

没入型コンテンツに向けたプレイヤー識別に関する研究

佐古奈津希^{†1} 小沢隆徳^{†2} 江草遼平^{†3} 杉本雅則^{†4}
楠房子^{†2} 稲垣成哲^{†5} 溝口博^{†1}

概要: 教育の場において、体験を通じた学習は効果的であることがわかっている。しかし体験をする場を作るには広い土地が必要であるほか、多くの費用がかかってしまうという課題がある。これらを解決する方法として、近年、センサを使用した没入型コンテンツでの疑似体験を通じた学習が行われている。このような没入型コンテンツを複数のプレイヤーが同時に行う場合、プレイヤー同士がすれ違うことなどでプレイヤーの識別ができなくなることがある。そこで著者らはそのような環境下であっても、プレイヤー識別を行なえる方法について考えた。本論文ではプレイヤー識別の方法、及びその実験結果について述べる。

キーワード: 機械学習, 骨格情報, Kinect v2

Study on Player Identification for Immersive Contents

NATSUKI SAKO^{†1} TAKANORI OZAWA^{†2} RYOHEI EGUSA^{†3}
MASANORI SUGIMOTO^{†4} FUSAKO KUSUNOKI^{†2}
SHIGENORI INAGAKI^{†5} HIROSHI MIZOGUCHI^{†1}

Abstract: It is known that learning through experiences is effective in education. However, there is a problem that it is necessary to have a large land to make a place to experience, and it costs a lot of money. As a method to solve these problems, learning has been conducted through simulated experiences with immersive content using sensors. When multiple immersive contents are simultaneously performed by multiple players, it is sometimes impossible to distinguish players because players pass each other. Therefore, the authors considered how to identify players even under such circumstances. In this paper, we describe the method of player identification and the results of the experiment.

Keywords: Machine learning, Skeletal information, Kinect v2

1. はじめに

教育の場において、体験を通じた学習は効果的であることがわかっている[1]。だが、体験をする場を作るには広い空間が必要であるほか、多くの費用がかかってしまうという課題がある[2]。これらを解決する方法として、Microsoft社の Kinect for Windows v2 センサ (以下 Kinect v2 センサ) [3]を使用した没入型コンテンツでの疑似体験を通じた学習を行っている[4]。

しかし、Kinect v2 センサを使用した没入型コンテンツの欠点として、複数人での使用が困難だという点があげられる。この理由は、Kinect v2 センサを用いる場合、プレイヤー同士がすれ違うことなどでプレイヤーの識別ができなくなるためである。

この課題を解決するために、プレイヤーの骨格情報を用いたプレイヤー識別手法を提案する。本論文では、実データである骨格情報を用いたプレイヤー識別の有効性確認実験について述べる。

2. 骨格情報を用いたプレイヤー識別

2.1 Kinect v2 センサを用いた骨格情報の取得

前述した Kinect v2 センサと Kinect for Windows v2 Software Development Kit を使用することで、Kinect v2 センサの視野内にいるプレイヤーの手や頭など合計 25 か所の関節・端点位置を 30fps で取得することができる。関節・端点位置は Kinect v2 センサを原点とした m 単位での(x, y, z)座標で表される。

本研究では、まず図 1 中の青い点で示されている 25 か所の関節・端点の(x, y, z)座標を取得する。そして取得した関節・端点位置より図 1 中の b1~b24 部位の長さを計算する。ある b_i 部位の両端にある関節・端点位置を(x', y', z')と(x'', y'', z'')とすると、b_i 部位の長さ l は、

$$l = \sqrt{(x' - x'')^2 + (y' - y'')^2 + (z' - z'')^2}$$

で算出される。

2.2 プレイヤーの骨格情報の選択

次に実際にプレイヤー識別に使用する部位の選択を行う。

^{†1} 東京理科大学
Tokyo University of Science
^{†2} 多摩美術大学
Kyoto University
^{†3} 明治学院大学
Meiji Gakuin University

^{†4} 北海道大学
Hokkaido University
^{†5} 神戸大学
Kobe University

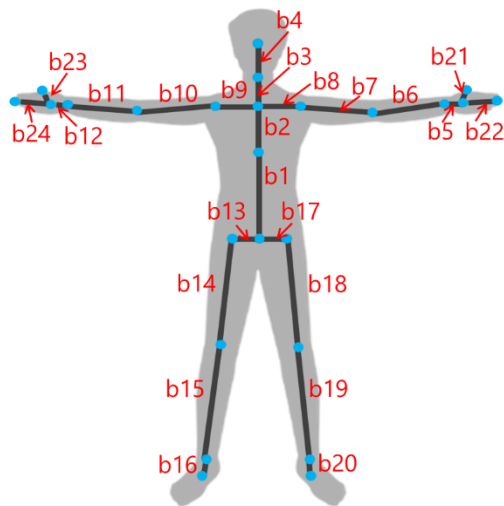


図 1 プレイヤーの骨格取得部位
Figure 1 Skeleton acquisition site of the player

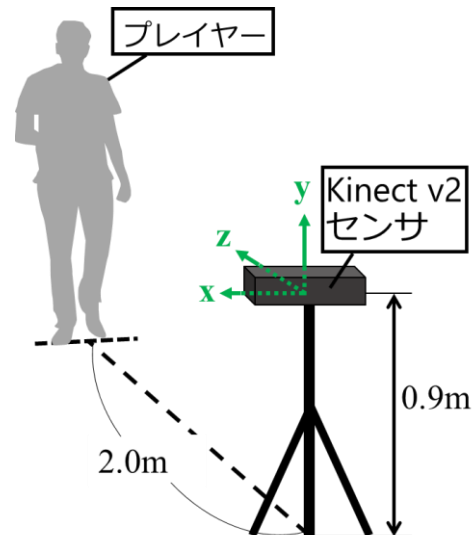


図 2 実験環境
Figure 2 Experimental Setup

没入型コンテンツを体験している際などプレイヤーが動作を行っている場合、同じプレイヤーの同じ部位であっても長さが大きく異なってしまう場合があることが事前実験によってわかっている。これにより後述するプレイヤー識別に支障をきたす恐れがある。そのため、プレイヤー識別では、プレイヤーが動作中であっても長さの変化が起こりにくい部位を使用する必要がある。

プレイヤーが動作中であっても長さの変化が起こりにくい部位を調べるため、事前実験を行った。プレイヤーが20秒間足踏みしている時の部位の長さを30fpsで取得し、各部位の標準偏差を求め、それを各部位の平均値で割ったものを算出した。そして、その結果が0.05以下になる部位のみをプレイヤー識別に使用することとした。その結果、使用する部位は図1中のb1, b2, b3, b4, b6, b7, b8, b9, b10, b11, b13, b17となった。よって本研究ではこれらの部位をプレイヤーの骨格情報として使用した。

2.3 プレイヤー識別

プレイヤー識別には最近傍決定則[5]を用いた。最近傍決定則は入力されたテストデータと各訓練データの距離を求め、最も距離の近い訓練データの被験者をプレイヤー識別結果として出力するものである。本研究では距離としてユークリッド距離を使用する。

3. 有効性確認実験

3.1 プレイヤー骨格情報の収集

プレイヤーの骨格情報を収集する際の実験環境を図2に示す。プレイヤーはKinect v2 センサから2.0 m離れた位置に立ち、足踏みを行う。各プレイヤーごとに足踏み中の骨格情報を30fpsで350サンプル取得し、初めの50サンプルをノイズの多い不安定区間として棄却し、残りの300サ

ンプルを学習データとして用いた。同様にテストデータも各プレイヤーごとに300サンプルずつ取得した。

3.2 学習結果

各学習データにラベリングを行って学習させ、最近傍決定則を用いて合計3900サンプルのテストデータのプレイヤー識別を行った。3900サンプルのうちプレイヤーが正しく識別されたテストデータの数を全テストデータ数で割ったものを識別成功率と定義したところ、本研究の識別成功率は99.0%となった。2.2で述べたプレイヤーの骨格情報の選択を行わずに、全ての骨格情報を用いて同様にプレイヤー識別を行い、識別成功率を求めたところ、98.3%となった。この結果から標準偏差の小さい部位のみをプレイヤー識別に使用することで識別精度が高まることがわかった。これにより骨格情報を用いたプレイヤー識別の可能性が示唆された。

4. おわりに

本論文では、没入型コンテンツに向けたプレイヤー識別方法として、プレイヤーの骨格情報を用いたものを提案した。プレイヤーの骨格情報を用いたプレイヤー識別方法では、Kinect v2 センサを用いて骨格情報を取得し、最近傍決定則を用いてプレイヤー識別を行った。

実データを用いて実験を行ったところ、識別成功率が99.0%となった。これにより骨格情報を用いたプレイヤー識別の有効性が示唆された。

謝辞

本研究はJSPS 科研費 JP16H01814の援助を受けた。記して謝意を示す。

参考文献

- [1] 柳澤一輝. 歴史認識の深まりを保障する中学校社会科授業の展開: 地域を視点に体験, 探究を核とした原始学習の実践を通して. 教育実践研究, 2012, p. 93-98.
- [2] 多々良穰. 高校教員から見た「博学連携」のあり方. 金沢大学考古学紀要, 2018, vol. 39, p.67-79.
- [3] “Kinect for Windows”. <https://developer.microsoft.com/ja-jp/windows/kinect>, (参照 2018-12-24)
- [4] Sako, Natsuki, et al. ‘Throw and Run’Early-Human Virtual Hunting Experience: An Interactive Archaeology-Learning Support System. EdMedia+ Innovate Learning. Association for the Advancement of Computing in Education AACE, 2018, p.1216-1221.
- [5] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.