

プレイヤー適応型健康促進の Motion Gaming AI

草野 貴宏[†] 中川 裕登[‡] パリヤワン プージャナー[‡] 原田 智広[†] ターウオンマツト ラック[†]
立命館大学情報理工学部[†] 立命館大学情報理工学研究科人間情報科学コース[‡]

1. はじめに

Kinect のようなモーションキャプチャによって全身操作を行う Motion Gaming は、ゲームを楽しみながら運動することで健康促進が見込めるため、ヘルスケアの面で注目されている。しかし、健康促進に良い効果がある一方で、同じ動作を繰り返すことで身体の同じ部位を使いすぎてしまい、その部位を傷めてしまうという逆効果にも注意する必要がある。健康促進のためには、全身をバランス良く使って運動することが重要である。

そこで本論文では、Kinect を用いた対戦格闘ゲームにおいて、プレイヤーが身体の左右の部位をバランス良く使うように誘導する AI を提案する。提案 AI は、プレイヤーの行動傾向を分析し、AI の行動に対してプレイヤーがどの行動を起こすかを予測する。プレイヤーの行動は技に対応した身体動作によって行われるため、AI の行動に対するプレイヤーの運動量を予測することができる。AI は最終的に、プレイヤーが身体の左右部位の運動量をバランス良く保つことができると予測される行動を選択する。

対戦格闘ゲーム FightingICE[1]では、プレイヤーと AI が一対一の対戦を行うことができる。FightingICE は本来 Kinect による操作に対応していないが、Kinect と既存アプリケーションを統合するミドルウェアである Universal-Kinect-type-controller by ICE Lab(UKI) [2]によって、身体動作による操作や運動量の取得が可能になる。

2. 提案手法

2.1 概要

提案 AI の概要を図 1 に示す。Motion データベースはゲーム内行動に対応する身体動作の運動量を保存したデータベースである。実験で用いる動作は 24 種類あり、それぞれの動作の運動量を保存している。ActionHistory データベースは AI



図 1 FightingICE

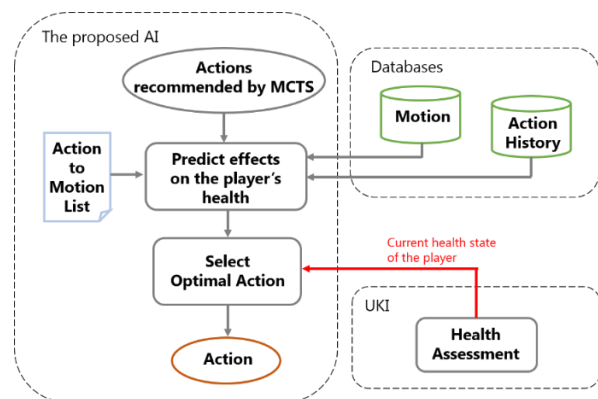


図 2 提案 AI

の行動に対するプレイヤーの対応行動の確率を保存したデータベースであり、その確率は後述する実験により得られた対戦データから算出される。提案 AI は次のような手順で動作する。

(1) モンテカルロ木探索 (MCTS) で探索された行動のうち探索回数上位 3 位までの行動を候補行動とする。

(2) Motion データベースと ActionHistory データベースを参照し、各候補行動がプレイヤーの運動量にどの程度影響を与えるかを予測する。

(3) UKI からプレイヤーの現在の運動量、期待運動量、期待運動量と現在の運動量の差 (Gap) を取得し、候補行動のうち Gap を最も小さくする行動を選択する。

2.2 モンテカルロ木探索 (MCTS)

MCTS は、ランダムな値を用いたシミュレーションを行い、その結果から近似解を求めるモンテカ

Adaptive Motion Gaming AI for Health Promotion
Kusano Takahiro[†], Nakagawa Yuto[‡], Paliyawan Pujana[‡],
Harada Tomohiro[†], Thawonmas Ruck[†]
College of Information Science & Engineering, Ritsumeikan
University[†]
Graduate School of Information Science & Engineering,
Ritsumeikan University[‡]

ルロ法と木探索を組み合わせた手法であり、ある場面での有効な行動を選択する。[3]では MCTS の一種である UCT(Upper Confidence Bound applied to Trees)を用いており、最終的に探索回数が最も多い行動を選択しているが、提案 AI では上位 3 つの行動を候補行動として選択する。MCTS がある場面での有効手を候補行動とすることで、プレイヤーが同じ行動を繰り返すことを抑制することができる。

2.3 運動量計算

本研究で用いられる運動量は、身体の各部位の時刻 $t-1$ での座標と時刻 t での座標のユークリッド距離を取り、毎時刻蓄積することで求められる。時刻間隔は $1/25$ 秒である。単位はメートルである。期待運動量は身体の各部位左右の運動量の平均とし、現在の運動量と期待運動量の差を Gap として提案 AI での行動選択に用いている。

3. 実験

3.1 実験環境

実験には対戦格闘ゲーム FightingICE を使用する。また、Kinect によるゲーム操作を可能にするために UKI を合わせて用いる。

3.2 実験内容

被験者に FightingICE をプレイしてもらい、提案手法を実装した AI と、実装していない MCTS AI と対戦を行う。対戦を行った際の左右の運動量のバランスを比較することで、提案手法の有効性を確認する。

3.3 方法

実験は 2 日に分けて行う。1 日目は MCTS AI との対戦を行う。まず練習として、何も行動しない AI と 2 試合、完全にランダムに行動する AI と 1 試合行い、操作方法の確認を行う。その後 MCTS AI との試合を 3 回行う。疲労を伴う実験のため、各対戦終了後は 1 分の休憩を行う。1 日目の対戦データから被験者ごとに対応行動確率を求め、ActionHistory データベースに登録する。

2 日目は提案 AI との対戦を行う。提案 AI は 1 日目に計算した対応行動確率をもとにプレイヤーの対応行動を予測する。練習内容や休憩に関しては 1 日目と同じである。練習終了後、提案 AI との対戦を 3 試合行ってもらう。

3.4 評価

評価は MCTS AI と提案 AI の右半身と左半身の運動量の差を比較する事で行う。3 試合での半身

の運動量の合計を全身の運動量の合計で割り、左右の割合の差を評価値とする。評価値が小さいほどバランスが取れていることを表す。

3.5 結果

被験者実験は 20 代前半の男性 3 名に対して行った。被験者は全員右利きである。結果を表 1 に示す。

表 1 実験結果

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
MCTS AI	0.150	0.039	0.071
提案 AI	0.087	0.099	0.057

被験者 3 人のうち 2 人で、提案 AI が MCTS AI に比べてバランスの良い行動を誘導しているといえる。期待される効果が得られなかった被験者 B に関してゲームのリプレイを観察すると、対 MCTS AI ではほとんど使わなかった技を対提案 AI で多用するようになっていた。実験を行うにつれて被験者がゲームの操作に慣れていったと考えられるため、実験手法に関して見直しが必要である。

4. おわりに

本論文では、Motion Gaming での逆効果を抑えながら、プレイヤーに身体をバランスよく使うよう誘導する AI について述べた。被験者全員に効果があったわけではないものの、概ね効果があったように思われる。また、被験者から対戦相手が強すぎるという声が多かったため、今後の研究では AI の強さの調整に関しても取り組みたい。

5. 参考文献

[1]<http://www.ice.ci.ritsumeai.ac.jp/~ftgaic/index.htm>
(2016/1/13 参照)

[2]<https://sites.google.com/site/icelabuki/>
(2016/1/13 参照)

[3] Shubu Yoshida, Makoto Ishihara, Taichi Miyazaki, Yuto Nakagawa, Tomohiro Harada, and Ruck Thawonmas, "Application of Monte-Carlo Tree Search in a Fighting Game AI" In Proceedings of the 5th IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2016), 623-624, 2016.