

敵対的生成ネットワークにより生成した漫画のポーズを利用した運動支援手法とその実装

米田 亮平¹ 森 安寿¹ 加藤 幸輝¹ 廣瀬 友亮² 濱川 礼¹

概要: 本論文では、敵対的生成ネットワークにより生成した漫画のポーズを利用した運動支援手法とその実装について述べる。近年コロナ禍のため外出自粛が促され、運動不足を感じる人が増えている。運動・スポーツの阻害要因として「面倒くさい」「忙しい」という理由が50%以上を占めている。運動に楽しさを感じてもらうためにゲーム内に運動を組み込み、エンターテインメント性を持たせ抵抗感を薄れさせる試みがある。そこでジョジョ立ちという言葉ができるほど面白く独特なポーズで人気がありかつデータ量が豊富にあるジョジョの奇妙な冒険のポーズに注目した。我々はジョジョの奇妙な冒険の約4000枚の漫画の座標情報等から学習データを作成し運動を促すための手法とその実装としてゲームを開発した。この手法を使うことでポーズを作成する特殊な技術や道具が必要なくなる。

Exercise Support Method Using Cartoon Poses Generated by Generative Adversarial Network and Its Implementation

Abstract: In recent years, people have been urged to refrain from going out due to the Corona disaster, and an increasing number of people feel that they are not getting enough exercise. The reasons "too much trouble" and "too busy" account for more than 50 percent of the total number of disincentive to exercise and sports. In order to make people enjoy exercise, there are attempts to incorporate exercise into games to provide entertainment and reduce resistance to exercise. Therefore, we focused on the pose of JoJo's Bizarre Adventure, which is popular for its interesting and unique pose and has a large amount of data. We developed a method and a game to promote the exercise by generating training data from the coordinates of approximately 4,000 JoJo's Bizarre Adventure comic strips. This method eliminates the need for special techniques or tools to create poses.

1. 背景・目的

近年 COVID-19 の影響で日常生活に変化が起こり、自粛期間中に運動不足を感じる人は 58.6% [1] と多く存在する。運動不足が多く、疾患リスクの増加につながることは広く知られている。運動不足は生活習慣病を引き起こし、生活習慣病での死因割合は癌、心疾患、脳血管疾患が全体の 53.4% [2] を占める。さらに、運動不足の人が COVID-19 に感染すると死亡率が活発に運動する人に比べ 2.49 倍に上昇する [3] という調査結果も出ている。これらの点から、運動不足改善による健康の維持はとても大切である。

しかし、運動・スポーツの阻害要素として「面倒くさい」という理由が 26.4% と二番目に挙げられており [4]、いか

に運動に楽しさを感じてもらうかが重要だと考える。そうした取り組みとしてゲーム内に運動を組み込む試みがなされてきた。有名なものとしてリングフィットアドベンチャー [5] はファンタジー世界を冒険しながら、楽しく続けられる長期間のフィットネスアドベンチャーゲームである。

エンターテインメント性に重きを置いたゲームとしてダンスゲームがあげられる。例えばダンスダンスレボリューション [6] は音楽に合わせて画面に矢印が表示され、それに対応した足元のパネルをタイミングを合わせて踏むことで実際のダンスに近い動きをするゲームである。しかし、ダンスゲームはふりつけを覚えることや 1 プレイ終了するまでの間動き続ける必要がある。また、ダンスゲームはゲームセンターなどの施設に設置されており、人に見られることが多く、これらは運動・スポーツの阻害要因なのであ

¹ 中京大学工学部情報工学科

² 中京大学工学研究科情報工学専攻

る人に見られたくないというものと時間をとられるからという理由に該当する [4]. そのため普段から運動をしていない人がダンスゲームを始めるのはハードルが高い. そこで我々はそのような人が運動を始める第一歩としてポーズ取りゲームを提案する. このポーズ取りゲームでは一つ一つのポーズに対してその動作をするため, 全体の動きを覚える必要が無い. また, ユーザーが表示するポーズの数を選べるため, 終了までのプレイ時間をユーザーの好みに設定できる.

2. 提案手法

我々が今回提案するポーズ取りゲームは運動支援手法として気軽に運動を行う機会と継続的な運動を行う機会を提供する.

● 気軽に運動を行う機会

1枚のポーズ画像を見てポーズを取ることが主なゲーム内容なので誰でも理解しやすくプレイしやすい, ならびにポーズを取る回数を事前に決めることができ長時間でも短時間でもプレイすることができるためユーザーが気軽にゲームを行いやすいようにしている.

● 継続的な運動を行う機会

出題するポーズとしてエンターテインメント性に富んだものを使用することでポーズを取ることが面白いとユーザーに感じさせやすいだけでなく, ポーズを無数に用意し常に新しいポーズを出題することでユーザーを飽きさせないようにしている.

エンターテインメント性に富んだポーズとしてジョジョの奇妙な冒険 [7] に登場するキャラクターのポーズを選んだ. ジョジョの奇妙な冒険に登場するキャラクターのポーズはその独創性からジョジョ立ちと呼ばれることもあり, 人々を惹きつけるポーズである. ジョジョ立ち教室 [10] というジョジョ立ちをするイベントが開かれていたり, 動画サイトの Youtube や Tiktok などでも動画投稿者がジョジョ立ちをするという内容の動画は一種の人気コンテンツとなっている.

本手法ではジョジョの奇妙な冒険のポーズを GAN 学習モデルで学習することでエンターテインメント性に富んだポーズ画像を生成する.

ポーズ画像を生成するための流れを図 1 に示す.



図 1: ポーズ画像生成の流れ

2.1 データセット部

ポーズ生成では画像の背景や人物の装飾品の情報を扱わず人物の骨格情報のみを学習することでキャラクターのポーズ以外の情報を排除し生成するポーズの完成度を高める. よってデータセット部では漫画のページからキャラクターの骨格情報だけを座標データとして取り出しデータセットとして使用する. ジョジョの奇妙な冒険は現在 131 巻まで出版されており, ポーズのニュアンスを掴むために, ジョジョの奇妙な冒険 1 巻から 60 巻 [8] までに登場するポーズおよび JOJO A-GO! GO! [9] などの設定資料集を用意した. これらの資料の約 13000 ページからキャラクターのポーズを取得する.

2.2 ポーズ学習部

ポーズ学習部では漫画キャラクターのポーズを学習することでそのニュアンスを反映したポーズを生成する. しかし, 漫画特有のニュアンスを理解しそれを反映したポーズを新しく生み出すことは困難だと考える. その理由として漫画キャラクターのニュアンスは著者のセンスや経験が大きく影響している点, 漫画キャラクターのポーズは一概ではなく状況によって描かれるポーズが全く異なる点などがあげられる. これらの理由により漫画を描いている著者以外の人間がその漫画のニュアンスを模倣してポーズを生み出すのは現実的ではないと推測する.

そこで漫画キャラクターのニュアンスの学習に機械学習を用いて行うことで前述の課題を解決しようと考えた. 機械学習は絵画, 映像, 音楽などの様々な芸術分野でも活用されており, 与えられたデータからパターンを読み取ることで高い完成度で作品を生成することができている. ポーズは状況によって間接の位置関係が大きく異なり, ラベル付けや正解データを定義するのが難しいため機械学習の中でも教師なし学習をする GAN を用いて漫画のニュアンスを学習した.

3. 関連研究・関連システム

3.1 運動支援に関する研究

継続的な運動支援を行うための研究やシステムは今日まで様々なものが行われている.

磯部らは休日の不活発な生活を過ごしている特別支援学生らが自発的に運動するように支援するシステムを開発した [11]. この研究では iPhone を歩数計として使用し, iPhone とパソコン間で運動状況のデータのやり取りすることで教員と学生でやり取りをし, アドバイスやコメントを送ることができるようになっている. また, 絵やアニメーションを多用することで操作を簡潔にし, 学生のモチベーション維持につなげている.

益子らの研究では効果的な運動効果と運動達成感が得られるようにゲーム内容を動的に変更するゲーム制御手法が

提案されている [12]. 運動効果の得られる有効心拍数を維持するため、ゲーム中のユーザーの心拍数をリアルタイムに取得し、その心拍数が高いときは負荷の小さい運動を行い、低いときは負荷の大きい運動を行わせている。また、運動の達成感をユーザーに提供するために有効心拍数の閾値を一定間隔で一時的に上昇させている。

また、鈴木らの研究では聴覚的、視覚的なフィードバックを用いる運動支援システムが提案されている [13]. 運動を自発的に行わない理由として、「面倒くさい」「忙しい」という意見が多いことから、運動に対するモチベーションが重要だとしている。そのため一人だとやる気が起きないと考え、誰かと運動を行っている感覚を得るためにリアルタイムの音声助言と点数での評価を行っている。

3.2 機械学習に関する研究・システム

機械学習により画像の雰囲気を残しながら生成する研究やシステムを紹介する。

日比野らの研究では、ユーザーの好みの顔画像を推薦するシステムを提案している [14]., 商品サムネイルの顔画像から機械学習により特徴量を抽出し、それに基づきユーザーが大量の画像の中から好みの顔を選びやすくなるシステムを開発している。

また、ミクシィはモンスターストライク [15] 風のキャラクターを生成するシステムである CreativeAI[16] を開発した。ゲームキャラクターを多く生み出すため、キャラクターデザイン制作工程の効率化が必要である。そのためイラストの下書きであるラフ画を GAN によって生成している。

4. 実装

4.1 概要

本論文では図 2 のような人間の姿勢に注目した画像をポーズ画像とし、漫画キャラクターの関節の位置の座標を骨格情報とする。図 2 の青線で表される関節と関節の間のことを関節間と呼ぶ。

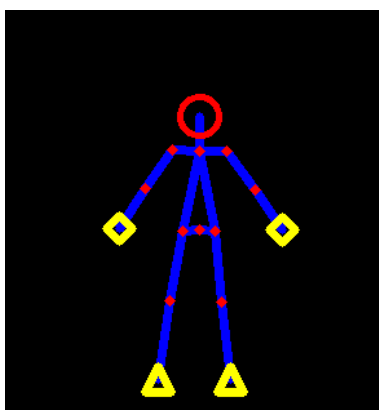


図 2: ポーズ画像の例

本章では運動支援についての具体的なシステムの内容を記述する。全体の流れとして、初めにジョジョの奇妙な冒険のキャラクターの骨格情報を集め骨格情報群を作成しそれをデータセットとする。次にデータセットを GAN の学習モデルである CTGAN で学習することでデータセットと相似する骨格情報群を生成する。骨格情報からポーズ画像に変換し、その画像をゲームで使用するポーズ画像とする。

データセットの作成からポーズ画像生成までは Python で実装しゲームシステムは Unity で実装する。またデータセットは GAN での学習を進めるうえで、360x360(px) に統一させた。

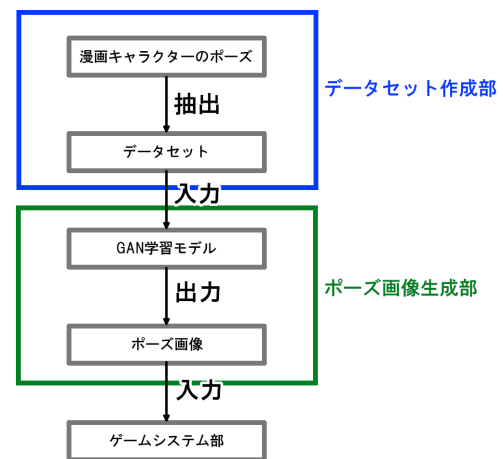


図 3: システム流れ図

4.2 データセット作成部

本節では、Python を用いたキャラクターのポーズのデータセット作成手順について述べる。データセットは漫画キャラクターのポーズ抽出を行った後、データサイズの統一のため、ポーズデータに拡大縮小処理を施す。本システムでは、3593 個の骨格情報を用いた。

4.2.1 漫画キャラクターのポーズの抽出

漫画キャラクターのポーズを抽出するために図 4 の点を座標データとして取得する。

漫画キャラクターのポーズは各関節とそれをつなぐ線分であらわすことができる。そのため 15 個の点を取得した。

ジョジョの奇妙な冒険の漫画キャラクターのポーズを抽出するため、Python のライブラリである OpenCV[17] を用いて漫画の画像を表示させ座標を取得した。

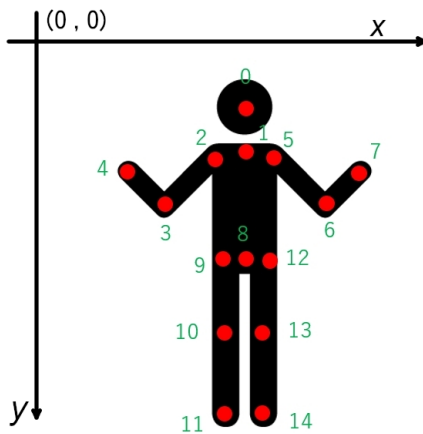


図 4: 取得する座標

4.2.2 データの成型

GANによる学習の精度を上げるため、漫画キャラクターの位置や大きさ、体の中心軸を統一した。抽出したポーズはこれらの要素が揃っていない。そこで今回学習データのサイズが 360×360 (px)であるため、点1-8間の理想的な距離を75(px)とし、それを基準とした。よって図4の点1-8間の距離が75(px)になる比率を求め各座標点に求めた比率で拡大縮小処理を行った。続いて点1-8間の中点をデータサイズの中心である 180×180 (px)に移動させ位置を統一した。その後、図4の点11-14間の中点および点1を通る線分を体の中心軸とし、体の中心軸とx軸が垂直になるような角度を求める。そして、求めた角度分、各座標を回転移動し、ポーズ画像の体の中心軸を統一した。

4.3 ポーズ画像生成部

キャラクターのニュアンスを含んだポーズ画像を生成するにあたり、GAN学習モデルのCTGANを用いてデータセットから骨格情報の特徴を学習し、漫画のニュアンスを反映した骨格情報を生成する。CTGANの出力データは骨格情報であるため、座標データからポーズ画像に変換する。

4.3.1 骨格情報の生成

データセットをCTGANで学習し、CTGANが漫画のニュアンスを反映した骨格情報を出力する。

- CTGAN

CTGAN[18]とは表形式データの分布をモデル化しその分布から行をサンプリングするGANベースの手法であり、カテゴリデータと数値データの両方に対応している。表形式データの生成を目的とした敵対的生成ネットワークの特有の課題として、データの型が混在している点、表形式データの連続値が通常は非ガウス分布や多峰性分布である点、不均衡な離散値を含む列データを扱う点などが挙げられCTGANはそれらに対応することで表形式データ生成の性能を高めている。

GAN学習モデルの中でもCTGANを用いる理由は前述

Optimization History Plot

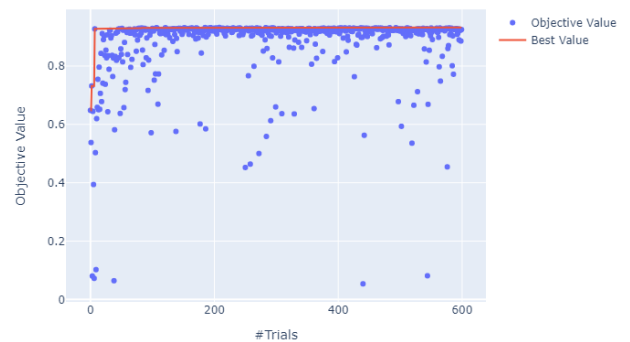


図 5: 類似度の推移

のCTGANの性能と、画像入力では無く数値入力に適しているためであり、CTGANを使用することで各関節の位置関係をモデル化し、漫画のニュアンスを反映させた骨格情報の生成を行う。

実装としてはPythonの外部ライブラリであるSDVのCTGANモデルを使用し[19]、CTGANのハイパラメータの最適化はPreferred Networks社のフレームワークであるOptuna[20]を用いた。Optunaが最適化する目的関数として、データセットとCTGANによって生成された骨格情報群の類似度を設定する。データセットと生成された骨格情報群の類似度はSDVライブラリのevaluateモジュール[21]を用いて算出しており、その中でもLogisticDetection, KSTestExtended, KSTest, ContinuousKLDivergenceの4つの方法で類似度を出し平均化した値を目的関数の類似度としている。

Optunaではbatch数を10~150、epoch数を10~300、生成器の学習率を $1 \times 10^{-8} \sim 1 \times 10^{-1}$ 、識別器の学習率を $1 \times 10^{-8} \sim 1 \times 10^{-1}$ の範囲で600回試行する。最適化の結果を図5に示す。Optunaのハイパラメータ最適化による最も良い類似度は0.93321となっており、類似度はほぼ収束しているためこれ以上の最適化は行わなかった。

4.3.2 生成された骨格情報群の前処理

データセットの骨格情報群とCTGANによって生成された骨格情報群では関節間の長さ(px)の最大最小範囲が表1のように異なっており、CTGANによって生成された骨格情報群の中には人間とは認識し難いものが複数存在していた。よって、データセットから計測した関節間の長さの最大最小範囲を超えてしまう骨格情報は生成された骨格情報群から排除する調整を行った。3593個の生成された骨格情報のうち1142個は排除する対象となった。

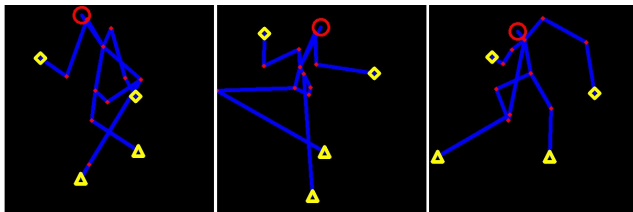


図 6: 生成された骨格画像の例

表 1: データセットと生成された関節間の長さの範囲

関節間	学習元	生成
0 - 1	1~91	1~283
1 - 2	5~207	1~261
2 - 3	8~293	1~327
3 - 4	0~370	3~357
5 - 6	0~313	3~327
6 - 7	0~368	3~340
8 - 9	0~352	0~353
9 - 10	0~346	4~360
10 - 11	0~319	0~344
12 - 13	0~331	2~362
13 - 14	0~364	3~352
1 - 5	1~231	2~232
1 - 8	21~155	1~282
8 - 12	0~364	1~353

関節の番号は図 4 を参照

4.3.3 骨格情報からポーズ画像への変換

CTGAN によって生成された骨格情報は Python のライブラリである OpenCV を使って座標データからポーズ画像に変換する。ポーズの分かり易さを高めるために顔は赤丸、手は黄色のひし形、足先は黄色の三角形、他の関節は赤点、関節間は青線で描画する。図 6 に示す画像は CTGAN が生成した骨格情報をポーズ画像に変換したものである。

4.4 ゲームシステム部

本節ではゲーム画面に表示されるポーズ画像をポージング画像と呼称する。

4.4.1 事前準備

このゲームをプレイするにあたって次のものが必要となる。

- PC
ゲームをプレイするための端末
- Web カメラ
Web カメラの映像を入力とし人物の姿勢推定を行うた

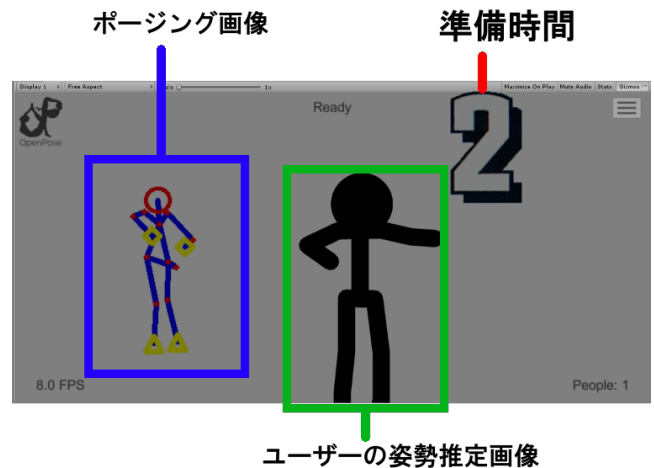


図 7: ゲーム画面

め必要である。

4.4.2 プレイ状況

ユーザーは Web カメラの前に立ち、PC 画面に表示されるポーズと同じ動作をする。

ゲームプレイ画面を図 7 に示す。右上には現在のポーズの準備時間、画面左側にポージング画像、画面右側に姿勢推定されたユーザーの画像が表示される。

4.4.3 ゲーム構成

ゲームのシステム構成を図 8 に示す。

ユーザーは体全体が収まるように Web カメラの前に立ちシステムを利用する。システムには Web カメラの映像が入力される。

初期設定部ではプレイ時間の設定をする。そこで入力された数値はプレイ部に渡される。初期設定部でユーザーがポーズの数を設定することにより終わりまでのプレイ時間をユーザーの好みに変更できる。

プレイ部ではポージング画像、ユーザーの姿勢推定画像などをゲーム画面に表示する。ポージング画像の骨格情報とユーザーの姿勢推定時の骨格情報との一致度を評価とし、その評価を結果表示部に渡している。今回、実装を PC で行っているため処理速度が速い Openpose を用いる [22][23][24][25][26]。また、開発環境である Unity に Openpose の導入のプラグインが存在している点も Openpose を採用する理由の一つである。Openpose とはカーネギーメロン大学の Zhe Cao らが開発した静止画や動画から人物の姿勢推定モデルを表示するシステムである。このシステムを利用することでセンサーやスーツを着用せずともカメラ一台で姿勢推定を行うことができるため、本ゲームシステムに利便性を与えることができると考えた。

結果表示部ではプレイ部で表示されたポージング画像との一致度の結果が表示される。

5. 実験方法と結果

評価はアンケートの主観評価と心拍数測定の客観評価を

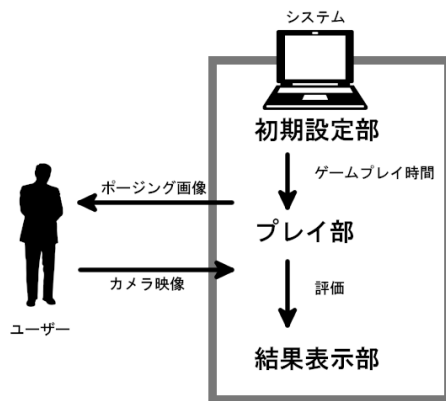


図 8: ゲーム画面

行う。そのために素肌に心拍数測定器 (Coospo H6 Heart Rate Monitor) をつけた状態で本システムのゲームシステム部をプレイしてもらう。装着例を図 9 に示す。なお、評価対象者は大学生 5 人である。



図 9: 心拍数測定器装着例

5.1 アンケートによる評価

アンケートは「運動に取り組みやすいと感じたか」「ポーズにエンターテインメント性があったか」「繰り返し使用したいか」について 1「とても低い」～5「とても高い」の 5 段階評価で実施した。結果を表 2 に示す。

5.2 心拍数測定による運動強度調査

運動時の負荷やきつさを表すものとして運動強度 [27] というものがある。運動強度の指標には METs, 心拍数, 自覚的運動強度などがある。しかし, 自覚的運動強度は主観的評価であり, 個人の感覚の差が大きくなることは実験の評価として偏りが出やすい。また, METs の測定には測定対象者の年齢や平常時の詳細な活動記録が必要である。よって本実験の評価として好ましくない。そのため今回我々は運動強度を表す指標として心拍数を採用した。

運動強度を心拍数などから算出する計算式にカルボーネン法が存在する。カルボーネン法による運動強度は

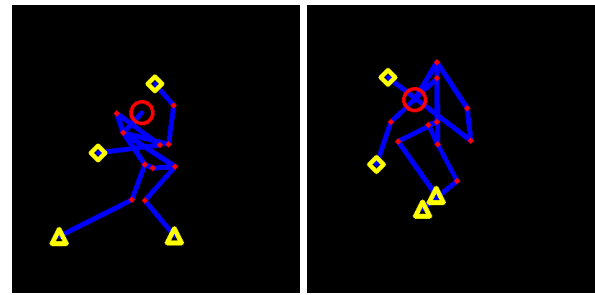


図 10: 無理のあるポーズの例

$$Intensity = \frac{HR - RestingHR}{MaxHR - RestingHR} \times 100 \quad (1)$$

で求めることができる。RestingHR や MaxHR の HR は HeartRate の略称であり心拍数のことである。また, 式 (1) の HR はゲーム終了時の心拍数としている。

評価対象者の運動強度は平均 49.82(%) となった。

6. 考察

6.1 アンケートについての考察

今回の評価実験の結果では運動へのハードルを下げられたかについて平均 4.2 と高い評価を得ることができた。「1 つのポーズをマネするだけだから」「その場でポーズをとるだけでいいため」などの意見があり, 運動へのハードルを下げられたという点においてこのシステムの有用性が示された。

ポーズにエンターテインメント性を感じたかについて平均 4.8 と高い評価を得た。「見たことの無いポーズばかりだった」などの意見が多数あり, 斬新さをユーザーに提供できると考えられる。よって, 単調な運動になりづらくユーザーを飽きさせない試みは達成されたと考えらる。

繰り返し使用したいかについて平均 3.2 と低い評価となった。評価の高かった実験対象者の意見として「簡単に実行できる」「ユーザーの操作が少ないため簡単に操作できた」などがあり, 本システムは手軽に実行できることが示された。しかし評価の低かった実験対象者の意見として「図 10 のような無理なポーズがあり, 繰り返し使うと体を壊しそうだと感じた」「他に人がやっている機会がないとやらないと感じた」などがあり, よりユーザーに難易度の低いポーズを提供することで改善していきたい。

6.2 心拍数

今回の測定の結果から運動強度が 49.82% となった, これは運動療法 [28] と同程度の運動強度である [29]。運動療法とは障害や疾患の治療や予防のために運動を活用することであり, 特に生活習慣病患者の運動不足解消のために使われる。よって運動に対する入りとしての運動強度にふさわしい結果になったと考えられる。

表 2: アンケート結果

項目	質問	1	2	3	4	5	平均
1	運動に取り組みやすいと感じたか	0	0	0	4	1	4.2
2	ポーズにエンターテインメント性を感じたか	0	0	0	1	4	4.8
3	繰り返し使用したいか	0	1	2	2	0	3.2

7. まとめ

我々は運動を始めるための第一歩として本システムを実装した, 評価実験の結果から運動自体の難しさを軽減する手法は運動に対するハードルを下げることができると示された.

現在, PC より手軽なデバイスにスマートフォンがある. より多くの人に手軽にプレイしてもらうためにはスマホアプリとしての実装が必要だと考える. しかし現在の学習データの大きさや Openpose の処理がスマートフォンでは耐えられないなどの問題があるため, スマホアプリとしての開発は難しい. 今後の展望として, Web アプリでの実装を目指す. さらに, 音声による盛り上げやゲーム画面のエフェクトなどのユーザーインターフェースを強化していきたい.

参考文献

- [1] ALTRA: コロナ禍における運動意識&ランニング障害の実態調査
https://altrafootwear.jp/blogs/news/voluntary_restraint-running-research
- [2] 健康長寿ネット: 運動不足は死亡率に影響するか
<https://www.tyojyu.or.jp/net/kenkou-tyoju/kenkou-undou/undou-sibou.html>
- [3] 糖尿病ネットワーク: 【新型コロナ】運動不足は糖尿病よりもさらに深刻 ウォーキングなどの運動で感染リスクを減らす
<https://dm-net.co.jp/calendar/2021/035972.php>
- [4] スポーツ庁健康スポーツ課: スポーツの実施状況等に関する世論調査令和二年
https://www.mext.go.jp/sports/content/20200507-spt_kensport01-0000070034_8.pdf
- [5] Nintendo: リングフィットアドベンチャー (2019)
<https://www.nintendo.co.jp/ring/>
- [6] KONAMI: ダンスダンスレボリューション (1998)
<https://p.eagate.573.jp/game/ddr/ddra20/p/>
- [7] JOJOPortalsite: ジョジョの奇妙な冒険公式ポータルサイト
<https://jojo-portal.com/>
- [8] 集英社〈ジャンプ・コミックス〉荒木飛呂彦: 『ジョジョの奇妙な冒険』全 63 巻
- [9] 集英社 荒木飛呂彦: JOJO A-GO! GO!
<https://www.shueisha.co.jp/books/items/contents.html?isbn=4-08-782591-4>
- [10] ジョジョ立ち教室
<http://kajipon.sakura.ne.jp/jojo.htm>
- [11] 磯部 亮平, 秋口 俊輔, 大橋 千理: 特別支援学生のための自立運動支援システムの構築 (2012)
- [12] 益子 宗, 星野 准一: 心拍数制御を用いた運動支援ゲーム (2007)
- [13] 鈴木 優初, 市村 哲: Motion Machine: PoseNet を用いて自主練習のモチベーション維持に繋げる運動支援システムの研究 (2022)
- [14] 日比野 友博, 謝 浩然, 宮田 一乗: 機械学習による特徴量を用いた顔画像選択支援システム (2020)
- [15] ミクシィ: モンスターストライク (2013)
<https://www.monster-strike.com/>
- [16] ミクシィ: CreativeAI 事例～AI でモンスター風キャラクターネレイターを作ってみた話 (2020)
https://cedil.cesa.or.jp/cedil_sessions/view/2297
- [17] OpenCV: Open Source Computer Vision Library(2015)
https://sdv.dev/SDV/user_guides/evaluation/evaluation_framework.html
- [18] Lei Xu, Maria Skoularidou, Alfredo Cuesta-Infante, Kalyan Veeramachaneni: Modeling Tabular data using Conditional GAN. NeurIPS, (2019).
- [19] data cebo: CTGAN Model — SDV 0.14.1 documentation
https://sdv.dev/SDV/user_guides/single_table/ctgan.html
- [20] Akiba Takuya, Sano Shotaro, Yanase Toshihiko, Ohta Takeru, Koyama Masanori: Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework(2019).
- [21] data cebo: Evaluation Framework - SDV 0.14.1 documentation
https://sdv.dev/SDV/user_guides/evaluation/evaluation_framework.html
- [22] Z.cao, G.Hidalgo Martinez, T.Simon, S.Wei, Y.A.Sheikh: OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields(2019)
- [23] Tomas Simon, Hanbyul Joo, Iain Matthews, Yaser Sheikh: Hand Keypoint Detection in Single Images using Multi-view Bootstrapping(2017)
- [24] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields(2017)
- [25] Shih-En Wei, Varun Ramakrishna, Takeo Kanade, Yaser Sheikh: Convolutional pose machines(2016)
- [26] CMU-Perceptual-Computing-Lab: openpose
<https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>
- [27] 公益財団法人長寿科学行進財団健康長寿ネット: 運動強度とは
<https://www.tyojyu.or.jp/net/kenkou-tyoju/shintai-training/undou-kyoudo.html>
- [28] e-ヘルスネット: 運動療法
<https://www.e-healthnet.mhlw.go.jp/information/>

[dictionary/exercise/ys-086.html](#)

- [29] 保健指導リソースガイド：運動の強度はどれくらいが効果的か? 脈拍測定をしながら運動
<https://tokuteikenshin-hokensidou.jp/news/2015/004242.php>