

卒業論文要旨

モーションセンサを用いた歩行意図同定法の開発

知能ロボティクス研究室 1170023 大寺 真生

1. 緒言

日本では少子高齢化が進行しており、65歳以上人口の割合は年々増加傾向にある⁽¹⁾。介護必要者の増加と日本人口の減少により、介護者の負担が増加しており、介護援助の需要が高まっている。こうした社会的背景に基づき、本研究室では日常生活での歩行支援を目的としたインテリジェント歩行支援機を開発を行っている⁽²⁾。ジョイスティックを用いて全方向移動と回転ができる運転モード、アムレストの下部に取り付けられた荷重センサを用いて八方向移動ができる重心モードがある。しかし、下肢障害者が歩行中にジョイスティックを操作することは困難である。そこで、小型軽量で歩行動作の妨げにならない慣性センサを用い、インテリジェント歩行支援機を使用者の歩行と同期させて動かすことが出来れば、運転モードや重心モードで考えられる不便性が解消され、より安全で楽な歩行をすることが出来る。先行研究として筋電センサを用いた歩行意図同定が行われている⁽³⁾。筋電は生体データを測定している都合上、体調によってデータが変わりやすい。そこで本研究では慣性センサを用いて、下肢動作による方向意図同定法を提案する。被験者の前、後ろ、右方向への歩行中の加速度を慣性センサで計測し、加速度情報を利用した、被験者の方向意図の同定法を提案している。実験により検証し、提案した方法の有効性を検討する。

2. インテリジェント歩行支援機

開発したインテリジェント歩行支援機を図1に示す。4つのメカナムホイールを使用しており、前後左右、斜め、回転といった全方向への移動をすることができる。



Fig. 1 Intelligent walking support machine.

3. 歩行動作の測定方法

3.1 モーションセンサ

歩行動作の測定には3軸の加速度、角速度、地磁気の計測が可能なZMP社のモーションセンサIMU-Z2を使用した。Bluetoothによる無線通信が可能でサンプリング周期は10msである。モーションセンサを図2に、詳しい仕様を表1に示す。



Fig. 2 Motion sensor IMU-Z2.

Table 1 Specification of the motion sensor.

acceleration	3axis, display range ± 2 [G]
angular velocity	3axis, display range ± 250 [degree/sec]
terrestrial magnetism	3axis, display range ± 1 [gauss]
sampling	10[ms]
size	36[mm] \times 52[mm] \times 11[mm]
weight	20[g]

3.2 計測機器の装着

センサの取り付け位置は、歩行時に大きく動き、また足首の角度や動きに影響されない、足首の外果の上部に取り付ける。センサの取り付け位置を図3に示す。計測数値は直立し正面を向いた静止状態で上方向をy軸の正の値、右方向をz軸の正の値、正面方向をx軸の正の値とした。

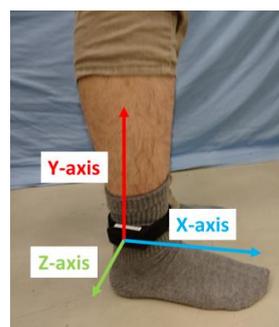


Fig. 3 Sensor mounting position.

3.3 動作計測

被験者は健康な20代の男性3名とした。前後歩行の場合、5秒間の初期安静の後、右足が二回地面についたところで停止、その後安静状態のまま5秒間停止これを、前後方向への1回の課題動作とし、計測を行った。右方向への歩行の場合、5秒間の初期安静の後、右足を一步踏み出した所で停止、その後安静状態のまま5秒間停止これを1回の課題動作とし、計測を行った。なお各方向での歩き出しの足は右足とした。実験のタスクを図4に示す。

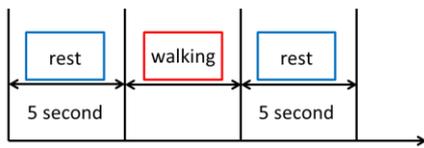


Fig. 4 Experiment task.

4. 認識方法

4.1 学習データの抽出

学習に用いる三軸の加速度センサの値は、特徴的な数値が見られた 0.3 秒間の部位をそれぞれ、各方向の学習データとして使用する。学習で使う特徴は支援機を同期させて動かすのを考慮し、歩行開始から早期に発見できた特徴を使う。前方は y 軸加速度が 1.5[G]付近のところ、後方は x 軸加速度が -1[G]付近のところ、右方向は z 軸加速度が 0.4[G]付近のところ、それぞれの頂点から前後 30 個のデータ、三軸合わせて 90 個のデータを抽出する。

4.2 ニューラルネットワークによる認識方法の開発

歩行方向の認識には、入力層、中間層、出力層の 3 層からなる階層型ニューラルネットワークを用いて認識する。学習方法には誤差逆伝播法であるバックプロパゲーション法を用いた。入力に用いるデータは 4.1 節で得られた、x 軸、y 軸、z 軸の加速度である。0.3 秒間で得られるデータ数が 1 軸で 30 個、x 軸、y 軸、z 軸合わせて 90 個のデータを 1 セットとして、各パターンニューラルネットワークの学習に使用する。中間層は増やしすぎると学習時間や計算が長くなってしまいますので、入力層よりも多い適当な値にする。出力層は、認識するパターン数によって決定する。よって入力層 90、中間層 100、出力層 4、学習データセット数は 3 つにし、教師信号の回数も各方向に 3 回ずつとした。出力で得られた値に閾値をかけることにより歩行方向を断定していく。ニューラルネットワークのモデルを図 5 に示す。

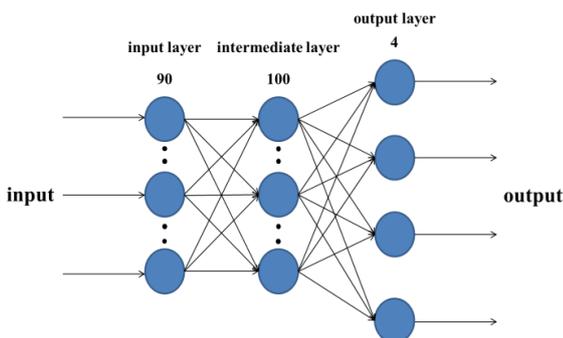


Fig. 5 Neural network.

5. 検証実験

被験者は 3.3 節で行った、動作計測でデータを取った健康な 20 代の男性 3 名とし、各方向に課題動作を 7 回行った。今回は停止を除いた 3 パターンの認識を行っている。認識実験に使った加速度データは学習に使用していない未知の加速度データを用いた。なおニューラルネットは被験者それぞれに用意し、未知の加速度データも被験者それぞれに合った

ニューラルネットに入力し出力を求めた。被験者 C における認識実験の例を図 6 に示す。

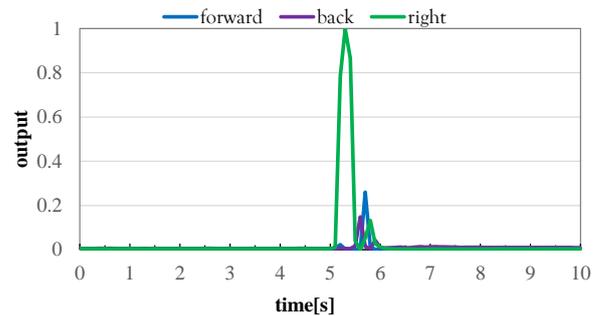


Fig. 6 Example of recognition experiment.

ニューラルネットワークの出力値に閾値を 0.8 と設定し、閾値を超えた時の反応を歩き出しの方向とニューラルネットワークが認識したと判断する。その後、実際に歩き出した方向と時間が一致していた場合、正しく歩行方向を認識できたと判断する。認識結果を表 2 に示す。認識率は各方向へ課題を 7 回行った際の動作と認識が共に成功した回数で割り出した。方向ごとに結果を見ると、前方向の認識率が他と比べて低くなっている。これは前方向の特徴とし学習した加速度の変化が、他の方向と比べて小さいためだと考えられる。

Table 2 Recognition rate.

Direction	Subject A	Subject B	Subject C
forward	6/7	6/7	5/7
back	6/7	6/7	7/7
right	7/7	7/7	7/7

6. 結言

本報告では歩き出しの加速度を使って、三方向の歩行意図同定を行った。個人ごとに歩き出しの加速度をニューラルネットワークの学習に使い、認識実験を行った。誤認識には複数のパターンがあり、それぞれの解決策を模索している。今後の研究として、実用化に向け認識できるパターン数の増加、認識率の更なる向上を目指していく。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 15H03951、キャノン財団カシオ科学財団の助成を受けたことを記し、感謝を申し上げる。

文献

- (1) 内閣府 平成 27 年版高齢社会白書。
- (2) Wang Y., Wang S., Tan R., Jiang Y., Ishida K. and Fujie M. G.: "Motion Control for an Intelligent Walking Support Machine", ICIC Express Letters, Vol.6, No.1(2012), pp.145-149.
- (3) 松井健太, 王碩玉, 王義娜, ニューラルネットワークを用いた sEMG による歩行動作の識別, 第 30 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS2014) TF2-3(2014),pp.690-693.