

# プレイヤーのゲーム習熟度と嗜好を反映した ダンスゲーム譜面に対する動作の推定

辻野 雄大<sup>1,a)</sup> 山西 良典<sup>2,b)</sup> 山下 洋一<sup>3,c)</sup>

**概要:** ダンスゲーム譜面は、プレイヤーが行うべき入力デバイスの操作を指示するものである。操作に用いる体の部位や、操作時の姿勢は指定されておらず、あるゲーム譜面に対して行うプレイヤーの身体動作は一意に定まらない。本稿では、隠れマルコフモデルを用い、入力ゲーム譜面に対してプレイヤー動作を推定する手法を提案する。プレイヤーのゲーム習熟度や動作の好みを表現するパラメータを導入し、1つの譜面に対して異なる動作を推定する複数のエージェントを生成した。

**キーワード:** ダンスゲームの分析, エージェント/ロボット, 運指推定, 隠れマルコフモデル

## 1. はじめに

今日のビデオゲーム市場で、大きなシェアを占めているジャンルに音楽ゲームが存在する。音楽ゲームの代表例として、*Dance Dance Revolution*<sup>®</sup> (DDR) などのダンスゲームが挙げられる。図 1 にダンスゲーム画面の例、図 2 に操作に用いるパネルの模式図をそれぞれ示す。図 1 に示した画面はプレイヤーの前方に表示され、図 2 に示したパネルはプレイヤーの足元に存在する。本稿では、図 2 に示した、パネルが存在する正方形の平面領域をステージと表現する。ダンスゲームでは、プレイヤーはステップと呼ばれる指示符に従って、足元のパネルを踏む。ある楽曲に対して用意されたステップの配置パターンはゲーム譜面、あるいは単に譜面と呼ばれている。各ステップは、踏むべきパネルの種類と、パネルを踏み始めるべきタイミングの 2 つの情報を指示している。本稿では、パネルを踏み始めた瞬間のことをパネルオンセットの発生と表現する。

ステップは、プレイヤーがどちらの足を用いてパネルを踏むかについては指示しておらず、どのような姿勢でパネルを踏むかはプレイヤーの解釈に委ねられている。例えば、図 1 中で判定枠に最も近い↑のステップは、プレイヤーにとって前方に存在する↑のパネルを踏むことを指示しているが、これを右足で踏むか左足で踏むかは定められていな

い。また、ステップによって指示されていないパネルについては、足の有無は問われない。例えば、前述の↑パネルを踏むことを指示するステップにおいて、左足で↑パネルを踏んだ場合、右足はどのパネルを踏んでいる状態であっても良く<sup>\*1</sup>、どのパネルも踏んでいない状態でも良い。以上より、あるゲーム譜面の指示を満たすプレイヤーの動作は一意には定まらない。本研究の研究課題は、入力されたゲーム譜面に対して、その譜面の指示を満たし、かつプレイヤーの身体姿勢として破綻しない一連の動作系列を、計算機を用いて推定することである。

### 1.1 問題設定

指示符系列に対する人間の動作が一意に定まらないという問題は、音楽ゲームに限らず、実際の楽器演奏動作においても発生している問題である。楽譜に対する楽器演奏動作を計算機を用いて推定する課題は「運指決定」や「運指推定」と呼ばれ、ピアノ [1] やギター [2], [3] などを対象とした先行研究が存在している。これらの研究においては、楽譜を入力して、その楽譜通りの発音系列を得られる運指系列を推定するモデルを構築している。ピアノを対象としたモデル [1] であれば、楽譜内の音符 1 つ 1 つに対して、両手 10 本の指のうちどの指を用いて対応する鍵盤を押さえれば良いかを、運指番号という表現形式で出力している。ギターを対象としたモデル [2], [3] では、楽譜内の各和音に対して、どの弦のどの位置を押さえれば良いかを

<sup>1</sup> 立命館大学大学院情報理工学研究科

<sup>2</sup> 関西大学総合情報学部

<sup>3</sup> 立命館大学情報理工学部

a) is0221rs@ed.ritsumei.ac.jp

b) ryama@kansai-u.ac.jp

c) yyama@is.ritsumei.ac.jp

<sup>\*1</sup> ただし、左足で↑パネルを踏む以前から右足で↑パネルを踏み続けていた場合は、パネルオンセットが発生しないためステップの指示を満たさない。

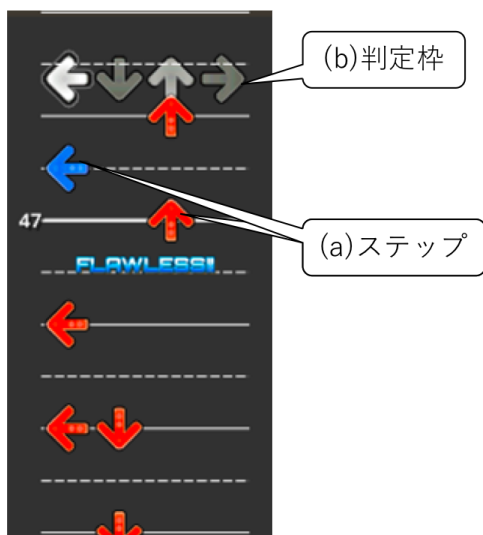


図 1 ダンスゲームにおけるゲーム画面の例。楽曲に合わせて (a) ステップが画面下部から上部へ移動し、(b) 判定枠とステップが重なったタイミングでプレイヤーが対応するパネルを踏むという動作を行う。例えば、図中で判定枠に最も近い↑のステップは、これが判定枠に重なるタイミングで↑パネルを踏むことを指示している。このタイミングにおいて、↑以外のパネルについて足の有無は不問である。

## 画面

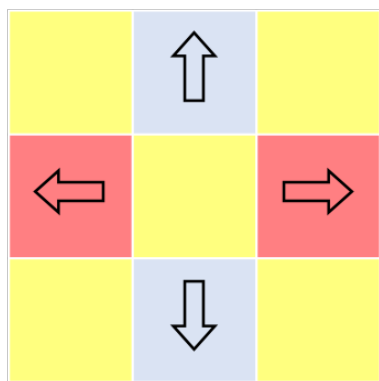


図 2 プレイヤーが操作するパネルを天井方向から見た模式図。

表すタブ譜を出力している。どちらの出力内容も、各発音時刻においてそれぞれの指が「発音のために、楽器の特定の場所を押さえている」または「発音に関与せず、楽器のどの場所も押さえていない」のどちらの状態にあるか、という情報を与えているものと解釈できる。楽器演奏においては、楽譜によって指示された音を過不足なく発音することが求められるため、上記の出力情報が必要十分である。一方で、本稿が研究対象とするダンスゲームにおいては、前述の通り、ステップによって指示されていないパネルを踏むという操作が許容されている。したがって、ゲーム譜面中でステップが存在する各時刻において、それぞれの足

は「ステップの指示を満たすために、あるパネルを踏んでいる」「どのパネルも踏んでいない」という状態の他に、「ステップの指示とは関係ないが、あるパネルを踏んでいる」という第三の状態を取りうる。この第三の状態が許容されることによって、プレイヤーが両足を接地させて身体姿勢を安定させることが可能となっている。ダンスゲームを遊ぶ上で、身体姿勢が安定しなければプレイヤーは転んでしまい、ゲームの続行が不可能になってしまうであろう。そのため、ダンスゲームにおいて動作推定を実現するためには、第三の「ステップの指示と関係ないが、あるパネルを踏んでいる」状態を考慮し、身体姿勢の安定を重要視する必要がある。この点において、ダンスゲームにおける動作推定課題は、楽器における運指推定課題と類似した目的を持ちつつも、異なるアプローチで解決しなくてはならない問題であると位置付けられる。

ダンスゲームを遊ぶプレイヤー層は様々であり、何年も継続して遊ぶ上級者もいれば、数回遊んでみて興味を持ち始めたばかりの初心者もいる。多くのプレイヤーがゲームを楽しめるよう、ダンスゲームには難易度の異なるたくさんの譜面が用意されている。また、各譜面は異なる「面白さの特性」を有しており、プレイヤーによって得意とする譜面、および好んで遊ぶ譜面が異なることが指摘されている [4]。したがって、同じダンスゲームに収録されている譜面であっても、譜面ごとに想定されているターゲットプレイヤーは細かく分かれていると言える。逆を言えば、ダンスゲームを遊ぶプレイヤーもまた、ゲームの習熟度および嗜好の観点において、個人個人が異なるプロファイルを持つと言える。ダンスゲームを対象とした身体動作推定モデルは、このようなプレイヤーごとのプロファイルを反映し、それに合わせた推定を行う機能を実装することが望ましい。これを実現するため、プレイヤーのプロファイルを表現するためのヒューリスティックなプレイヤー固有パラメータを提案する。プレイヤー固有パラメータとして与えられた値を制約条件として、最尤の身体動作を推定することによって、プレイヤーのプロファイルに合わせた動作推定を実現する。

## 1.2 貢献

本稿で提案する、ゲーム譜面に対するプレイヤーの動作を自動推定するシステムは、ダンスゲームを遊ぶプレイヤーと、ダンスゲーム制作者の双方において利用価値が存在すると考える。プレイヤーにとっての利点として、お手本となる動作を提示することにより、プレイヤーの身体動作習得支援を行えることが挙げられる。これは特に、譜面から適切な動作をイメージし実行する練習を行う初心者にとって、有効な支援と考えられる。制作者にとっては、制作した譜面をテストプレイする過程を、提案システムによって補助することが可能である。譜面制作時に想定したターゲットプレイヤーに対応したプレイヤー固有パラメータを設定し、制

作者が想定した身体動作系列とシステムの出力動作系列が一致するかを確認することで、実プレイヤーによるテストプレイを介さずに譜面の妥当性を検証できる。このテストプレイの補助という利用価値は、手作業によるゲーム譜面制作のみではなく、ゲーム譜面の自動生成技術の発展にも貢献できる。ニューラルネットワークを用いてゲーム譜面を自動で生成する試みは以前より報告されている [4], [5], [6] が、生成された譜面がプレイヤーにとって破綻なく遊べる譜面であるかどうかを自動で評価する研究はこれまで存在していなかった。本稿の提案システムを用いて、自動生成された譜面を対象に身体動作を推定した結果に基づいて、生成譜面の評価値を自動で与えることが可能になると考えられる。これによって将来的に、譜面の制作とテストプレイを繰り返してより良い譜面にするという、ゲーム制作におけるサイクルを、計算機上で再現することが可能になると考えられる。提案システムはプレイヤー固有パラメータの条件下で最尤の身体動作を推定するため、提案システムによる評価を自動生成技術に組み込むことで、ターゲットプレイヤーが望む譜面を自動で生成することが実現可能となる。

本稿では、あるダンスゲーム譜面に対してプレイヤーがどのように体を動かすかを、隠れマルコフモデル (HMM) によって推定するシステムを提案する。システムの構築にあたって、ダンスゲームにおける全身動作を捉えるために必要なパラメータを提案する。提案するパラメータは、重心移動距離などの定量的なもののみではなく、プレイヤーごとの異なるプロファイルを表現するためのプレイヤー固有パラメータも含めている。また、身体姿勢の安定を考慮し、ゲーム譜面の指示を遂行する上で必須ではない足の位置も含めたモデル化手法を提案する。

## 2. 環境設定

図 2 の通り、プレイヤーが立つステージ全体は、正方形の平面領域を  $3 \times 3$  に等分割したマス目状になっている。画面が存在する方向を「上」とした時、上端の 3 マスのうち中央にあたる 1 マスが↑パネルとなっている。同様に、左端 3 マスのうち中央のマスが←パネル、右端 3 マスのうち中央のマスが→パネル、下端 3 マスのうち中央のマスが↓パネルとなっている。各パネルの 1 辺の長さを 1 とする。プレイヤーは、左足または右足のどちらかを用いてパネルを踏む。また、プレイヤーが 1 つの足で同時に踏むことができるパネルの数は 1 つまでとする。ダンスゲームの譜面は、楽曲に合わせた特定の時刻においてパネルオンセットを発生させることを指示しているが、本稿ではステップとステップの間には十分な時間間隔が存在すると仮定し、時間情報は取り扱わない。以下、全ての角度は度数法で表現し、反時計回り方向を正と定める。

プレイヤーが立つステージ上に、平面直交座標のゲーム座標系を定義する。図 3 の (a) に、操作パネルとゲーム座標

系の模式図を示す。ステージの中央を原点とし、原点から→パネルの中央に向かうベクトルを  $x$  軸正方向、原点から↑パネルの中央に向かうベクトルを  $y$  軸正方向と定め、それぞれ  $x_g$  軸、 $y_g$  軸と表記する。原点から各パネル中央までの距離は全て 1 となる。プレイヤーの足の位置は、ゲーム座標系上に存在する点として表現し、左足の座標を  $(x_{g-l}, y_{g-l})$ 、右足の座標を  $(x_{g-r}, y_{g-r})$  とする。それぞれの足の位置は、 $\{(0, 0), (-1, 0), (0, -1), (0, 1), (1, 0)\}$  のいずれかの座標を取るものとする。すなわち、足が存在する点は、ステージ全体の中央、または 4 方向いずれかのパネルの中央の、計 5 点のいずれかに限定する。

プレイヤーの両足の位置を結ぶ線分の中点を、プレイヤーの重心と定める。すなわち、ゲーム座標系におけるプレイヤーの重心の座標を  $(x_{g-o}, y_{g-o})$  とすると、

$$x_{g-o} = \frac{x_{g-l} + x_{g-r}}{2}, \quad y_{g-o} = \frac{y_{g-l} + y_{g-r}}{2},$$

が成り立つ。プレイヤーの重心を原点として、プレイヤーから見た前後左右を表現するプレイヤー座標系を定義する。図 3 の (b) に、プレイヤー座標系の模式図を示す。プレイヤー座標系は、ゲーム座標系と同一平面上に存在する直交座標系である。原点であるプレイヤーの重心から右足位置に向かうベクトルを  $x$  軸正方向とし、 $x$  軸を原点中心に  $90^\circ$  回転させた軸を  $y$  軸と定め、それぞれ  $x_p$  軸、 $y_p$  軸と表記する。距離の単位はゲーム座標系と同じく、パネルの 1 辺の長さを 1 とする。 $y_p$  軸正方向は、プレイヤーのへそが向いている方向と一致する。

ゲーム譜面が表示される画面は、ゲーム座標の  $y_g$  軸正方向の先に存在する。ゲームをプレイしている間、プレイヤーは原則として画面上の譜面を視認し続ける。したがって、プレイヤーの視線の方向は、常に  $y_g$  軸正方向を向いていると仮定する。一方で、プレイヤーのへその方向、すなわちプレイヤー座標系の  $y_p$  軸正方向は、必ずしもゲーム座標系の  $y_g$  軸正方向と一致していない。ゲーム座標系をプレイヤー座標系に変換する際の回転量を、体の向き  $\theta$  とする。 $\theta$  の定義域は  $-360^\circ < \theta < 360^\circ$  とする。すなわち、ゲーム座標系を正方向に回転させてプレイヤー座標系に変換する場合と、負方向に回転させて変換する場合の両方を考慮する。 $\theta$  は図 3 の (c) における、 $y_g$  軸と  $y_p$  軸の間の角である。 $\theta$  は、視線の方向とへその方向の間の角度、すなわちプレイヤーの首の旋回角に相当する。

## 3. 有向グラフによるプレイヤーの姿勢および動作の表現

プレイヤーの身体動作を有限有向グラフとして表現した。図 4 に、構築したグラフの抜粋を示す。グラフ内の各ノードは、プレイヤーの姿勢とパネルの反応状況を、(左足位置、右足位置、体の向き、パネルオンセット) の 4 要素で表現している。パネルオンセットは、厳密にはエッジ遷移の結果

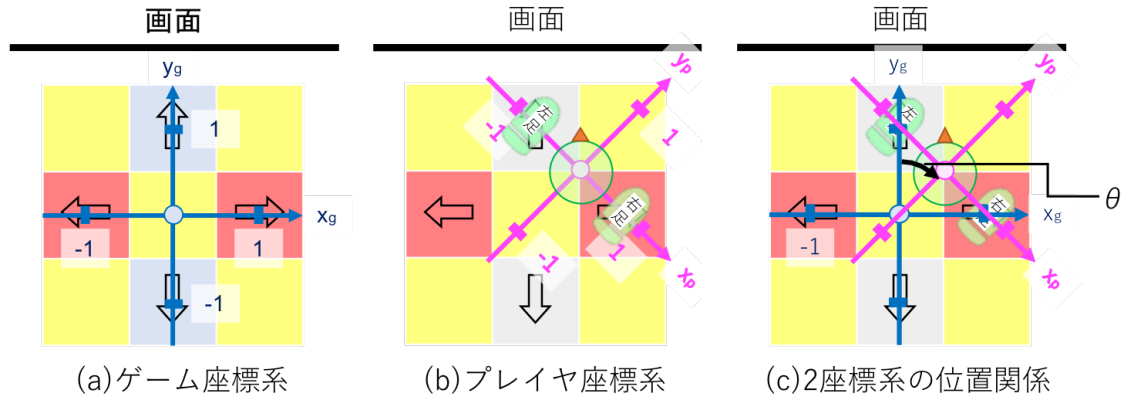


図3 本稿で用いる座標系の模式図。(a): ゲーム座標系。(b): プレイヤ座標系。↑パネルと→パネルの間にある大きな丸は頭の位置を示し、その上に接している三角形は目線方向を示す。プレイヤーの位置は一例である。(c): (a)と(b)の位置関係。 $\theta$ は $y_g$ と $y_p$ の間の角である。図中では $|\theta|$ が小さくなる方の角のみを示している。

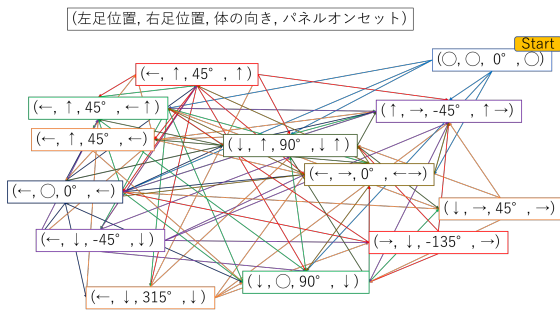


図4 プレイヤの姿勢と動作を表現する有向グラフ(抜粋)。図中の長方形がノード、ノード間を結ぶ矢印がエッジである。図中では、「左足位置」「右足位置」「パネルオンセット」を、それぞれ←, ↓, ↑, →, ○(中央)の5種の記号で表現している。

として発生する情報であるが、本稿では以降の計算の簡単化のためノードの情報として保持している。ステージ中央はどのパネルでもないが、便宜上パネルオンセットが発生するものとする。また、ノード間の有向エッジは、プレイヤーの姿勢の遷移、すなわちプレイヤーの動作を表現する。構築したグラフは、ノード数が126、エッジ数が7,428となった\*2。グラフ上のパスを探索させ、得られた遷移経路から、プレイヤーの身体動作系列を復号することが可能である。

### 3.1 ノード：姿勢

ノード $n$ は、左足のゲーム座標 $(x_{g-l_n}, y_{g-l_n})$ 、右足のゲーム座標 $(x_{g-r_n}, y_{g-r_n})$ 、体の向き $\theta_n$ 、およびパネルオンセットの情報を持つ。

ノード $n$ に対して、「該当の姿勢で静止した際に、プレイヤーの身体がどの程度安定しているか」を表す評価値 $S_n$

\*2 直接の遷移が不可能なノードの組の間にはエッジが存在しないため、エッジ数は $126^2 = 15,876$ より少なくなる。エッジが存在しない例として、「左足を←パネルから↑パネルに移動させているのに、↑パネルのオンセットが発生していない」などが挙げられる。

を付与する。ここで、ある静止姿勢において安定するかどうかは、プレイヤーのゲームの習熟度などによって異なる。例えば、足元を時々確認しながらでない満足にゲームを遊べない初心者にとっては、画面と反対方向に位置する↓パネルが特に踏みづらいということが指摘されている[7]ため、↓パネルに足が存在するノードの評価値は、↓パネルに足が存在しないノードの評価値より低くなるべきである。ゲームに慣れた上級者にとっては、意識しなくとも↓パネルを踏むことができるため、↓パネルに足が存在するノードの評価値は、他のノードの評価値と大きく変わらないはずである。このように、各ノードに与えるべき評価値はプレイヤー個人ごとに異なる。このようなプレイヤー個人の違いを表現するため、いくつかのプレイヤー固有パラメータを設定した。表1に、ノード評価値の算出に関わるプレイヤー固有パラメータを列挙する。プレイヤー固有パラメータには、対象とするプレイヤーのプロファイルに沿うように、適切な値を人手で代入する。プレイヤー固有パラメータおよびノード評価値算出式は、ダンスゲームに関する書籍[7]等を参考に、第一著者の知見に基づき設定した。該当著者は、ダンスゲームの制作メーカが主催する公式大会で複数回の入賞経験があり、ダンスゲームのプレイに対する実力と知見を十分に有している。

静止姿勢の安定度に影響する要素として以下の4項目を定め、ノード $n$ におけるそれぞれの項目別評価値を得る式を定義した。各項目は、「各パネルの位置は、↑パネルが最も把握しやすく、↓パネルが最も把握しにくい[7]。位置をうまく把握できていないパネルの上に足がある姿勢は不安定である。」「片足が↓↑どちらかのパネル、もう片足が←→どちらかのパネルにあるような姿勢\*3は不安定である。」「首旋回角が大きいほど姿勢は不安定であり、その角度に

\*3 文献[7]において「90度踏み」という用語で言及されている姿勢。

表 1 ノード評価値に関わるプレイヤー固有パラメータ一覧。

表中の「足位置把握度」は「左足位置把握度」と「右足位置把握度」の両方を指す。

パラメータ	範囲	説明	対応する評価項目	備考
$PG_{\sigma^2}$	$(0, \infty]$	正規分布の分散の値	足位置把握度	値が大きいほど、どの位置に対しても把握度が高いことを意味する。
$PG_{.s}$	$[0, 1]$	足位置把握度の最小値	足位置把握度	
$PG_{.w}$	$(0, 1]$	足位置把握度の最大値	足位置把握度	
$PT$	$(0, 1]$	両足の存在軸が一致しない姿勢における安定度	両足存在軸の不一致	
$P\theta_{\sigma^2}$	$(0, \infty]$	正規分布の分散の値	体の向きの影響	値が大きいほど、どの向きにおいても姿勢が安定していることを意味する。
$P\theta_{.w}$	$(0, 1]$	体の向きの影響の最大値	体の向きの影響	
$P\theta_{\perp}$	$(0^\circ, 360^\circ]$	首を回旋できる角度の限界値	体の向きの影響	文献 [8], [9] より、現実的にとりうる値の範囲は $[150^\circ, 210^\circ]$ 程度

は限界がある [8], [9].」という仮定に基づいて設定した。

**左足位置把握度  $S_{l_n}$**  左足が置かれているパネルの位置を、プレイヤーがどの程度把握できているか。ゲーム座標系における  $y_g$  軸正方向のベクトル  $(0, 1)$  と、左足存在点の位置ベクトル  $(x_{g,l_n}, y_{g,l_n})$  がなす小さい方の角を  $\alpha_{l}$  として、式 (1) で算出する。

$$S_{l_n} = \left( \frac{f_{N(0, PG_{\sigma^2})}(\alpha_{l})(1 - PG_{.s})}{f_{N(0, PG_{\sigma^2})}(0)} + PG_{.s} \right) PG_{.w}, \quad (1)$$

ただし、 $f_{N(\mu, \sigma^2)}(x)$  は、平均  $\mu$ 、分散  $\sigma^2$  の正規分布の確率密度関数である。値域は  $PG_{.s} < S_{l_n} \leq PG_{.w}$  で、値が大きいほど正しく把握できていることを示す。

**右足位置把握度  $S_{r_n}$**  右足が置かれているパネルの位置を、プレイヤーがどの程度把握できているか。ゲーム座標系における  $y_g$  軸正方向のベクトル  $(0, 1)$  と、右足存在点の位置ベクトル  $(x_{g,r_n}, y_{g,r_n})$  がなす小さい方の角を  $\alpha_{r}$  として、式 (2) で算出する。

$$S_{r_n} = \left( \frac{f_{N(0, PG_{\sigma^2})}(\alpha_{r})(1 - PG_{.s})}{f_{N(0, PG_{\sigma^2})}(0)} + PG_{.s} \right) PG_{.w}. \quad (2)$$

値域は  $PG_{.s} < S_{r_n} \leq PG_{.w}$  で、値が大きいほど正しく把握できていることを示す。

**両足存在軸の不一致  $S_{t_n}$**  片足が  $x_g$  軸上、もう片足が  $y_g$  軸上に存在する姿勢において、どの程度安定するか。式 (3) に基づき、 $\{PT, 1\}$  のどちらかの値を与える。

$$S_{t_n} = \begin{cases} PT & (x_{g,l_n} \neq x_{g,r_n} \text{ and } y_{g,l_n} \neq y_{g,r_n}) \\ 1 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (3)$$

値が 1 に近いほど、該当する姿勢において安定していることを示す。

**体の向きの影響  $S_{\theta_n}$**  体の向き  $\theta_n$  において、どの程度姿勢が安定するか。式 (4) で算出する。

$$S_{\theta_n} = \begin{cases} \frac{f_{N(0, P\theta_{\sigma^2})}(\theta_n)P\theta_{.w}}{f_{N(0, P\theta_{\sigma^2})}(0)} & (|\theta_n| < P\theta_{\perp}) \\ 0 & (|\theta_n| \geq P\theta_{\perp}). \end{cases} \quad (4)$$

値域は  $0 \leq S_{\theta_n} \leq P\theta_{.w}$  で、値が大きいほどその  $\theta$  において姿勢が安定していることを示す。

ノード  $n$  の最終的な評価値  $S_n$  は、上記 4 種の項目別評価

値の総積、すなわち

$$S_n = S_{l_n} \cdot S_{r_n} \cdot S_{t_n} \cdot S_{\theta_n},$$

で算出する。

### 3.2 エッジ：動作

エッジ  $e$  は、始点となるノードと終点となるノードの情報保持する有向エッジである。各エッジは、始点ノードの姿勢から終点ノードの姿勢への変化、すなわちプレイヤーの動作を表現している。

エッジ  $e$  に対して、「プレイヤーが該当の動作を問題なく実行できる確率」を意味する遷移確率  $P_e$  を付与する。ここにおける「動作を実行できる確率」も、ノード評価値と同様に、プレイヤーのゲーム習熟度や動作の好みなどによって異なる。例えば、利き足が右足のプレイヤーは、右足の動作を好み、右足を大きく動かす動作に対応するエッジの遷移確率の方が、左足を大きく動かす動作の遷移確率よりも高くなるはずである。したがって、エッジ遷移確率の計算においても、いくつかのプレイヤー固有パラメータを設定した。表 2 に、エッジ遷移確率の算出に関わるプレイヤー固有パラメータの一覧を示す。ノード評価値の計算と同様、プレイヤー固有パラメータの値は人手で適切に設定する。エッジ遷移確率の算出式およびプレイヤー固有パラメータも、第一著者の知見に基づいて設定した。

動作の成功確率に影響する要素として以下の 8 項目を定め、エッジ  $e$  におけるそれぞれの項目別評価値を得る式を定義した。各項目は、「プレイヤーにとって、前方に足を動かすことは自然な動作だが、後方に足を動かすことは難しい動作である。」「足および重心が大きく動くほど難しい動作である。」「体の向きが大きく変化する動作は難しい動作である。」「片足ずつ動かすよりも、両足でジャンプする方が難しい動作である。」「両足で同一のパネルを連打する動作は、先に踏んでいた足をしっかりと上げないと、後から踏んだ足でパネルオンセットが発生しないため、もも上げのような特殊な動作が必要になり難しい。」という仮定に基づいて設定した。

**左足移動方向把握度  $M_{dl_e}$**  左足を移動させる方向に対するプレイヤーの自信。プレイヤー座標系において、 $y_p$  軸正方向のベクトルを  $\mathbf{y}_p = (0, 1)$ 、始点ノードにおける左足の位置ベクトルを  $\mathbf{l}_{(e,s)} = (x_{p,l_s}, y_{p,l_s})$ 、終点ノード

表 2 エッジ遷移確率に関わるプレイヤー固有パラメーター一覧. 表中の「足移動方向把握度」は「左足移動方向把握度」と「右足移動方向把握度」の両方を指す.

パラメータ	範囲	説明	対応する評価項目	備考
$PM_{\sigma^2}$	$(0, \infty]$	正規分布の分散の値	足移動方向把握度	値が大きいほど、どの方向に対しても把握度が高いことを意味する.
$PM_{\cdot s}$	$[0, 1]$	足移動方向把握度の最小値	足移動方向把握度	
$PM_{\cdot w}$	$(0, 1]$	足移動方向把握度の最大値	足移動方向把握度	
$PL$	$(0, \infty]$	左足移動距離の重み	左足移動距離	
$PR$	$(0, \infty]$	右足移動距離の重み	右足移動距離	
$PO$	$(0, \infty]$	重心移動距離の重み	重心移動距離	
$PA$	$(0, \infty]$	体の向き変化量の重み	体の向き変化量	
$PJ$	$[1, \infty]$	ジャンプ動作に対する抵抗	両足同時動作	値が大きいほど該当の動作を苦手とすることを意味する.
$PS$	$[1, \infty]$	同一パネル上の足の入れ替え動作に対する抵抗	同一パネル上の足の入れ替え	値が大きいほど該当の動作を苦手とすることを意味する.

における左足の位置ベクトルを  $\mathbf{l}_{(e,g)} = (x_p \cdot l_g, y_p \cdot l_g)$  とした時, ベクトル  $\mathbf{y}_p$  とベクトル  $(\mathbf{l}_{(e,g)} - \mathbf{l}_{(e,s)})$  がなす小さい方の角を  $\beta_l$  とし, 式 (5) で算出する.

$$M_{\cdot dl_e} = \left( \frac{f_{N(0, PM_{\sigma^2})}(\beta_l)(1 - PM_{\cdot s})}{f_{N(0, PM_{\sigma^2})}(0)} + PM_{\cdot s} \right) PM_{\cdot w}. \quad (5)$$

値域は  $PM_{\cdot s} < M_{\cdot dl_e} \leq PM_{\cdot w}$  で, 値が大きいほど自信を持って左足を移動できる方向であることを示す.

**右足移動方向把握度  $M_{\cdot dr_e}$**  右足を移動させる方向に対するプレイヤーの自信. プレイヤ座標系において,  $y_p$  軸正方向のベクトルを  $\mathbf{y}_p = (0, 1)$ , 始点ノードにおける右足の位置ベクトルを  $\mathbf{r}_{(e,s)} = (x_p \cdot r_s, y_p \cdot r_s)$ , 終点ノードにおける右足の位置ベクトルを  $\mathbf{r}_{(e,g)} = (x_p \cdot r_g, y_p \cdot r_g)$  とした時, ベクトル  $\mathbf{y}_p$  とベクトル  $(\mathbf{r}_{(e,g)} - \mathbf{r}_{(e,s)})$  がなす小さい方の角を  $\beta_r$  とし, 式 (6) で算出する.

$$M_{\cdot dr_e} = \left( \frac{f_{N(0, PM_{\sigma^2})}(\beta_r)(1 - PM_{\cdot s})}{f_{N(0, PM_{\sigma^2})}(0)} + PM_{\cdot s} \right) PM_{\cdot w}. \quad (6)$$

値域は  $PM_{\cdot s} < M_{\cdot dr_e} \leq PM_{\cdot w}$  で, 値が大きいほど自信を持って右足を移動できる方向であることを示す.

**左足移動距離  $M_{\cdot ml_e}$**  ゲーム座標系上で計測した左足の移動距離. 始点ノードにおける左足の座標を  $(x_g \cdot l_s, y_g \cdot l_s)$ , 終点ノードにおける左足の座標を  $(x_g \cdot l_g, y_g \cdot l_g)$  とし, 式 (7) で算出する.

$$M_{\cdot ml_e} = PL \sqrt{(x_g \cdot l_g - x_g \cdot l_s)^2 + (y_g \cdot l_g - y_g \cdot l_s)^2}. \quad (7)$$

**右足移動距離  $M_{\cdot mr_e}$**  ゲーム座標系上で計測した右足の移動距離. 始点ノードにおける右足の座標を  $(x_g \cdot r_s, y_g \cdot r_s)$ , 終点ノードにおける右足の座標を  $(x_g \cdot r_g, y_g \cdot r_g)$  とし, 式 (8) で算出する.

$$M_{\cdot mr_e} = PR \sqrt{(x_g \cdot r_g - x_g \cdot r_s)^2 + (y_g \cdot r_g - y_g \cdot r_s)^2}. \quad (8)$$

**重心移動距離  $M_{\cdot mo_e}$**  ゲーム座標系上で計測したプレイヤー重心の移動距離. 始点ノードにおけるプレイヤー重心の座標を  $(x_g \cdot o_s, y_g \cdot o_s)$ , 終点ノードにおけるプレイヤー重心の座標を  $(x_g \cdot o_g, y_g \cdot o_g)$  とし, 式 (9) で算出する.

$$M_{\cdot mo_e} = PO \sqrt{(x_g \cdot o_g - x_g \cdot o_s)^2 + (y_g \cdot o_g - y_g \cdot o_s)^2}. \quad (9)$$

**体の向き変化量  $M_{\cdot m\theta_e}$**  体の向きの変化量. 始点ノードにおける体の向きを  $\theta_s$ , 終点ノードにおける体の向きを  $\theta_g$  とし, 式 (10) で算出する.

$$M_{\cdot m\theta_e} = PA |\theta_g - \theta_s|. \quad (10)$$

**両足同時動作  $M_{\cdot j_e}$**  両足で同時にパネルオンセットを発生させる動作, すなわちジャンプ動作に対するプレイヤーの自信. 終点ノードで発生しているパネルオンセットの数を  $p$  とし, 式 (11) に基づき  $M_{\cdot j_e} = \{1, PJ\}$  のどちらかの値を与える.

$$M_{\cdot j_e} = \begin{cases} PJ & (p = 2) \\ 1 & (p < 2). \end{cases} \quad (11)$$

値が 1 に近いほど, 該当の動作に対して自信があることを示す.

**同一パネル上の足の入れ替え  $M_{\cdot s_e}$**  始点ノードにおける一方の足が存在するパネルの上に, 終点ノードでは他方の足が存在するような動作におけるプレイヤーの自信. ゲーム座標系において, 始点ノードの左足座標を  $(x_g \cdot l_s, y_g \cdot l_s)$ , 右足座標を  $(x_g \cdot r_s, y_g \cdot r_s)$ , 終点ノードの左足座標を  $(x_g \cdot l_g, y_g \cdot l_g)$ , 右足座標を  $(x_g \cdot r_g, y_g \cdot r_g)$  とし, 式 (12) に基づき  $M_{\cdot s_e} = \{1, PS\}$  のどちらかの値を与える.

$$M_{\cdot s_e} = \begin{cases} PS & ((x_g \cdot l_s, y_g \cdot l_s) = (x_g \cdot r_g, y_g \cdot r_g)) \\ PS & ((x_g \cdot r_s, y_g \cdot r_s) = (x_g \cdot l_g, y_g \cdot l_g)) \\ 1 & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (12)$$

値が 1 に近いほど, 該当の動作に対して自信があることを示す.

上記 8 項目の項目別評価値を用いて, 式 (13) でエッジ評価値  $M_e$  を算出する.

$$M_e = \frac{1}{\log(T_e)}, \quad (13)$$

ただし,

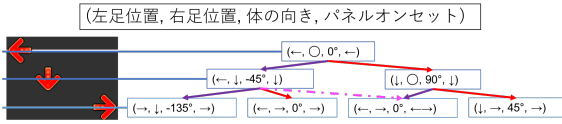


図 5 入力譜面 (=観測系列)と姿勢ノード (=隠れ状態)の対応関係 (一部抜粋). 長方形が姿勢ノードである. 図中では, 「左足位置」「右足位置」「パネルオンセット」を, それぞれ←, ↓, ↑, →, ○ (中央) の 5 種の記号で表現している.

$$T_e = -M_{dl_e} - M_{dr_e} + M_{ml_e} + M_{mr_e} + M_{mo_e} + M_{m\theta_e} + M_{j_e} + M_{s_e}.$$

$e$  と始点ノードが同一であるエッジの集合 ( $e$  自身を含む) を  $E$  とし, 式 (14) で最終的なエッジ遷移確率  $P_e$  を求める.

$$P_e = \frac{M_e}{\sum_{k \in E} M_k}. \quad (14)$$

#### 4. 隠れマルコフモデルを用いたプレイヤー動作の推定

3 節で構築した有限有向グラフに基づいて, 指定されたゲーム譜面に対してプレイヤーの身体動作を推定するモデルを構築する. 吉永らによるギター譜面に対する運指推定手法 [2] にならい, ゲーム譜面内のステップ系列を観測系列, グラフ上のノードで表されたプレイヤーの姿勢を隠れ状態とすることによって, 隠れマルコフモデル (HMM) を構築した. 図 5 に, 入力譜面例の一部と, それに対応する姿勢ノードを一部抜粋した図を示す. プレイヤ固有パラメータに代入した値によって, 異なる遷移確率および出力確率を持つ HMM が形成される. したがって, 1 つの HMM は, プレイヤ固有パラメータの値から想定される, あるプレイヤー像に対応する.

ノード  $n$  に対応する姿勢から  $k$  番目のステップ  $s_k$  が出力される確率  $o_{(n,k)}$  は, 3.1 節に基づき,  $n$  が保持するパネルオンセット情報がステップの指示を満たす場合  $o_{(n,k)} = S_n$ , そうではない場合  $o_{(n,k)} = 0$  と定めた. また, ノード間の状態遷移確率については, 3.2 節で求めた  $P_e$  の値を採用した.

以上の確率設定のもとで, 指定されたゲーム譜面に対するプレイヤー身体動作系列の推定は, ゲーム譜面を出力する最尤のノード遷移系列を求める復号化問題に帰着できる. 各確率は表 1 および表 2 のプレイヤー固有パラメータに代入した値によって変化するため, 指定されたゲーム譜面を出力する最尤ノード遷移系列もプレイヤー固有パラメータの値によって変化する. したがって, 構築した HMM を用いたプレイヤーの身体動作推定結果は, プレイヤ固有パラメータの値から想定されるプレイヤーのゲーム習熟度と嗜好を反映したものであると言える. 1 つの譜面に対して複数の HMM で身体動作推定を行うことで, プレイヤ像ごとに異なる推定結果を得ることができる.

表 3 4 種類のエージェントおよびそれぞれのプレイヤー固有パラメータの値

	standard	right	beginner	perfect
$PG_{\sigma^2}$	90 <sup>2</sup>	90 <sup>2</sup>	90 <sup>2</sup>	10,000 <sup>2</sup>
$PG_{s}$	0.9	0.9	0.5	1
$PG_{w}$	1	1	0.5	1
$PT$	1	1	0.7	1
$P\theta_{\sigma^2}$	10,000 <sup>2</sup>	10,000 <sup>2</sup>	100 <sup>2</sup>	10,000 <sup>2</sup>
$P\theta_{w}$	1	1	1	1
$P\theta_{\downarrow}$	210°	210°	180°	360°
$PM_{\sigma^2}$	90 <sup>2</sup>	90 <sup>2</sup>	90 <sup>2</sup>	10,000 <sup>2</sup>
$PM_{s}$	1	1	1	1
$PM_{w}$	1	1	1	1
$PL$	1	100	1	1
$PR$	1.1	1	1.1	1
$PO$	2	2	2	1
$PA$	1/180	1/180	1/180	1/720
$PJ$	10,000	10,000	10,000	1
$PS$	100	100	10,000	1

## 5. 推定結果例

### 5.1 条件設定

4 節で構築した HMM を用いて, ゲーム譜面に対するプレイヤー身体動作を推定した. プレイヤ固有パラメータの値は, 表 3 に示す 4 組の値を用いた. 各パラメータ組は, 基準となる standard, 右足利きのプレイヤーを想定した right, 初心者プレイヤーを想定した beginner, あらゆる身体動作を厭わない perfect の 4 種類のプレイヤー像を想定して設定した. 以下, それぞれのパラメータ組を与えられたモデルで動作推定を行うエージェントを, それぞれ standard エージェント, right エージェント, beginner エージェント, perfect エージェントとする.

推定対象となる入力譜面は, 先行研究 [4], [5], [6] にならって, オープンソースのダンスゲーム *Stepmania* \*4 で遊べるように作られたダンスゲーム譜面データセットである「ITG データセット」\*5 から選定した. 楽曲 *Bumble Bee* の Medium 難易度の譜面を入力し, 上記 4 エージェントでプレイヤー動作を推定させた. 図 6 に入力譜面の抜粋を示し, 図 7 に同区間の standard, right, beginner, perfect それぞれのエージェントの推定結果の模式図を示す. また, 表 4 に, 推定結果の代表値として, 得られたノード遷移系列に対して下記 5 項目 8 種の値を計算した結果を示す.

**パネルオンセット関与回数** 左足・右足それぞれが発生させたパネルオンセットの回数. ステップによって指示されていないパネルオンセットも含む. 両足で同時にパネルオンセットを発生させた場合は, 左右両方でカウントしている.

**ジャンプ回数** 両足で同時にパネルオンセットを発生させ

\*4 News - Stepmania, <https://www.stepmania.com>, [最終閲覧日: 2021 年 7 月 1 日]

\*5 “In The Groove” <http://east.stepmania-online.com/In%20The%20Groove%201.zip> および “In The Groove 2” <http://east.stepmania-online.com/In%20The%20Groove%202.zip> [最終閲覧日: 2021 年 7 月 1 日]

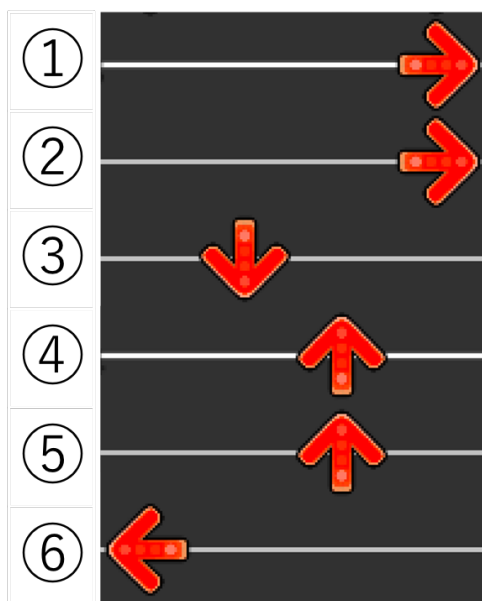


図 6 推定対象とした *Bumble Bee* の Medium 難易度譜面 (抜粋). 推定時にステップ間の時間間隔情報は用いていないため, ステップ間の間隔は等間隔に修正している. 左側の番号は図 7 内の番号と対応する.

表 4 *Bumble Bee* の Medium 難易度譜面に対する各エージェント推定結果の代表値.

		standard	right	beginner	perfect
パネルオンセット関与回数	左足	90	74	122	96
	右足	84	<b>102</b>	102	96
ジャンプ回数		27	29	<b>77</b>	<b>45</b>
移動距離合計	左足	74.40	39.77	<b>121.85</b>	64.40
	右足	54.84	<b>88.30</b>	<b>111.95</b>	67.81
	重心	55.55	53.55	<b>97.25</b>	<b>46.47</b>
最大の絶対値を与える体の向き 体の向き変化量合計		-90°	-135°	-90°	-90°
		4,320°	4,140°	<b>2,520°</b>	3,510°

た回数. 上記のパネルオンセット関与回数において, 左右両方でカウントされた回数と言い換えることが可能である.

**移動距離** 左足移動距離合計は, 通過したエッジの  $M_{ml_e}$  の総和を表す. 同様に, 右足移動距離合計は  $M_{mr_e}$  の総和を, 重心移動距離合計は  $M_{mo_e}$  の総和を表す.

**最大の絶対値を与える体の向き** 通過したノードのうち,  $|\theta_n|$  が最大となるノードの  $\theta_n$ .

**体の向き変化量合計** 通過したエッジの  $M_{m\theta_e}$  の総和. 上記の値は, モデルの性能を評価しているわけではなく, プレイヤ固有パラメータの設定と出力結果に齟齬がないかを確認するために計算した値である.

## 5.2 考察

図 7 中において, standard エージェントの推定結果は右足が→パネルから移動していない一方で, right エージェントの推定結果は左足が↑パネルから移動していないことがわかる. 特に right エージェントの 6 歩目では, 右足で←パネルのオンセットを発生させている. この姿勢にお

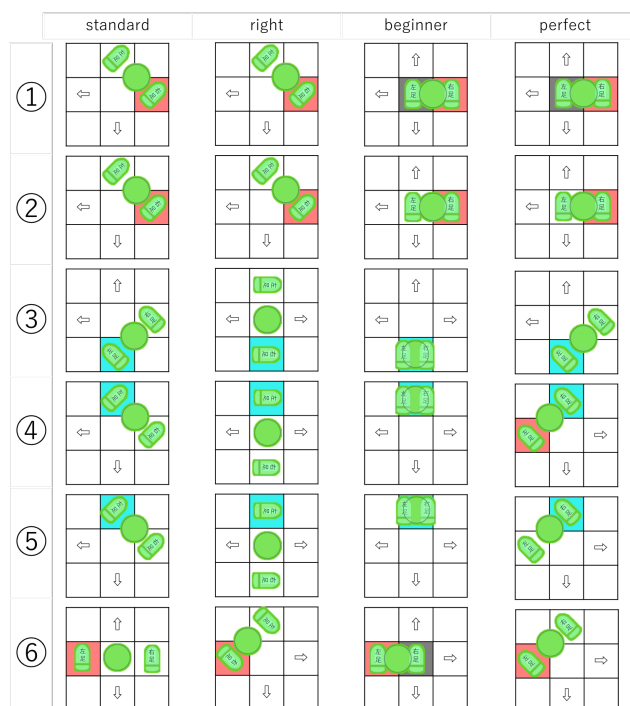


図 7 *Bumble Bee* の Medium 難易度譜面に対する各エージェント推定結果 (抜粋). 左側の番号は図 6 内の番号と対応する. 着色されたパネルは, そのパネルでパネルオンセットが発生していることを示す. ステージ中央はどのパネルでもないが, 便宜上パネルオンセットが発生するものとしている.

る体の向きは  $-135^\circ$  と, 4 エージェント全ての推定結果中で最大の  $|\theta_n|$  を示した. standard エージェントと right エージェントの推定結果は, プレイヤ固有パラメータの  $PL$  と  $PR$  が意図通り作用したと考えられる. 表 4 から, standard エージェントと比較した right エージェントの推定結果は, 右足のパネルオンセット関与回数と移動距離合計の値が大きいことがわかる.

beginner エージェントの推定は, 図 7 中の 3 歩目から 5 歩目のように, 1 つのパネルを両足で同時に踏む動作を多く含む結果となった. これは, プレイヤ固有パラメータの  $PT$  および  $P\theta_{\sigma^2}$  が作用した結果, ↓と↑のパネルを体の向き  $0^\circ$  で踏む動作を推定したためと考えられる. 表 4 を見ると, ジャンプ回数および各種移動距離合計の値が他エージェントより大きく, 体の向き変化量合計が他エージェントより小さい値を示した. 各種移動距離合計が大きい点については, 体の向きの変化をなるべく避けた結果余計な動作が増えている, すなわち身体動作が最適化されていないと解釈でき, 想定した初心者プレイヤーの特徴と合致すると言える. 一方で, 特殊動作であり難易度が高いはずのジャンプ回数が多い点は, 初心者プレイヤーという想定において, 直感に反する結果である. プレイヤ固有パラメータ  $PJ$  の設定値も含めて, 実際の初心者プレイヤーの動作と比較した妥当性の検証が必要と考える.

perfect モデルの推定結果は, 表 4 より, ジャンプ回数



が beginner モデルに次いで多い一方で、重心移動距離合計は他のどのモデルよりも小さくなった。図 7 中では 4 歩目でジャンプ動作を行なっている。この動作は、後の 6 歩目で指示される←のステップに先んじて、あらかじめ左足を←パネル上に移動させておくことを意図した推定と考えられる。プレイヤー固有パラメータを  $PJ = 1$  に設定した結果、このような先回りのためのジャンプ動作が増加し、結果として重心移動距離を抑える推定結果になったと考察できる。

## 6. おわりに

本稿では、ダンスゲーム譜面に対するプレイヤーの動作を捉えるために必要なパラメータを提案し、HMM によってゲーム譜面に対するプレイヤーの動作を推定するモデルを構築した。プレイヤー固有パラメータの値をヒューリスティックに変更することで、推定される動作系列が変化することを確認し、異なるプレイヤー像に対応した推定結果を得られることが示唆された。

今後の課題として、ダンスゲームのプレイヤーを対象としたアンケート調査を実施し、推定結果の妥当性を検証することが急務と考える。これと並行して、今回設定した各種パラメータ、特にプレイヤー固有パラメータの精査を進めたい。表 1 および表 2 に示したプレイヤー固有パラメータは、どちらかといえばダンスゲームを熟知した譜面制作者の視点から設定したものであり、1 節で対象ユーザ例とした初心者プレイヤーにとって分かりやすいものとは言い難い。そのため、例えば身長など、どのプレイヤーにとっても直感的な指標によってプレイヤー固有パラメータを表現することが、提案システムの発展につながると考えられる。また、現時点ではプレイヤー固有パラメータは人手で設定するものとしているが、これをゲームのプレーログなどをもとに自動で設定する手法についても、検討を進めたい。

## 参考文献

- [1] 中村栄太, 齋藤康之, 吉井和佳: ピアノ運指データを用いた統計学習手法による運指推定と演奏難易度の定式化, 技術報告 12 (2019).
- [2] 吉永悠真, 深山 覚, 嵯峨山茂樹: 隠れマルコフモデルによるギターのための運指決定および自動編曲, 日本音響学会春季研究発表会講演集, Vol. 2012, No. 春季号, pp. 1011-1014 (2012).
- [3] Hori, G., Kameoka, H. and Sagayama, S.: Input-Output HMM Applied to Automatic Arrangement for Guitars, *Journal of Information Processing*, Vol. 21, No. 2, pp. 264-271 (2013).
- [4] 辻野雄大, 山西良典, 山下洋一, 井本桂右: ダンスゲーム譜面の特性分析とクラスタリングに基づく特徴的な譜面の自動生成, 情報処理学会論文誌, Vol. 61, No. 11, pp. 1718-1728 (2020).
- [5] Donahue, C., Lipton, Z. C. and McAuley, J.: Dance Dance Convolution, *Proc. of ICML 2017*, pp. 1039-1048 (2017).
- [6] 辻野雄大, 山西良典, 西原陽子, 福本淳一: 時系列深層学習に基づく難易度間関係モデルを用いたダンスゲーム譜面難易度の自動調整, 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 11, pp. 1953-1964 (2018).
- [7] コナミ株式会社: ダンス ダンス レボリューション 2ndMIX パーフェクトガイド, 新紀元社 (1999).
- [8] 畑田豊彦: 人工現実感に要求される視空間知覚特性, 人間工学, Vol. 29, No. 3, pp. 129-134 (1993).
- [9] 米本恭三, 石神重信, 近藤 徹: 関節可動域表示ならびに測定法:(平成 7 年 4 月改訂), リハビリテーション医学, Vol. 32, No. 4, pp. 207-217 (1995).