

# 健康促進のための プレイヤー適応型モーションゲーミング AI

許 俊傑<sup>1,a)</sup> 問馬 樹<sup>2,b)</sup> 方 舟<sup>1,c)</sup> パリヤワン プージャーナー<sup>3,d)</sup> 原田 智広<sup>4,e)</sup>  
ターウオンマツト ラック<sup>1,f)</sup>

**概要:** 本論文では、体全身を使用するモーションゲームにおいて、身体部位の使用のバランスを促進するための、対戦格闘ゲーム AI を提案する。本研究では、プレイヤーのゲーム支配力を調整することで、プレイヤーの入力に基づき、AI のアクションを制御する「プレイヤー支配調整 (Player Dominance Adjustment, PDA)」と呼ばれる、新しい概念を使用する。これは、AI がプレイヤーの実行しようとしているアクションを分析し、そのアクションがバランスを高める場合、AI キャラクターにもっと有利な行動を取って、プレイヤーのゲーム支配力を上昇させる。そうでない場合、プレイヤーに対し AI が強い行動を取るように、モンテカルロ木探索 (MCTS) から取得した行動を実行する。実験により、提案された AI が既存の AI (MCTS ベースの AI) よりもバランスが取れていることが示唆される。

## Player Adaptive Motion Gaming AI for Health Promotion

JUNJIE XU<sup>1,a)</sup> TATSUKI TOMA<sup>2,b)</sup> ZHOU FANG<sup>1,c)</sup> PUJANA PALIYAWAN<sup>3,d)</sup> TOMOHIRO HARADA<sup>4,e)</sup>  
RUCK THAWONMAS<sup>1,f)</sup>

**Abstract:** This paper presents an opponent fighting game AI for promoting balancedness in use of body segments while engaging in full-body motion gaming. The proposed use a new concept called “Player Dominance Adjustment (PDA),” which is to control the AI’s actions based on the player’s inputs in the way that adjusts the player’s dominant power. Namely, the AI analyzes an action that the player is going to perform and determines whether the action will increase the balancedness or not; if it does so, the AI will determine action which may give advantage to player, to let the player dominate the game. Else it will use a strong counteraction (obtained from Monte-Carlo Tree Search) towards the player. The proposed AI was compared with a typical open-loop MCTS AI. Our results show that the proposed AI outperforms the existing AI in promoting the balancedness.

<sup>1</sup> 立命館大学情報理工学部  
College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

<sup>2</sup> 立命館大学情報理工学研究科  
Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

<sup>3</sup> 立命館大学総合科学技術研究機構  
Research Organization of Science and Technology, Ritsumeikan University

<sup>4</sup> 首都大学東京システムデザイン学部  
Faculty of Systems Design, Tokyo Metropolitan University

a) is0386xp@ed.ritsumei.ac.jp

b) is0317rr@ed.ritsumei.ac.jp

c) is0385rx@ed.ritsumei.ac.jp

d) pujana.p@gmail.com

e) harada@tmu.ac.jp

### 1. はじめに

近年、Kinect のような身体の動きを入力に持つデバイスによる、モーションゲームが、健康促進の面で注目され、多くの研究がなされている [1]。しかし、同じ動作を繰り返し行うなど、身体の同じ部位を使うことはその部位の疲弊、またプレイヤーの不快感増加につながる [2]。このことから全身をバランス良く使うための工夫が必要である。この問題の解決策として、Paliyawan らは、対戦相手である人間のプレイヤーに、健康的なモーションを実行させる、健康

f) ruck@is.ritsumei.ac.jp

促進モーション適応ゲーム AI を導入した [3]。この AI は、ゲームプレイデータの履歴を使用して、特定の行動を実行するときに、プレイヤーがどのような行動を起こす可能性が高いかを予測するための確率表を生成する。しかし、この AI のパフォーマンスは、プレイヤーの AI に対する行動の予測に依存し、正確に予測することは困難である。そこで、本研究ではプレイヤーの行動に合わせて、プレイヤーに全身をバランス良く使う運動を促す、対戦相手のゲーム AI を提案する。提案 AI は、実際のプレイヤー入力、つまりプレイヤーの身体の動きから行動を決定し、プレイヤーがバランスの良い運動を行うように誘導する。この実装には、次の 3 つの主要な利点がある。

将来のプレイヤーの行動を、予測する必要がない。

提案手法では、AI はゲームプレイに使用されるミドルウェアから、プレイヤーが実行しようとしている行動に関する情報を、直接受け取ることができる。この情報に基づいて決定を行うため、予測からのエラーが起こる心配がない。

健康的な動きをすることにに対するプレイヤーへの報酬がある。

理論的には、相手にダメージを与えられるなど、プレイヤーが特定の時間に特定の行動が有効に感じると、その行動を使用し続ける。私達は健康的な運動に関連する行動が、ゲームの優位に効果的であると、プレイヤーは健康的な運動を率先して行うと信じている。

調整されたゲームの難易度

一般的にある MCTS ベースの AI は、特にモーションゲームにおいて、非常に強力である。提案された手法により、プレイヤーが健康的な動きをするとき、プレイヤーのリアルタイム入力に基づいて難易度が調整され、プレイヤーがより楽しく感じるようになる。

本研究の検証では、ベースラインである MctsAI[4] を比較対象として被験者実験で、被験者の運動のバランスにおいて、提案 AI の有用性を検証する。

## 2. 研究背景

### 2.1 健康促進のためのモーションゲーム

世界保健機関の報告によると、世界中の 80 % 以上の人々が身体的に十分な活動をせず、そのことが死亡や非感染性疾患のリスク要因の 1 つと考えられている [5]。健康のためにデザインされたゲームは、あらゆる年齢の人々に、健康促進に効果的な方法を提供する [6]。モーションゲームは健康促進の戦略として、個人の運動行動の変化へ、短時間で効果が出せることが証明されている [5]。最適な結果

を得るために、プレイの強度と持続時間に関して推奨が行われた場合、モーションゲームは健康上の利点を与える能力を持っている。別の調査では、モーションゲームが中程度の身体活動を提供できることも示されている [7]。

### 2.2 格闘ゲームにおけるモンテカルロ木探索

モンテカルロ木探索 (MCTS) は木探索アルゴリズムの一種であり、決定空間の探索におけるランダムサンプリングにモンテカルロ法を使用する。MCTS は、応答時間が短いリアルタイムゲームである格闘ゲームにおいて、ゲーム AI を制御するための効果的なメカニズムといえる。格闘ゲームにおいて、高得点を獲得する多くの AI は、遺伝的アルゴリズム [8] や、ルールベースの制約などの一般的なソリューションを見つける、最適化手法をシンプルな MCTS と組み合わせて、作成されている。

### 2.3 本研究で使用するツール

本研究で使用する、Paliyawan らの Universal Kinect-type-controller by ICE Lab (UKI)[9] は、PC 上の様々なゲームにおいて Kinect を入力インタフェースとして適用できるミドルウェアであり、これを用いて全身による操作を可能にする。UKI により、プレイヤーが Kinect の前で行った身体動作をキー入力に変換し、その入力に対応するゲームアクションを実行することができる。そのため、Kinect に対応していない市販のゲームであっても全身による操作が可能となる。

Kinect は健康増進とリハビリテーションのための全身モーションゲームを提供する可能性があるため、ゲームデバイスの一つとして認識されている。109 件の系統的文献レビューで、リハビリテーションの応用に関する研究開発の可能性と、Kinect での将来の作業は広範囲にわたることが報告されている [10]。また UKI には、ユーザーが新しいモーションを実行するだけで、システムに導入できるようにするモジュールや、カロリー消費量、身体部位の使用のバランス、動きの変動性を評価するためのモジュールなども存在する。

ゲームプレイ前に、効果的なチュートリアルを行うことは、特にゲーム初心者にとってプレイヤーのやる気を増進するために重要である [11]。UKI 同様に、このシステム (図 1) は格闘ゲームだけではなく、健康促進用のモーションゲームに適用される。ゲーム初心者がゲームをプレイする前に、このガイドモジュールでプレイヤーをガイドすると、ゲームにおけるさまざまなモーションがあっても、プレイヤーが覚え易くなったり、モーションの暗記にも貢献できる [12]。

本研究では、UKI を AI の国際大会に利用されている対戦格闘ゲーム FightingICE[13] に適用し、モーションゲームとして扱う。

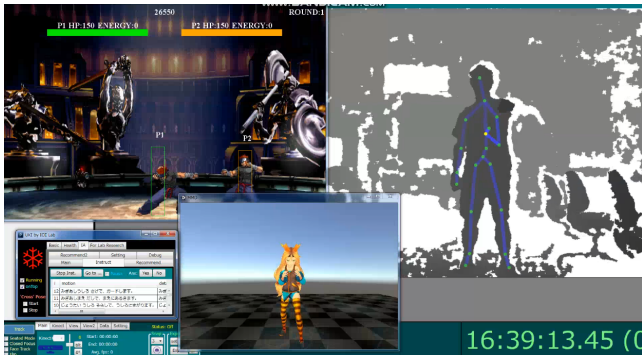


図 1 ガイドモジュールのバーチャルキャラクター（中下部における女性キャラクター）がプレイヤーにゲームモーションをガイドする様子

### 3. 研究手法

#### 3.1 既存手法

Paliyawan らはプレイヤーがモーションゲームをプレイしながら、全身をバランスよく動作させるための健康促進モーション適応ゲーム AI を開発した [3]. この AI は、これまでのプレイ履歴から、AI の各行動に対するプレイヤーの行動を予測し、そのプレイヤーの行動が、モーション操作において、バランスの良いものとなるように、ゲーム全体の AI の行動を決定するように作られている。しかし、この手法はすべてのプレイヤーの行動変化に対する対応策が用意されていないため、ゲーム途中でプレイヤーの行動に合わせて、リアルタイムに対応することが出来ないという問題がある。

#### 3.2 モンテカルロ木探索

提案 AI に MctsAI[4] のモンテカルロ木探索 (MCTS) (図 2) が組み込まれているので、この節で説明を行う。MCTS では、事前設定された固定時間  $T_{max}$  がなくなるまで、選択、展開、シミュレーション、逆伝播の 4 つのステップが繰り返される。各ステップの説明を次に示す。

##### 選択：

平均報酬である  $\bar{X}_i$  を式 1 に示す。  $C$  はバランス調整パラメーターであり、  $N_i$  は  $i$  番目のノードにおける訪問数である。次に、ノードの選択ポリシーとして、信頼度の上限である UCB1 を式 2 に示す。  $N$  は親ノードにおける訪問数である。評価に使用される報酬  $eval$  を式 3 に示す。これは、アクションが実行される前後のプレイヤーと AI のヒットポイント (HP) の変化を使用して計算される。

$$\bar{X}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} eval_j \quad (1)$$

$$UCB1_i = \bar{X}_i + C \sqrt{\frac{2 \ln N}{N_i}} \quad (2)$$

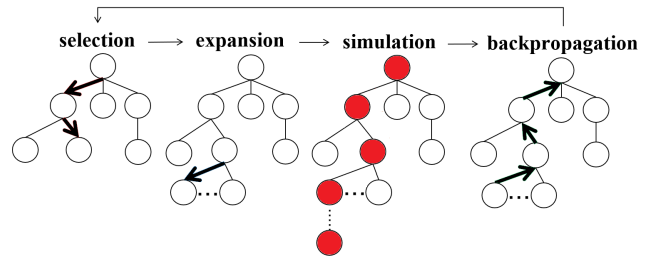


図 2 モンテカルロ木探索の 4 つのステップ

表 1 MctsAI および MCTS モジュールの構成

Notation	Meaning	Value
$C$	Balancing Parameter	0.42
$N_{max}$	Threshold of the number of visits	7
$D_{max}$	Threshold of the tree depth	3
$T_{sim}$	The number of simulations	60 frames
$T_{max}$	Execution time of MCTS	16.5 ms

$$eval = (afterHP^{my} - beforeHP^{my}) - (afterHP^{opp} - beforeHP^{opp}) \quad (3)$$

##### 展開：

末端ノードに到達した後、パスの深さが一定のしきい値より低く、末端ノードの訪問数が一定のしきい値よりも大きい場合、新しいノードが生成される。

##### シミュレーション：

シミュレーションは固定時間  $T_{sim}$  内で実行される。AI はルートノードから現在の末端ノードへのパスにあるアクションでシミュレーションを行う。シミュレーションは固定時間に到達するまで、相手のアクションのパスにあるものと同じ数だけランダムに行う。

##### 逆伝播：

シミュレーションより  $eval$  が更新され、それを末端ノードからルートノードまでのノードに伝播させ、各ノードの UCB1 値を更新する。

実験で使用された固定パラメーターを、表 1 に示す。これらのパラメーターは、石原らが提案した AI[14] による事前実験により経験的に設定された。

#### 3.3 バランスの評価

身体部位の使用のバランスを測るために UKI のヘルス評価モジュールを使用する。これは、ゲーム開始からの時間の経過とともに、プレイヤーの身体部位の運動量を蓄積し、身体部位の使用のバランス (Bal) を計算するものである。身体の動きの勢いを計算するために、このモジュールは、Kinect を使用して、20 箇所ある関節の 3D 位置データをキャプチャする。最初は、プレイヤーの初期立ち位置により調整され、データがプレイヤーの立ち位置に対して不

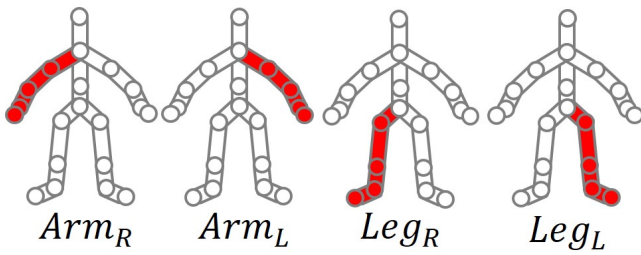


図 3 4つのセグメント

変となるように設定される。上半身、下半身の関節は、それぞれ両肩の中央と腰の中央に合わせられる。次に、ユークリッド距離を使用して、連続する関節の各ペア間の相対的な変化が計算される。ここで、体の中心の関節は省略され、残りの関節は腕と脚のペアである4つのセグメント(右腕, 左腕, 右脚, 左脚)にグループ化される(図3)。同じセグメント内の関節の変化は合計され、1つのセグメントの変化として捉えられる。最後に、対象セグメントの経時的な変化が累積され、式4の運動量によって表される[3].

$$gap_s = em_s - am_s \quad (4)$$

$$em_{RightArm} = em_{LeftArm} = \max(am_{RightArm}, am_{LeftArm}) \quad (5)$$

$$em_{RightLeg} = em_{LeftLeg} = \max(am_{RightLeg}, am_{LeftLeg}) \quad (6)$$

式4に示す  $gap_s$  は、全セグメントの予想運動量  $em_s$  と実際の運動量  $am_s$  の差である。 $am_s$  はゲームの各ラウンドが開始されてからのセグメントの累積合計移動量であり、 $em_s$  は式5および式6で計算される。

$$Bal = 1 - 2 \times \frac{\sum_{s=1}^4 gap_s}{\sum_{s=1}^4 em_s} \quad (7)$$

AIの目標は式7で示される、身体部位の使用を示す値  $Bal$  を最大化することである。 $Bal$  がとる値の範囲は  $[0,1]$  であり、1に近いほど、身体の両側のバランスがとれた状態で運動していることを示している。

### 3.4 提案手法

MCTSを使用した MctsAI[4]に、プレイヤーの入力とプレイヤーの意図などに順従する概念、プレイヤー支配調整(Player Dominance Adjustment, PDA) [15]を導入し、これを提案AI(プレイヤー支配調整健康促進AI, PDA-HPAI)とする。プレイヤー支配調整は、プレイヤーの入力に基づいて、AIの動作を制御し、プレイヤーのゲーム支配力を調整する概念である。ゲーム支配力とは、ゲームプロセスがプレイヤーの意図に沿って、進むかどうかの確率を指したものである。また、プレイヤー支配調整は、プレイヤーの入力と、ゲーム設定を参照することで、プレイヤーの意図

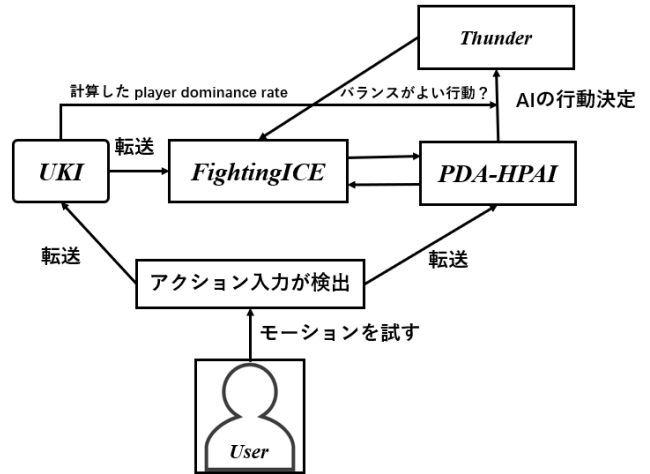


図 4 提案システムの概要

表 2 モーションによる各セグメントの運動量 (Motion to Movement momentum)

モーション	運動量			
	Right Arm	Left Arm	Right Leg	Left Leg
Right Punch	5.83	0.49	0.51	0.38
Left Kick	1.47	1.68	1.08	6.42
Crouch	2.25	2.11	2.95	3.04
...				

を予測することができる。例えば、プレイヤーが攻撃ボタンを入力した場合、アクションが実際にゲーム上で実行される前に、プレイヤーの攻撃意図を読み取れる。格闘ゲームなどの一部のゲームでは、プレイヤーの入力情報をAIのポリシーに追加することで、プレイヤー支配調整を実装できる。

提案されたAIを制御するためのシステム概要を図4に示す。効果的なゲームアクションに該当するモーションが、プレイヤーによって実行される場合、AIはプレイヤーの入力をリアルタイムで分析し、モーション移動テーブル(表2, Paliyawanらが提案された[3])で、プレイヤーの  $am_s$  を分析する。分析の手順を次に示す。

- (1) 各セグメントの運動量を取得し、式4で右側と左側のセグメントの運動量のギャップ  $gap$  を計算し、合計する。
- (2)  $gap$  と式4の  $CR$  から式8で  $prob$  を計算する。範囲外の場合は0.2から0.8の範囲に正規化する。
- (3)  $prob$  を使用してプレイヤー支配率  $PDR$  を式9のように計算する。動きのバランスがよくない場合、値がより低くなるように設定している。

$$prob = \frac{gap}{CR} \quad (8)$$

$$PDR = \begin{cases} 0.1 + prob & \text{for healthy motion} \\ 0.9 - prob & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

結果として、AIは0から1の範囲の乱数を取り、 $PDR$ よりも大きい数値の場合、プレイヤーに対し強力なAIであるMctsAIでアクションを決定する。反対に、小さい数値の場合、AIはプレイヤーに対し無害なアクションを選択する。

## 4. 実験

本実験では、MctsAI[4]と提案AIであるPDA-HPAI、2つのゲームAIを比較した。参加者は2つのグループに均等に分割され、それぞれグループ1、グループ2とした。すべての参加者は、それぞれ1ラウンドずつ2つのAIに対してゲームをプレイしてもらった。それぞれのグループで異なる順序で対戦を行った。

### 4.1 実験内容

18人の大学生を募集し、実験を行った。メイン実験として2ラウンドのゲームをプレイしてもらう前に、各参加者はガイドモジュールである仮想インストラクターによるトレーニングを行った。このインストラクターは、ゲームコントロールに使用できるすべてのモーションを参加者に教示し、参加者がモーションを正しく実行できるように指導するものである。その後、グループ1のプレイヤーはMctsAIと対戦し、次にPDA-HPAIと対戦した。グループ2のプレイヤーは最初にPDA-HPAIと対戦し、その後MctsAIと対戦した。

### 4.2 結果

MctsAIとの戦いと、PDA-HPAIとの戦いを比較すると、ゲーム終了時の*Bal*の有意差は、サンプルのt検定( $p\text{-value} = .033$ )とWilcoxonの符号付きランク検定( $p\text{-value} = .031$ )で確認された。表3から、プレイヤーがPDA-HPAIと戦うときの平均*Bal*は高くなり、提案されたAIが期待どおりに機能することが示唆される。プレイヤーとAIのヒットポイント(HP)の差である*HpDiff*は、各ラウンドの終了時に、プレイヤーキャラクターのHPを敵AIキャラクターのHPで引くことによって計算される。初期HPは各々150であり、プレイヤーまたはAIが敗北すると各ラウンドが終了するため、*HpDiff*の値の範囲は-150~150となる。負の値はプレイヤーが負けたことを表し、正の値はプレイヤーが勝ったことを表す。統計的テストに基づいて異なるAIと戦う場合、*HpDiff*に大きな違いは見られない。ただし、表3によると、プレイヤーがPDA-HPAIと戦うときの平均*HpDiff*は高くなる。さらに、すべての参加者は、MctsAIに対して合計2ラウンド、PDA-HPAIに対して7ラウンドを勝ち取っている。こ

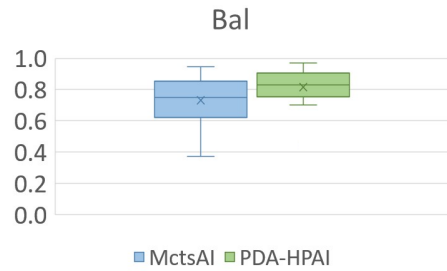


図5 バランスの比較

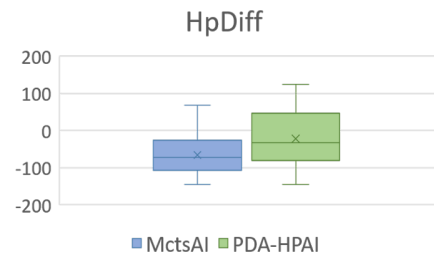


図6 ヒットポイント(HP)の差

表3 *Bal*と*HpDiff*の標準偏差付き平均値

	<i>Bal</i>	<i>HpDiff</i>
MctsAI	0.73 ± 0.03	-65.00 ± 55.79
PDA-HPAI	0.82 ± 0.23	-21.89 ± 82.83

れは、PDA-HPAIと対戦する難易度が、MctsAIと対戦する難易度よりプレイヤーの能力に適合し、フロー理論[16]に基づくと、より楽しいと考えられることを意味している。さらに、プレイヤーがPDA-HPAIと対戦してからMctsAIと対戦した場合、残りのHPが近くなり、提案されたAIは、プレイヤーがプレイを続ける可能性が高くなることを示唆している[17]。

## 5. まとめ

本稿では、健康促進のためにデザインされたシステムを既存のゲームAIに実装した。本稿で考案されたAIが、既存のAIより健康促進とAI行動の考量についてのパフォーマンスが高いことが結果から明らかとなった。考案されたAIは既存のAIよりプレイヤーのバランスを保つことができ、より健康的なモーションゲームのプレイスタイルがプレイヤー側に提供できることとなった。さらに、結果より、プレイヤー支配調整のユーザビリティも検証され、この概念を使いプレイヤー適応型AIを作るポテンシャルも示された。プレイヤー支配調整という概念はまだ新しいが、この論文に使われたシンプルな手法による実装においても、良い結果となった。今後、より複雑なAI手法を使うことで、プレイヤー支配調整という概念は、健康促進とユーザー体験に限定せず、様々な分野にも適用されることが期待される。

## 参考文献

- [1] Da Gama, A., Fallavollita, P., Teichrieb, V. and Navab, N.: Motor rehabilitation using Kinect: A systematic review, *Games for health journal*, Vol. 4, No. 2, pp. 123–135 (2015).
- [2] Maffetone, P.: Muscle Imbalance, (online), available from <https://philmaffetone.com/muscle-imbalance/> (2015).
- [3] Paliyawan, P., Kusano, T., Nakagawa, Y., Harada, T. and Thawonmas, R.: Adaptive Motion Gaming AI for Health Promotion, *2017 AAAI Spring Symposium Series*, pp. 720–725 (2017).
- [4] Yoshida, S., Ishihara, M., Miyazaki, T., Nakagawa, Y., Harada, T. and Thawonmas, R.: Application of Monte-Carlo tree search in a fighting game AI, *2016 IEEE 5th Global Conference on Consumer Electronics*, IEEE, pp. 623–624 (2016).
- [5] World Health Organization: Physical activity, (online), available from <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity/> (2018).
- [6] Baranowski, T., Blumberg, F., Buday, R., DeSmet, A., Fiellin, L. E., Green, C. S., Kato, P. M., Lu, A. S., Maloney, A. E. et al.: Games for health for children - Current status and needed research, *Games for health journal*, Vol. 5, No. 1, pp. 1–12 (2016).
- [7] Peng, W., Crouse, J. C. and Lin, J.-H.: Using active video games for physical activity promotion: a systematic review of the current state of research, *Health education & behavior*, Vol. 40, No. 2, pp. 171–192 (2013).
- [8] Kim, M.-J. and Ahn, C. W.: Hybrid fighting game AI using a genetic algorithm and Monte Carlo tree search, *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, ACM, pp. 129–130 (2018).
- [9] Paliyawan, P. and Thawonmas, R.: UKI: universal Kinect-type controller by ICE Lab, *Software: Practice and Experience*, Vol. 47, No. 10, pp. 1343–1363 (2017).
- [10] Andersen, E., O’Rourke, E., Liu, Y.-E., Snider, R., Lowdermilk, J., Truong, D., Cooper, S. and Popovic, Z.: The impact of tutorials on games of varying complexity, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp. 59–68 (2012).
- [11] Andersen, E., O’Rourke, E., Liu, Y.-E., Snider, R., Lowdermilk, J., Truong, D., Cooper, S. and Popovic, Z.: The impact of tutorials on games of varying complexity, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp. 59–68 (2012).
- [12] Bravo, J. A. M., Paliyawan, P., Harada, T. and Thawonmas, R.: Intelligent assistant for providing instructions and recommending motions during full-body motion gaming, *2017 IEEE 6th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, IEEE, pp. 1–2 (2017).
- [13] Lu, F., Yamamoto, K., Nomura, L. H., Mizuno, S., Lee, Y. and Thawonmas, R.: Fighting game artificial intelligence competition platform, *2013 IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, IEEE, pp. 320–323 (2013).
- [14] Ishihara, M., Ito, S., Ishii, R., Harada, T. and Thawonmas, R.: Monte-Carlo Tree Search for Implementation of Dynamic Difficulty Adjustment Fighting Game AIs Having Believable Behaviors, *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*, IEEE, pp. 46–53 (2018).
- [15] Xu, J., Paliyawan, P., Thawonmas, R. and Harada, T.: Player Dominance Adjustment: Promoting Self-Efficacy and Experience of Game Players by Adjusting Dominant Power, *2019 IEEE 8th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, IEEE, (online), available from [http://www.ice.ci.ritsumei.ac.jp/~ruck/PAP/gcce2019\\_xu.pdf/](http://www.ice.ci.ritsumei.ac.jp/~ruck/PAP/gcce2019_xu.pdf/) (2019).
- [16] Chen, J.: Flow in games (and everything else), *Communications of the ACM*, Vol. 50, No. 4, pp. 31–34 (2007).
- [17] Alexander, J. T., Sear, J. and Oikonomou, A.: An investigation of the effects of game difficulty on player enjoyment, *Entertainment computing*, Vol. 4, No. 1, pp. 53–62 (2013).