のローカル座標の軸を指定する。(5)に書式を示す。

$$\text{Quaternion.AngleAxis}(\text{angle}, \text{new Vector3}(x, y, z)) \quad (5)$$

しかし(5)を用いてシミュレーションを行ったところ、腕や下腿などが逆方向に反り返ってしまうことがあった。これは腕や下腿など階層構造でも子に当たる関節にそれぞれ親の関節の逆の回転を合成することで解決した。

#### 6. おわりに

本研究では測定したデータから有効部分を抽出し各パラメータの算出と可視化による検証を行った。歩行診断に向けた展望として、算出したパラメータと新たに機械学習を用いることでリハビリの経過予測や患者へのアドバイスができるのではないかと考えられる。また、それに向けたアルゴリズムの吟味も必要である。可視化に関しても予測後のモーションを表示できたらいいと考えている。

#### 参考文献

- [1] Ningping Sun, Yuya Sakai, New Approaches to Human Gait Simulation Using Motion Sensors, The 31st IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA-2017), 2017.
- [2] Ningping Sun, Toru Tsuruoka, Pedestrian Action Recognition Using Motion Sensor and k-NN Classifier, 2018 2nd International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications (ICAITA2018), 2018.