

足踏み動作によるキャラクターの歩行制御の一検討

米原あぐり¹ 植村 匠¹ 尾島修一¹

概要: HMD 内に表示されたフィールド内を移動するキャラクターの歩行・走行・停止動作を、場所や余分の機材を用いず HMD に搭載されたセンサのみで制御する。センサは HMD の加速度センサを用い、歩行・走行・停止動作に操作者の足踏み動作の強弱を割り当てることでキャラクターの操作を行う。加速度センサからの情報を歩行・走行・停止動作に分類する手法として深層学習を用いる。実験により、提案手法が高い精度で分類できることを示す。

キーワード: 足踏み, 深層学習, ウォークスルー, HMD, 頭部加速度, ベからず集 [**]

A Study on Walking Control of Game Character Based on Stepping Motion

AGURI YONEHAR^{†1} TAKUMI UEMURA^{†1}
SHUICHI OJIMA^{†1}

Abstract: The walking, running, and stopping motions of a character moving in a virtual environment displayed in an HMD are controlled only by the sensors mounted on the HMD, which do not require extra equipment or space. The accelerometer of the HMD is used to control the walking, running, and stopping motions of the character by assigning the strength of the operator's footsteps. We use deep learning to classify the information from the accelerometer into walking, running, and stopping motions. Experiments show that the proposed method can classify the accelerometer data with high accuracy.

Keywords: Step Motion, Deep Learning, Walk Through, HMD, Head Acceleration

1. はじめに

新型コロナウイルスの流行に伴い、家庭内で楽しめる娯楽が注目されている。特に高臨場感を謳った Oculus Quest に代表される密閉型のヘッドマウントディスプレイ（以下 HMD）を用いたゲーム等が新しい体験の提供に一役買っている。

このような HMD を用いたゲームの分野に一人称視点でバーチャル空間内を移動するものがある。操作者の意思に応じて自己を投影したキャラクターを動かしたり、1 人称視点を動かしたりすることで、没入感の高い VR 体験を経験することが可能となる。

1 人称視点での移動を制御する方法としては、「方向キー付きのコントローラー」や「ジョイスティック」等の補助器具、その他の専用装置が必要となる。しかしながら、「方向キー付きのコントローラー」や「ジョイスティック」等の操作では、キャラクターが歩行を行うためにボタンを指で押したり、手首を曲げたりといった動作が必要であり、プレイヤーの動作そのものをキャラクターに反映させることはできないため、キャラクターとの一体感が損なわれてしまう。そこで近年では、プレイヤーがより直観的にキャラクターを操作することが可能である NUI(Natural User Interface)タイ

プの入力機器が開発されてきている。

NUI タイプの動作認識の手法として、ルームランナーのような接触型の機器を用いる手法と、カメラ等非接触型の機器を用いる手法の 2 種類が挙げられる。

接触型の機器を用いる手法では、Virtuix 社の Virtuix Omni[1]や Cyberith 社の Virtualizer[2]の様な機器が開発されている。これらの装置では、足場のプレートや専用の靴にセンサが内蔵されており、センサから取得された情報を元にプレイヤーの動作の認識を行う。本体につながっているベルトをプレイヤーの体に装着することにより、プレイヤーのゲーム時の安全を確保するとともに、プレイヤーのジャンプやしゃがむといった動作の認識が可能である。一方、カメラ等の非接触型の機器を用いる手法では、カメラで撮ったプレイヤーの情報を元にキャラクターの動作認識を行う。例えば、Microsoft 社の Kinect を用いたものでは、プレイヤーの姿勢を骨格モデルとして認識し、体の揺れや四肢の動作を認識することができる。赤外線による深度センサを用いており、照射した赤外線のパターンの歪みや、戻ってくるまでの時間を元に奥行きを求めている。専用の機器を用いる手法と同じく、プレイヤーの歩行やジャンプ等の動作を認識することが可能である。しかしながら、接触型の機器は高価であり、さらに機器を設置するのにある程度の広

¹ 崇城大学
Sojo University

さの設置場所が必要である。また非接触型の機器は、機器とプレイヤーの間に遮蔽物がないことが前提であり、照明によってはプレイヤーの動作を認識できない場合がある。さらに接触型の機器と同じで、機器が人体を認識するためにある程度距離を離す必要がある。そのため、狭い日本の家屋内で、一般ユーザーが HMD と併用して使用することは容易ではないと考えられる。

本研究では、プレイヤーがより自然にキャラクタを操作でき、体に装着する機器等を減らし、使用する機器を最小限にとどめるシステムの開発を目標として、ゲーム内のキャラクタの移動形態にプレイヤーの足踏み動作の強弱を対応させ、かつ、HMD のみで、低コスト、最小限のスペースで操作可能な NUI タイプの入力手法の検討を行う。

2. 提案する足踏みインタフェース

2.1 概要

プレイヤーの動作をシームレスにゲームに反映させるシステムとして、HMD に搭載されている機能のみで、ゲーム内の歩行動作を制御する手法を提案する。近年の一般的な HMD には、頭部の動きを検知するために複数のセンサが搭載されている。それらのセンサからプレイヤーの動作認識を行い、ゲームキャラクタの歩行制御を行う。使用する機器は HMD のみで、他の機器を必要としないため従来と比べて低コストであり、カメラなどを使用しないため省スペースでの操作が期待できる。

本研究では、HMD に内蔵されている加速度センサでプレイヤーのその場での足踏み動作の認識を行う。ゲーム内のキャラクタを歩行させるために最も自然な動作が、実際にプレイヤーが歩行する動作だと考えられるが、HMD を装着しながらプレイヤーが室内を歩行することは、省スペース化や安全の観点から問題がある。そのため著者らは、プレイヤーには、実際には歩行せずにその場で歩行を模した足踏みの動作をして貰い、その際の頭部加速度データからキャラクタの歩行制御を行う手法を提案した[3]。その際、加速度の大きさに対して閾値処理による動作認識を行ったが、精度が低く、誤認識が多く見受けられた。そのため、本研究では認識に深層学習を用いて動作認識の精度の向上を図る。

2.2 手順

提案手法を実装したシステムでは、HMD で得られた 3 軸加速度をローパスフィルタで雑音除去し、そのデータを識別器の入力とし、識別器の出力をキャラクタの動作とする。今回は、停止、歩行、走行の 3 動作を対象とした。したがって、歩行は歩行で一定速度、走行は走行で一定速度であり、歩行・走行で複数の速度を認識対象とはしない。

深層学習のネットワークとしては、VGG16 を用いた。VGG16 は画像分類にすぐれたモデルであるが、本稿では加

速度データを画像パターンのようにとらえ、3 軸の加速度データから、 $3 \times n$ フレームのデータを作成し、それを $1 \times n$ の 3 チャンネル画像データとみなし、入力データとする。提案手法の手順を図 1 に示す。

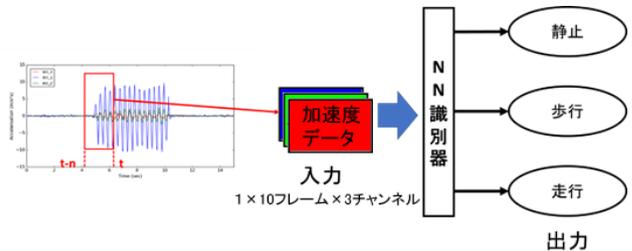


図 1 提案手法の手順

3. 実験と考察

3.1 概要

提案手法が足踏み動作をキャラクタの動作に適切に変換できることを示すために、頭部の 3 軸加速度データを HMD から取得し、取得したデータから深層学習を用いて動作認識を行う実験を行う。

3.2 学習データ

学習用および検証用の加速度データを収集する。HMD に表示する映像は、表 1 に示す環境で作成した。加速度データに関しては、HMD に表示されるフレームレートに対応したデータ取得しかできなかったため、サンプリング周波数はフレームレートで記載した。また、以下では、各時刻での測定データをフレームと呼ぶ。

(1) データ取得のための環境

表 1 加速度データ収集の実験環境

| 開発環境 | Unity 2018.1.0f2 |
|-----------|-------------------|
| HMD | Oculus Rift (CV1) |
| 被験者 | 20 代男性 5 名 |
| サンプリング周波数 | フレームレート(40fps)と同期 |
| 取得加速度 | 3 軸加速度 |



図 3 HMD の向きと 3 軸センサの方向

(2) 測定

HMD 使用時における加速度の変化の測定は以下の手順で行う。測定する加速度の対応する 3 軸は、図 3 に示すように、プレイヤーに対し左右方向を x 軸、鉛直方向を y 軸、前後方向を z 軸とする。

測定の概要を図 4 に示す。図は静止・歩行・走行の各動作の記録方法を表している。画面の指示に従い、足踏みを行う。その足踏み時の被験者の頭部の加速度を記録する。各動作および遷移状態を調べるために、3 パターン(静止→歩行→静止, 静止→走行→静止, 歩行→走行→歩行)の動作指示を用意した。各動作の指示は 5 秒ごとに切り替わる。被験者は HMD を装着し、画面上に表示される指示に従い足踏みを行う。また、足踏みの速度は、被験者の主観によって表示されるキャラクタや背景の移動速度に合わせて貰う。そして、HMD の加速度センサから得られる被験者の頭部加速度の変化と、画面上の指示を紐付けて記録する。

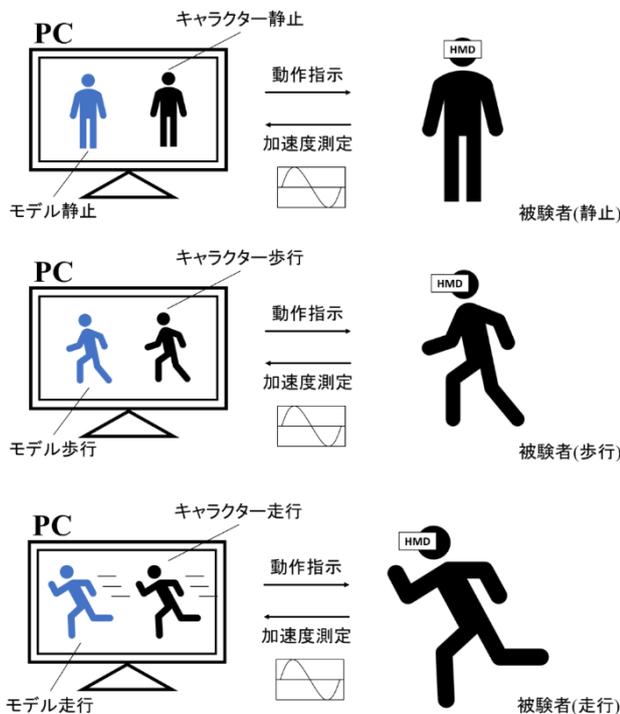


図 4 測定の概要

足踏み動作の加速度を、経過時間を横軸としてグラフ化したものの一部を図 5 から図 7 に示す。グラフの横軸は時間(sec), 縦軸は加速度の値(m/s^2)を表す。また、計測した頭部 x 軸の加速度を赤の線, y 軸の加速度を青の線, z 軸の加速度を緑の線で表している。図から、地面に対して水平の x 軸および z 軸の加速度は、静止・歩行・走行に対してほとんど変化が無いのに対し、 y 軸の変化は顕著に異なることがわかる。これは、鉛直方向が y 軸であるので、予測通りである。例に示した図では、走行と歩行も顕著な差があるが、異なる被験者では、加速度の絶対値が異なっており、一律

の閾値では歩行と走行の区別が困難であることは先行研究で示されている[3]。

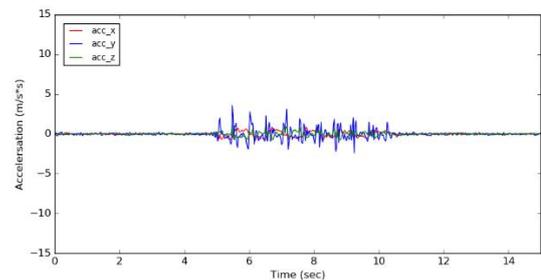


図 5 「静止→歩行→静止」の加速度

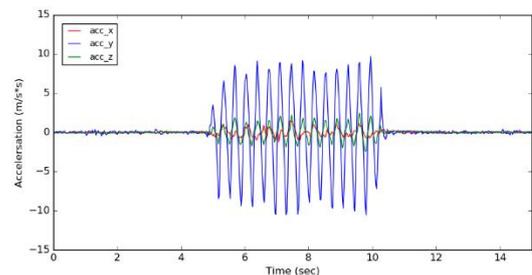


図 6 「静止→走行→静止」の加速度

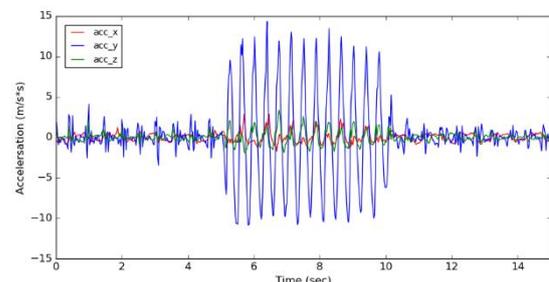


図 7 「歩行→走行→歩行」の加速度

3.3 識別実験

本実験では、3.2 の方法で収集した加速度データを用いて、提案手法の VGG16 を用いた足踏み動作の認識精度を検証する

(1) 実験環境およびパラメータ

実験で用いる VGG16 に対する設定、ならびに、パラメータを表 2 に示す。入力 は 3 軸の加速度の識別したい時点とそこから過去の 9 フレームまでを合わせた 10 フレーム分の加速度とする。10 フレームが 3 軸あるので、それらを 1×10 フレーム \times 3 チャンネルの画像データとして入力データと見なす。教師ラベルは、(0,1,2)をそれぞれ、静止・歩行・走行に用いる。活性化関数には ReLU(ランプ関数)を用い、更新はミニバッチ学習を用いた。

表2 VGG16 に対する設定

| | |
|-----------|--|
| 入力データ | 1 × 10 フレーム × 3ch |
| 中間層の活性化関数 | ReLU |
| 出力層の活性化関数 | Softmax |
| ミニバッチサイズ | 64 |
| 学習回数 | 1000epoch |
| 最適化手法 | adam |
| 学習用データ | 各 25 データ (静止⇒歩行⇒静止) (静止⇒走行⇒静止) (歩行⇒走行⇒歩行) |

(2) 評価方法

Heipke らにより提案された評価指標[4]を用いて精度の比較を行った。今回の評価ではそれぞれのクラス（静止，歩行，走行）に対する認識精度を，完全性，正確性，品質の3種類の指標により行う。フレーム単位の認識結果を以下の式で表される true positive (TP), true negative (TN), false positive (FP)および false negative (FN)の4種類に区分する。

$$TP = S_t \cap S_e \quad (1)$$

$$TN = \bar{S}_t \cap \bar{S}_e \quad (2)$$

$$FP = \bar{S}_t \cap S_e \quad (3)$$

$$FN = S_t \cap \bar{S}_e \quad (4)$$

ここで， S_e は認識された動作， S_t は正解データを表す。

完全性は，正解データのうち正しく抽出されたフレームの割合として以下の式で定義される。

$$\text{Completeness} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

正確性は，抽出結果のうち正解データが含まれるフレームの割合として以下の式で定義される。

$$\text{Correctness} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

品質は，完全性と正確性を総合的に評価する指標であり，以下の式で定義される。

$$\text{Quality} = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (7)$$

3.4 実験結果と考察

学習を行った VGG16 モデルを用い，テストデータの動作認識を行った結果を表3，表4に示す。表3は真値と認識結果の関係を示す表であり，例えば，認識結果が静止のフレームの内，真値でも静止のフレームは5216あり，真値では歩行のフレームが163フレーム，真値では走行のフレ

ームが45フレームという意味である。表4は3.3で示した評価指標の値である。

表3 認識フレーム数

| | | 真値 | | |
|------|----|------|------|------|
| | | 静止 | 歩行 | 走行 |
| 認識結果 | 静止 | 5216 | 163 | 45 |
| | 歩行 | 230 | 4094 | 163 |
| | 走行 | 69 | 86 | 2731 |

表4 評価結果

| | 静止 | 歩行 | 走行 |
|--------------|--------|--------|--------|
| Completeness | 0.9458 | 0.9427 | 0.9556 |
| Correctness | 0.9617 | 0.9292 | 0.9463 |
| Quality | 0.9114 | 0.8795 | 0.9064 |
| Accuracy | 0.9469 | | |

実験結果から，HMDを用いた加速度データによる動作認識においてVGG16では従来よりも高い精度で動作認識を行うことが確認できた。誤認識が起きやすい状態は，静止状態から走行状態，走行状態から静止状態の推移時前後であり，それぞれの移動形態に完全に移行する前の過渡状態と考えられ，それらをうまく学習できなかったと考えられる。

4. おわりに

本研究では，HMDのみでの動作認識を目的とし，深層学習であるVGG16を用いた動作認識精度の向上を目指した。結果として，90%以上の精度で動作認識を行うことができた。

今回対象としたデータは，停止，走行，歩行の定常状態と考えられる区間を対象としたため，状態遷移時のデータ区間に関しては識別していない。今後は遷移時前後および遷移時のデータに対して，キャラクタの安定的な遷移が可能であるかを検討する必要がある。また，歩行・走行に対して複数の速度を設けることも課題となる。

参考文献

- [1] “Omni by Virtuix – The leading and most popular VR motion platform”. <https://www.virtuix.com/>, (参照 2020-02-01).
- [2] “Virtual Reality Locomotion – Cyberith Virtualizer VR Treadmills”. <https://www.cyberith.com/>, (参照 2020-02-01).
- [3] 池田航輝, 尾島修一, 植村 匠. HMDを用いた歩行インタフェースの構築. 平成27年度第23回電子情報通信学会九州支部学生会講演会論文集, 2015, D-33.
- [4] Heipke, C. et al., Evaluation of Automatic Road Extraction. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1997, vol.32, 3-2W3, p. 47-56.