重心に着目した歩行中の方向転換動作の予測

PREDICTION OF WALKING TURNS FOCUSING ON THE CENTER OF GRAVITY

杉本寧々 — * 1 小川愛実 — * 2
三田 彰 — * 3

Nene SUGIMOTO — * 1 Ami OGAWA — * 2
Akira MITA — * 3

キーワード：
動作予測, 方向転換動作, 生命化建築, Azure Kinect DK,
非接触センサ

Keywords:
Motion prediction, Turning, Biofied building, Azure Kinect DK, Non-
contact sensor

This study revealed proper parameters to predict walking turns to support the residents as a built environment function. We used a non contact sensor that did not disturb everyday life and aimed to extract highly versatile prediction parameters by considering the movement strategy and the rotation direction. After carefully examining the prediction accuracy for the center-of-gravity shift and the head and upper body rotation parameters, we found the position of the head's center-of-gravity (Left-Right) and the head rotation (Yaw) were valuable indicators. The time needed for prediction was between 0.18 to 0.48 steps with a prediction accuracy of 70%.

1. 背景・目的

超高齢社会による単身高齢者の増加や、ライフスタイルの多様化といった社会背景から、我々は生命化建築という概念を提案している¹⁾。生命化建築の目的は安心・安全・快適な居住空間の構築であり、その実現のためにロボットの導入を想定している。ロボットの役割は、居住者の位置や動作のセンシング、自己位置推定などをリアルタイムに行い、居住者の事故防止や生活サポートを行うことである。このとき、ロボットは居住者の邪魔にならない経路を選択しながら自然な空間制御を実現する必要がある、このためには居住者の動作、特に歩行時の経路選択の予測が有用である。

歩行は日常生活動作の中でも最も基本的な動作の一つである。木村らは定常的な直線歩行動作時の運動学的パラメータの予測手法を提案しているが、非定常な歩行への応用が課題であった²⁾。日常生活での歩行のうち非定常な歩行は40%を占めるとされており³⁾、特に方向転換動作はその20%を占めるとされる⁴⁾。また、方向転換動作は左右の歩幅や床反力を非対称的に制御する⁵⁾⁶⁾難易度の高い動作として知られており、特に運動機能の低い高齢者や運動器疾患患者において転倒の発生因子として報告されている⁷⁾⁸⁾。方向転換動作の予測が実現すれば、照明の点灯・消灯や扉の開閉など、居住空間内において居住者の行動を先回りしてサポートすることでより安全で快適な居住空間の実現に活用できる。そこで、本研究では予測対象として、方向転換動作に着目した。

近年、動作予測の手法として機械学習やDeep Learning が用いられている。特にDeep Learning の一種であるRecurrent Neural Networks は動作の時系列データを用いるため、行動認識にも広く用いられている⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾。しかし、Deep Learning は膨大なデータから精度の高い解を導くことが可能である一方で、特徴量が自動的に選

択されてしまうこと、アルゴリズムの内容がブラックボックスであること、人体の物理的制約が考慮されていないことなどの課題が挙げられる。動作のダイナミクス要素が欠けると非現実的な結果が出力されてしまうことや、必要以上に複雑な処理となってしまうことが懸念される。これに対し、機械学習は入力する特徴量を選択できることから、人体の物理的制約を考慮でき、よりシンプルなシステムの作成が可能である。そこで本研究では機械学習を動作予測に用いること想定し、より精度の高い動作予測を実現するために方向転換動作の予測に有用なパラメータの抽出を行う。

方向転換動作の予測に関する研究は未だ僅少である。武田らは慣性センサを用いて重心と身体の回旋に関連した予測パラメータの抽出を行い、頭部および上半身の回旋が予測に有用であることを示している¹³⁾。方向転換動作は旋回角度や動作戦略などの条件によりその特徴が異なるが、これらの条件による予測パラメータの違いに関する知見が不十分であることや、身体に装着する接触型センサを用いた研究が主流であることから、実用性にも課題がある。また、動作中は左右の上肢や下肢などのセグメント重心のバランスをとっているため、身体重心1点のみの解析では身体各セグメントの変化が相殺され、直線歩行と比較した際の差が小さくなってしまう可能性がある。さらに位置情報を用いた身体重心の算出においては全身のデータが必要となり、センサの測定可能範囲に応じて空間中の予測可能領域も限定されてしまう。そこで本研究では、セグメントごとの重心と頭部・上半身の回旋に着目し、非接触センサを用いて動作条件を考慮した方向転換動作の予測パラメータの提案と予測手法の基礎検討を目的とした。

2. 提案手法

¹⁾ 慶應義塾大学大学院 大学院生
(〒223-8522 神奈川県横浜市港北区日吉3-14-1)
²⁾ 慶應義塾大学 助教・博士(工学)
³⁾ 慶應義塾大学 教授・Ph.D.

¹⁾ Graduate Student, Keio Univ.
²⁾ Research Assoc., Keio Univ., Ph.D.
³⁾ Prof., Keio Univ., Ph.D.

本実験では、非接触型の RGB-D センサである Azure Kinect DK (Microsoft, Redmond, WA, USA, 以下 Kinect) を用いて測定を行った¹⁴⁾。Kinect に提供される Body Tracking SDK により全身の関節位置が取得可能である。Kinect は安価で操作も容易であるため、動作解析の計測デバイスとして広く用いられている¹⁵⁾¹⁶⁾¹⁷⁾¹⁸⁾。

2.1 本研究で考慮する方向転換動作の条件

方向転換動作の条件には主に旋回角度 (45° , 90° , 180° , 360° など) や動作開始のタイミング (自由意志, 視覚的合図, 指定位置など), 動作戦略が挙げられる。本研究で扱う動作戦略は動作中の足の運び方の分類を指し, 主に step turn と spin turn の 2 種類がある¹⁹⁾。それぞれ図 1 に示すように spin turn は振り出した足を軸足に対し交差させる戦略で, step turn は足を交差させずに方向転換する戦略である。

方向転換動作条件の中でもこの動作戦略は, 戦略の取り方によって動作全体が大きく変化するため, 各戦略に適した予測手法が必要となることが想定される。そこで本研究では動作戦略に着目し, spin turn および step turn の両条件に汎用性のあるパラメタを抽出した。他の条件は先行研究を参考に旋回角度を 90° ¹³⁾²⁰⁾, 動作開始のタイミングは動作開始時点を正確に設定するため位置を指定²¹⁾²²⁾して計測を行った。

図 1. 方向転換戦略と指定位置 ([7] を参考にして作成)

2.2 身体重心・セグメント重心の算出方法

本研究では身体重心だけではなくセグメント重心にも着目した。Jensen²³⁾ のモデルを応用した横井ら²⁴⁾ の方法を用い, 全身を 15 に分割したモデルのうち, 頭部, 胴体, 左右の上腕, 前腕, 大腿, 下腿の 10 のパラメタについて解析, 質量比および質量中心比を用いて各セグメントの重心位置を算出した。このとき, 質量比は身体質量に対する比を表し, 質量中心比はセグメントの部分長に対する中枢端からの距離の比を表す。胴体は胸骨上縁から, 大転子の中点までを示す。なお身体重心位置は, セグメント重心位置を合成して算出した。

2.3 方向転換動作の手順

左右両方向の 90° 方向転換動作を計測した。spin turn および step turn の 2 種類の動作戦略を左右方向について計 4 パターン, それぞれ 2 試行ずつ実施した。加えて, 動作予測パラメタ抽出のための比較対象となる直線歩行を 2 試行計測した。方向転換動作では, 被験者は約 3.5 m の直線歩行ののちに, 図 1 に赤枠で示すような指定された 300×350 mm の長方形の範囲内に指定された足を接地し, 次の 1 歩で方向転換を行うこととした。動作開始時刻は, 指定位置についた足の 1 歩前の踵が地面から離れた時刻とし, 図 2 に示すように足首位置の変化から算出した。計測パラメタは, 重心の移動と頭部・身体の回旋に関連するものとした。本研究における座標系は図 1 に示すように, 身体左方向を x 軸の正方向とし, 左方向への体軸の傾き, 左への回旋を正方向と設定した。

図 2. 足首の z 方向の位置の時間変化。赤い点線は右足の踵が地面から離れた時刻を表す

2.4 時系列波形の分類手法

時系列波形の分類では, 基準とする波形と分類したい波形との類似度を算出する手法が一般的である。代表的な手法として, 差分やユークリッド距離, 動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping, 以下 DTW) がある。ユークリッド距離は, 同じデータ長の 2 つの時系列データが与えられた時, 各時刻の座標点間の距離を表す。高速な計算が可能である一方で, 符号情報が無くなることや時間軸方向の波形に少しでもずれが生じると類似度が大幅に低下するというデメリットがある。DTW はデータ長が異なる時系列データ X , Y が与えられた時に有用な手法であり, X の任意時刻の座標と Y の全ての時刻の座標を対応づけて距離を計算することで時間方向の非線形な伸縮を許容できる。本研究においては波形の符号情報が方向転換方向を示す重要な情報であり, またより簡易的な計算手法がリアルタイム実装時の予測時間の改善に繋がるため, 差分を用いて波形を分類した。

2.5 計測手法と予測パラメタの評価方法

差分算出のため, 以下の手順で予測精度を算出した。

- ① 取得される関節位置や角度, 速度などの運動学的パラメタの時系列変化について, 方向転換動作開始の 2 歩前から動作開始までの区間を抽出し, 201 点でリサンプリング
- ② 方向転換動作と歩数を合わせた直線歩行データに対しても同様にリサンプリング
- ③ 動作開始 2 歩前の足が地面から離れた時刻を基準にした場合, 直線歩行と方向転換動作開始前における直線歩行との波形に大きく差が生じたため, 各被験者において方向転換動作データと直線歩行データの動作開始 2 歩前から 1 歩前の平均値を基に波形を基準化 (例を図 3, 図 4 に示す)
- ④ 両動作の時系列波形の差分を算出
- ⑤ 各動作パターンおよび各予測パラメタについて, 全被験者の動作開始 2 歩前から 1 歩前における直線歩行との差分 (平均値 ± 2 標準偏差) を算出し (例を図 5 に示す), これを方向転換動作の閾値と定義
- ⑥ 動作開始 1 歩前から開始までの各サンプリング点 (101 点) において, 閾値を超過した試行の割合を予測精度として算出

なお①において, 動作開始時刻の定義に則って, 足が地面から離れた時刻で歩数を区切った。以上の手順により, 予測精度を算出し, 予測パラメタの有用性を評価した。

図 3. 動作開始 2 歩前の x 座標点を基準とした場合の動作開始前 2 歩分の身体重心位置の x 軸における時間変化

図 4. 動作開始 2 歩前から 1 歩前の平均値を基準とした場合の動作開始前 2 歩分の身体重心波形の時間変化

図 5. 頭部の回旋における全被験者の平均値および標準偏差

3. 予備実験の概要と結果

3.1 実験概要

予備実験では高精度な 3 次元動作解析装置 VICON(Vicon Motion Systems Ltd., Oxford, UK)を用いて方向転換動作の計測を実施し、動作の予測に有用なパラメータを選定した。VICON のフレームレートは 100 fps に設定し、マーカを貼付した全身 39 点の 3 次元位置を測定した。被験者は 20 代の男女 5 名とした。合計 4 パターンの方向転換動作と直線歩行動作をそれぞれ 2 試行ずつ行い、計 50 試行分のデータを得た。さらに、モーションキャプチャ用のソフトウェアである Nexus 2.11(Vicon Motion Systems Ltd., Oxford, UK)を用いて計測したマーカ位置から関節位置および関節角度を算出した。

3.2 結果

予測精度の算出に先立ち、目視により選定した動作開始 1 歩前付近で予兆が表れたパラメータを表 1 および図 6 に示す。これらのパラ

メタについて予測精度を算出し、動作開始 1 歩前から動作開始の間において、より早い時点で予測精度 70%を越えたパラメータほど有用性が高いとした。結果、頭部重心位置の x 軸方向速度が全パターンに共通して最も有用だった。頭部重心速度の x 軸方向速度の予測精度が 70%を越えた時点を実測可能時点として表 2 に示す。spin turn では左右方向に共通して体軸の傾きの予測精度が高かった。spin turn では方向転換時に足をクロスさせることから、動作開始前に立脚側（方向転換側の脚）に重心を置く必要があり、体軸が方向転換方向に傾くと考えられる。一例として、左方向への spin turn の予測精度と予測可能地点の関係を図 7 に示す。動作開始 1 歩前から動作開始までの各サンプリング点での予測精度を示している。

表 1. 選定したパラメータ

重心	身体重心 (x 軸)	変位
		速度
	頭部重心 (x 軸)	変位
		速度
回旋	骨盤中心 (x 軸)	変位
		速度
	体軸の傾き (y 軸)	頭-骨盤
	頭 (z 軸)	回転角
回旋	肩 (z 軸)	回転角
	骨盤 (z 軸)	回転角

図 6. 選定したパラメータの座標とイメージ

図 7. 頭部重心位置、頭部重心速度、体軸の傾き、頭部の回旋における VICON の予測精度 (Left, spin turn)

4. 本実験の概要と結果

4.1 実験概要

Kinect の Body Tracking SDK を用いて全身 32 点をフレームレート 30 fps で測定した。被験者は 20 代の男女 8 名とした。合計 4 パターンの方向転換動作と直線歩行動作をそれぞれ 2 試行ずつ行い、計 80 試行分のデータを得た。図 8 に実験環境、図 9 に実験の様子を示す。Kinect の高さは全身が計測できるように、試行錯誤的に調整し、方向転換の指定位置から y 軸方向に 3m 離れた地点に設置し、床から 1.2 m の高さとした。

表 2. VICON による頭部重心速度の予測精度 70%におけるパターン別

予測可能時点 [歩]			
spin(L)	step(L)	spin(R)	step(R)
0.92	1.00	0.88	0.80

図 8. 実験環境

図 9. Kinect で取得した実験中の RGB 画像

4.2 結果と考察

予備実験と同様に予測精度を算出したところ、方向転換動作 4 パターンに共通して 70% の予測精度を超えた時刻が最も早かったのは、x 軸方向の頭部重心位置および頭部の回旋であり、予測パラメタとして有用性が高いことが分かった。また、step turn では左右に方向に共通して肩の回旋が有用であることが分かった。step turn では、方向転換時に立脚側と反対の足を踏み出すことで動作を開始する。これより spin turn と比較し、上半身が方向転換方向に回旋し易くなり、肩の回旋が早い時点で大きく変化したと考えられる。

予備実験では頭部重心の速度の予測精度が共通して高かったのに対し、本実験では頭部重心の位置と頭部の回旋が高い精度となった。加えて、VICON では spin turn において体軸の傾きが最も有用性が高い結果であったが、Kinect ではその傾向は見られなかった。両実験結果の相違の原因の一つに VICON と Kinect の位置推定精度やフレー

ムレートの違いが挙げられる。そこで本実験結果の妥当性を証明するために、本実験で有用とされた頭部重心の位置、頭部の回旋、および肩の回旋の 3 つのパラメタについて VICON と Kinect で算出された予測精度を比較した。図 10 に示す結果の通り、3 つのパラメタにおいて VICON でも同様の結果が確認できたため、本実験で抽出された予測パラメタの妥当性が確認された。

全パターンに共通して有用であった頭部重心の位置および頭部の回旋について、そのどちらかが予測精度 70% を越えた時点を予測可能時点とした場合における平均値を Kinect と VICON それぞれについて表 3 に示す。両センサシステムの予測可能時点を比較すると、VICON の方が平均で 0.45 歩分早い時点で予測可能であった。

最後に Kinect の配置について考察する。本研究では全身のセグメント重心を取得するため、全身の位置情報が取得可能な位置に Kinect を配置した。そのため試行錯誤的に高さを 1.2 m、方向転換動作開始地点から 3 m 離れた地点とした。しかし、本研究結果より予測に必要なパラメタは頭部重心位置と頭部の回旋であることがわかった。つまり Kinect の配置が、人の頭部の位置を取得可能な範囲内であれば、方向転換動作予測が可能であることが示唆された。具体的な Kinect の高さや人との距離に関しては、今後検討が必要である。

表 3. VICON および Kinect による頭部重心位置、頭部の回旋の予測精度 70%におけるパターン別予測可能時点の比較[歩]

	spin(L)	spin(R)	step(L)	step(R)
Kinect	0.48	0.36	0.48	0.18
VICON	0.96	0.90	0.84	0.53

図 10. 頭部重心の位置、頭部の回旋、肩の回旋における VICON と Kinect の予測精度の比較 (Right, step turn)

5. 結論と今後の展望

本研究では、生命化建築におけるロボットのよりスムーズな空間制御による居住者サポートの実現を目指し、日常生活で頻発する 90° 方向転換動作において、動作戦略を考慮した予測パラメタの抽出と予測手法の基礎検討を行った。日常生活に導入しやすい非接触センサとして Kinect を使い、計測した身体重心と頭部・上半身の回旋に関するパラメタを調査した。その結果、旋回方向および戦略に共通して左右方向の頭部重心位置と頭部の回旋が予測パラメタとして有

用であることを示し、step turn では、肩の回旋パラメタが有用であることを明らかにした。また動作開始 0.18~0.48 歩前の時点において精度 70%以上で予測が可能であることがわかった。以上より、方向転換時の動作戦略に関わらず、頭部重心と頭部の回旋が動作予測パラメタとして有用であることが示された。これにより、頭部位置が取得可能であれば Kinect を用いて動作予測が可能であることが示されたため、提案手法の居住空間への導入可能性を示唆した。今後の展望として、他の方向転換動作条件の検証や異なる空間環境における有用な予測パラメタの提案、リアルタイム予測システムの作成、多様な年齢層を対象とした実験が挙げられる。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、貴重なご助言を頂戴した株式会社竹中工務店技術研究所の宮口幹太氏、近藤正芳氏に謝意を表す。本研究の一部は JSPS 科研費 18H00968 の助成を受けて実施された。

参考文献

- [1] 三田彰：建築空間の生命化，社団法人日本免震構造協会，Vol. 55, pp. 1-3, 2007
- [2] 木村洋介，小川愛実，三田彰：マーカレスで非接触なセンサを用いた住宅内での動作予測に関する研究，日本建築学会技術報告集，Vol. 26, No. 63, pp. 793-797, 2020.6
Kimura, Y., Ogawa, A., Mita, A.: Research on motion prediction in a house using a markerless and non-contact sensor, AIJ Journal of Technology and Design, Vol. 26, No. 63, pp. 793-797, 2020.6
- [3] Glaister, B.C., Bernatz, G.C., Klute, G.K., Orendurff, M.S.: Video task analysis of turning during activities of daily living, Gait & posture, Vol. 25, No. 2, pp. 289-294, 2007
- [4] Sedgman, R., Goldie, P.: Development of a measure of turning during walking, In Advancing rehabilitation, Proceedings inaugural conference of Faculty of Health Sciences, La Trobe University, Melbourne, Australia, 1994
- [5] Orendurff, M.S., Segal, A.D., Berge, J.S., Flick, K.C., Spanier, D., Klute, G.K.: The kinematics and kinetics of turning: limb asymmetries associated with walking a circular path, Gait & posture, Vol. 23, No. 1, pp. 106-111, 2006
- [6] Courtine, G., Schieppati, M.: Human walking along a curved path. I. Body trajectory, segment orientation and the effect of vision, European Journal of Neuroscience, Vol. 18, No. 1, pp. 177-190, 2003
- [7] 中村高仁，菊本東陽，星文彦：歩行中の方向転換動作における予期的姿勢制御に関わるステップ戦略の検討，理学療法・臨床・研究・教育，Vol. 23, No. 1, pp. 72-76, 2016
- [8] Akram, S.B., Frank, J.S., Chenouri, S.: Turning behavior in healthy older adults: is there a preference for step versus spin turns?, Gait & posture, Vol. 31, No. 1, pp. 23-26, 2010
- [9] Martinez, J., Black, M.J., Romero, J.: On human motion prediction using recurrent neural networks, 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 4674-4683, 2017.
- [10] Du, Y., Wang, W., Wang, L.: Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition, 2015 IEEE conference on computer vision and pattern recognition pp. 1110-1118, 2015
- [11] Horiuchi, Y., Makino, Y., Shinoda, H.: Computational foresight: Forecasting human body motion in real-time for reducing delays in interactive system, ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces pp. 312-317, 2017
- [12] Fragkiadaki, K., Levine, S., Felsen, P., Malik, J.: Recurrent network models for human dynamics, 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 4346-4354, 2015
- [13] 武田佳奈子，小川愛実，三田彰：家庭用ロボット導入のための運動学的パラメタを用いた 90°方向転換動作の予測，日本建築学会環境系論文集，Vol. 85, No. 778, pp. 1027-1036, 2020.12
Takeda, K., Ogawa, A., Mita, A.: Prediction of 90-degree turn using kinematic parameters for implementation of home robot, Journal of Environmental Engineering (Transactions of AIJ), Vol. 85, No. 778, pp. 1027-1036, 2020.12
- [14] Microsoft, Azure Kinect DK:
<https://docs.microsoft.com/ja-jp/azure/kinect-dk/> (2021/05/25 アクセス)
- [15] Kitsikidis, A., Dimitropoulos, K., Douka, S., Grammalidis, N.: Dance analysis using multiple kinect sensors, 2014 international conference on computer vision theory and applications, pp. 789-795, 2014
- [16] Cunha, J.P.S., Rocha, A.P., Choupina, H.M.P., Fernandes, J.M., Rosas, M.J., Vaz, R., Achilles, F., Loesch, A.M., Vollmar, C., Hartl, E., Noachtar, S.: A novel portable, low-cost kinect-based system for motion analysis in neurological diseases, 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 2339-2342, 2016
- [17] Ogawa, A., Mita, A., Yorozu, A., Takahashi, M.: Markerless knee joint position measurement using depth data during stair walking, Sensors, Vol. 7, No. 11, p. 2698, 2017
- [18] Ogawa, A., Iijima, H., Takahashi, M.: Staircase design for health monitoring in elderly people, Journal of Building Engineering, Vol. 37, p. 102152, 2021.
- [19] Hase, K., Stein, R.B.: Turning strategies during human walking. J Neurophysiol, Vol. 81, No. 6, pp. 2914-2922, 1999
- [20] 橋場龍進，階上弘樹，平山麻子，風張詩乃，田中尚文：健康者における歩行中の方向転換時の体幹動揺に歩行速度が及ぼす影響，第 49 回日本理学療法学会大会抄録集，Vol. 41 Suppl. No. 2, 2014
- [21] He, C., Xu, R., Zhao, M., Gupta, Y., Jiang, S., He, F., Ming, D.: Dynamic stability and spatiotemporal parameters during turning in healthy young adults, Biomedical engineering online, Vol. 17, No. 127, pp. 1-15, 2018
- [22] Orendurff M.S., Segal A.D., Berge J.S., Flick K.C., Spanier D., Klute G.K.: The kinematics and kinetics of turning: limb asymmetries associated with walking a circular path." Gait & posture Vol. 23, pp. 106-111, 2006
- [23] Jensen, R.K.: Estimation of the biomechanical properties of three body types using a photogram metric method, J of Biomechanics, Vol. 11, pp. 349-358, 1978
- [24] 阿江通良，湯海鵬，横井孝志：日本人アスリートの身体部分慣性特性の推定，バイオメカニズム，Vol. 1, pp. 23-33, 1992

[2021 年 6 月 2 日原稿受理 2021 年 8 月 19 日採用決定]