

GANを用いたカードゲームのフロー 自動生成システム“DeepGame”の提案と実装

牧野 貴斗¹ 久野 文菜² 谷口 航平² 濱川 礼¹

概要: 本論文では、カードゲームの一連の行動の流れをまとめたゲームフローを敵対的生成ネットワーク「GAN」を用いて自動生成し、新しいカードゲームを提供するシステム“DeepGame”について述べる。

カードゲームは多人数で遊ぶ際の定番として老若男女に親しまれており、だれもが一度は遊んだことがあるものである。人の顔を見ながらできるカードゲームは、コミュニケーション能力を養い、ゲームに勝つために考える過程で思考力を養うことができると考えられている。

また、近年ボードゲーム市場は広がりを見せており国債市場では1年で1000を超えるカードを含んだ新作ボードゲームが販売されているほどである。しかし、毎年これだけのゲームが発売されると、まったく新しいルールというものは本当に一握りであり大半のゲームは既存のメカニクスを組み合わせたものになってしまう。

そこで本研究では、ディープラーニングを利用することによって、人間では考え付かないようなルールや手順を行う新しいカードゲームを作ることで、新しいルールを提供できるのではないかと考え、カードゲームのゲームの流れをGANを用いて自動生成することで、新しいゲームを提供するシステム「DeepGame」を開発した。

1. カードゲームの歴史

1.1 トランプゲームの誕生

[1]によると歴史に最初にトランプゲームが登場したのは14世紀といわれており「1377年に、カードゲームがはいってきた」という記述がスイスのパーゼルで発見された神父の手記に書かれている。

記録が残っている最古のゲームは「カーネフェル」というゲームで

- (1) 全員でカードを1枚裏向きで出す
- (2) 同時にカードを表にして一番強いカードを出したプレイヤーを選ぶ
- (3) 一番強いカードを出したプレイヤーが場に出たカードを受け取る

この一連の流れを配られたカードがなくなるまで繰り返す「トリックテイキング」というジャンルのゲームである。

カードの強さや受け取ったカードのポイントを変更したゲームが当時、主に遊ばれていた。

1.2 日本への伝来

日本にトランプがやってきたのは16世紀の後半、南蛮

交易の時代であり、「カルタ」という名称で紹介された。この名称は現在でも使われており、カルタはもともとトランプが由来となったゲームである。これが「天征カルタ」となり、日本におけるカルタ遊びの源流となった。

1.2.1 ドイツゲームの登場

[2]によるとドイツゲームとは1990年代中盤から現在までに発売され、世界的な人気を獲得した独特のテーブルゲーム群を指す。

一部カードゲームも含むこのジャンルは現在、世界中で様々なゲームが遊ばれており、日本でもボードゲームバーと呼ばれる主にドイツゲームが遊べるバーが広がりを見せている。ドイツゲームの特徴として

- 比較的単純なルール
- 比較的短い所要時間
- 運まかせではなく、戦術、戦略が要求される
- 直接的に他プレイヤーを攻撃する場面は少なめ
- 勝利に近づくほどより有利になったり、他プレイヤーが脱落していくということは少なく、全員が最後まで楽しめる工夫
- ゲームのパーツ（コマなど）を木製にするなど、素材やデザインに配慮

といったものがあげられている。

¹ 中京大学 工学部

² 中京大学 工学研究科 情報工学専攻

1.3 TCG の登場

TCG(Trading Card Game)とは個々に異なる様々な種類の絵柄や写真が印刷されているトレーディングカードを使用してルールに即した組み合わせたカードの束「デッキ」を作成し、対戦するゲームのことである。1993年に、世界初のトレーディングカードゲーム「マジック:ザ・ギャザリング」[3]が発売された。日本では1999年に「遊戯王」[4]が発売され2014年にはギネスブック2014で最も売れているカードゲームに認定されるほどの人気を得た。個々のカードによって効果や能力が設定されており、これらのカードを組み合わせるデッキは、非常にバリエーションに富んだものとなり

- 特定のキャラクターを中心としたデッキを組み、その個性を楽しむ。
- ゲームで勝つことを狙い、強力なデッキを作る方法を追求する。
- 誰も思いつかない、オリジナルの戦術を持ったデッキを考える。

などといった遊び方ができるようになっている。これまでと違いゲームが始まる前であるデッキを作るということに主眼が置かれているゲームである。

1.3.1 DCG の登場

DCG(Digital Card Games)とはコンピュータやスマートデバイス上でデータ化されたカードを用いてプレイするカードゲームである。

TCGからトレード要素をなくしたうえでデジタルという要素を加えたこのジャンルは2014年に「ハースストーン」[5]がリリースされ一躍注目を浴びた。

DCGの特徴はTCGの対戦を行う要素に加えて

- 効果の処理をプログラムが行うのでルールミスが起きない
- インターネット対戦により気軽に対戦をすることができる。
- 一部強力な効果やコンボが発見されたカードの効果の変更(エラッタ)を行うことが容易

といった点があげられる。従来のTCGにデジタルの要素を加えることで、TCGの欠点をカバーすることに成功した。

2. 背景と目的

カードゲームとはボードゲームの一種で主にカードを利用したゲームのことである。

カードゲームは沢山の人が親しまれており、だれもが一度は遊んだことがあるものである。人の顔を見ながらできるカードゲームは、コミュニケーション能力を養い、ゲームに勝つために考える過程で思考力を養うことができると考えられている[6]。

ドイツのボードゲームサイトspielbox[7]によると国債市

場では年間1000を超えるカードゲームを含む新作ボードゲームが販売されている。世界中で楽しまれているカードゲームであるが、こちらのサイトによると製作者曰く[8][9]「既存のボードゲームシステムからゲームの要素を足し引きしていき、新しいシステムを作っていく」すなわち、既存のボードゲームのメカニズムを組み合わせ、ルールを作るといふ。しかし、これでは既存のゲームの焼き直しとなりまったく新しいゲームを作ることが難しいのではないかと考えた。

そこで我々はこの問題の解決方法として機械学習を利用することを考えた。近年、機械学習は既存の画像処理分野だけでなく芸術領域や、自然言語処理分野など様々な分野への広がりを見せている。例えば、将棋AIの「bonanza」[10]や、囲碁AIの「AlphaGo」[11]のように、プロのプレイヤーに勝利するAIも誕生してきた。これらAIはただ優秀な手を打つだけでなく、人間の先入観を持たないがために今までのセオリーを覆すような手を作り続けており、プレイヤーがAIの手を参考にすることも増えてきた。このようにAIは今までにない新しい視点を提供することができる。

そこで本研究では、ディープラーニングを利用することによって、人間では考え付かないようなルールや手順を行う新しいカードゲームを作るのではないかと考え、カードゲームのゲームの流れをGANを用いて自動生成することで、新しいゲームを提供するシステム「DeepGame」を開発した。

3. 関連研究・関連システム

ここでは近年広がりつつある様々な分野で行われている、ディープラーニングの研究や製品について紹介する。

3.1 手順の自動生成

ルールという手順を作成することで既存とは違った視点を提供する類似研究として、Chef Watson[12]という料理のレシピを提案するシステムが存在する。このシステムはIBMの開発したAI Watson[13]を料理に利用したもので料理のレシピや食材の情報をそれぞれデータベースにまとめ関連する情報同士をつなぎ合わせる。

その後、インプットした専門知識を強化するために「証拠加重スコア」という統計モデル手法を行う。この手法は生成した仮説を、事前に読み込んだデータから証拠のスコアとランクを付け、応答がどの程度の評価を獲得したかで信頼度を評価する。

これにより、様々な仮説を立て検証することで食材の使い方を学習、マヨネーズをチョコの中に入れるなどの奇抜なレシピを提案している。

3.2 エンターテイメントでの利用

エンターテイメントとしての機械学習の利用方法として「作家ですよ」[14]という研究が存在する。ストーリーのあらすじ構造を作成し、「出だし」や「時空の描写」、「登場人物の導入」といったブロックごとに設定した要素を複数用意し、プログラムで組み合わせることで文章を生成した。

ほかに Vanessa Volz らの研究 [15] では、アクションゲームシリーズ「スーパーマリオブラザーズ」のステージを WGAN を用いて自動生成を行っており、ステージの画像をそのまま読み込むのではなく、ステージのマス毎の設置物を数字に置き換えて訓練データとすることで、より高い精度のステージの生成を行っている。

また、Freddiemeter[16] はグーグル・クリエイティブ・ラボとグーグル・リサーチが共同で開発した Queen の Freddie Mercury の歌声にどれだけ近づけているかを採点するアプリである。

このアプリでは GoogleResearch が開発した機械学習モデル「SPICE: Self-supervised Pitch Estimation」を利用しており、相対的なピッチの違いを学習することで、メロディーを認識することができる。

4. 提案手法

4.1 カードゲームの調査

研究にあたり 200 を超えるカードゲームのルールをボードゲーム専門の総合情報サイト「ボドゲーマ」[17]にて調査した、これらのゲームの共通点として「制約」と「行動」の二つを見出した。

制約とは、勝利条件とゲーム中に満たさなければならない条件のことであり、ゲーム中の目標を示すものである。

行動を制限する制約には以下のものが存在する

- ゲームの勝利条件
- 行動に制限をかける制約
- 特定の条件時に発動する制約

行動とは、制約で指定された勝利条件や目標を達成するためにゲーム側から指定されている動作を指している。以下に例として制約が多いゲームの代表例である「FABFIF」の例を示す。

4.1.1 FABFIF

FABFIF は「騙し合い」がテーマのブラフ系ボードゲームで、0~9 の数字とダメージ数が書かれたカードを利用するゲームである。以下に一連の流れを示す。

- (1) カードを 3 枚引く
- (2) カードを数字が大きい順に並び替え 3 桁の数字を作る
- (3) カードを裏向きに出しそれより前に宣言された数字より大きな数字を宣言する
- (4) 宣言された数字が 3 枚のカードと違うと思ったらカードをめくり確認する。カードの数字が一致したら数字を宣言したプレイヤーが、違う数字だったらめくった

表 1 各手順の行動と制約

	行動	制約
1	カードを 3 枚引く	
2	カードを並び替える	順番は数字の大きい順
3	カードを裏向きに出す 数字を宣言する	数字は以前よりも大きく
4	カードをめくる ダメージを受ける	3 枚のカードに書いてある値の合計がダメージめくったカードが宣言した値と同じならば真
5	カードを受け取る 手札を交換する	

プレイヤーがダメージを受け 1 に戻る

(5) 宣言された数字が 3 枚のカードと同じだと思ったらカードを受け取り好きな枚数カードを交換し 2 に戻るこの流れを各プレイヤーが持っているライフが 0 になるまで繰り返し、勝者を決めるゲームである。このゲーム各手順における行動と制約を表 1 にまとめた。

今回 DeepGame では、行動と制約のうち行動に着目し行動の生成を行う。理由として制約は、行動がなければ成立しないものが存在する一方で、行動は制約関係なく設定できるため行動がカードゲームの核だと考えたためである。例えば FABFIF は「それより前に宣言された数字より大きな数字を宣言する」という制約は「数字を宣言する」という行動がないと成立しない。

4.2 提案手法

図 1 に提案手法の流れを示す。カードゲームから作成した訓練データを利用して、GAN で教師なし学習を行う。

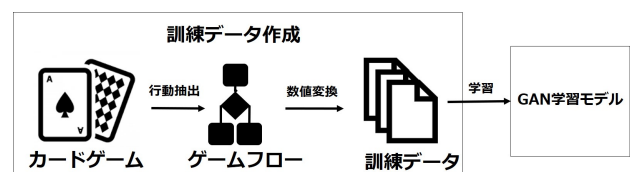


図 1 提案手法

4.3 訓練データ作成

カードゲームの一連の流れを記したフローチャートであるゲームフローを作成、フロー中の行動をパターン分けし、その中で頻出する行動に数字を割り当てることで、ゲームフローを訓練データの配列に変換する。頻出する行動に数字を割り当てたものをアクション表と呼ぶ。アクション表とゲームフローの説明は後述する。

4.3.1 訓練データ

DeepGame ではゲームフローとして「ボードゲーム」に掲載されているカードゲームジャンルのボードゲーム 70 個を利用している。

4.3.2 ゲームフローの作成

ゲーム中に行う 1 連の行動を 1 ターンとしてまとめたものをゲームフローと呼び以下のように定義する。

- ゲーム中の 1 ターンの行動を上から下に並べたもの。
- 「ターン開始」から始まり「次のターンへ」で終わる。
- 分岐するものが存在

ゲームフローの例として図 2 にトランプゲーム「ダウト」の例を示す。

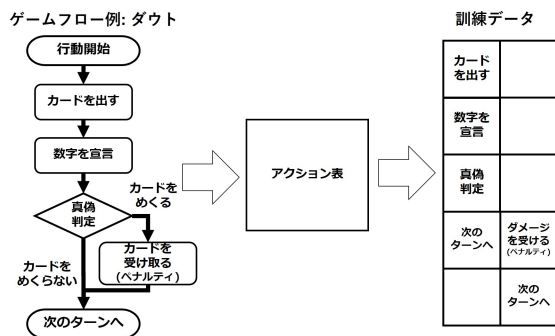


図 2 訓練データ作成

ダウトは 1 人ずつ、カードを裏向きにして場に出す。カードは A → 2 → 3…Q → K → A…の順番で出すルールのため順番の際にカードを出せなくとも嘘をついて別のカードを出し、ついたウソがばれないような駆け引きを楽しむゲームである。

各プロセスでは、プレイヤーが行う行動が書かれており、場合によっては「真偽判定」という行動のあと「カードをめくる」もしくは「カードをめくらない」というのちの行動二つのうちから 1 つを選択する分岐プロセスも存在する。

4.3.3 アクション表の設定

作成したゲームフロー 70 個のなかで「カードを引く」などのように頻出する行動を、行動に数字を対応させたアクション表を設定した。

本研究では、5 つ以上のゲームで使われている行動を頻出する行動と定義した。理由としてそれ以外の行動はゲーム固有の行動が多く、これらを加えると 1 つの行動ごとのデータ量が少なくなってしまう学習の精度が落ちるためである。

採用されなかった行動の例として以下のものが存在する。

- カードを渡す
- カードを選ぶ
- カードを受け取る
- カードを両端のどちらかに置く

また、「カードを 1 枚引く」という行動と「カードを 2 枚

引く」という大まかな情報は同じだがわずかな差異がある行動を別の行動として行動表を作成すると、行動表の量が増えてしまい学習の精度が落ちてしまうと考えた。しかしこれを無視してカードを引くという行動で統一した場合には今度は作成されるゲームフローの情報があいまいになってしまう。そこでカードを引くだったら何枚など情報を補足するサブアクションを追加することでより多彩な行動表を実現した。表 2 にアクションとサブアクションが書かれたアクション表を示す。また、アクション表の中で理解が難しい「ペナルティ」、「真偽判定」、「数字の宣言」についての説明を後述する。

表 2 アクション表

	アクション	サブアクション
0	なし	なし
1	カードを引く	0: 任意の枚数 x : x 枚 ($x \geq 1$)
2	カードを捨てる	0: 任意の枚数 x : x 枚 ($x \geq 1$)
3	カードを交換する	0: 任意の枚数 x : x 枚 ($x \geq 1$)
4	ペナルティ	1: ライフ減少 2: 手札に加える
5	真偽判定	1: 小さい 2: 同値 3: 大きい
6	数字の宣言	1: 自由 2: 大きく 3: 小さく
7	次のターンへ	なし
8	その他	なし

ペナルティ

アクション「ペナルティ」とは直前の行動が原因でゲームにおけるデメリットを負う行動のことを示している。

サブアクションはペナルティの種類を指しており 1 の場合は FABFIF などのようなライフ制のゲームのライフポイントが減るということを示しており、2 の場合はダウトの際にカードのウソがばれた時のような場手札に加える動きを指している。

真偽判定

アクション「真偽判定」とはトランプゲームの一つ「ダウト」のような嘘をついてそれを見抜くようなゲームの際に、それが本当か嘘のどちらなのかを宣言するアクションである。

サブアクションでは、宣言した数字が実際の数字と比較した時の条件を指しており、1 の場合は実際の値が本来あるべき数字より小さい場合、2 の場合は同じ値場合、3 の場合は大きい場合に「ペナルティ」などが発生するということを指している。

数字の宣言

アクション「数字の宣言」とは「ダウト」などの数字を宣言してカードを見せないようにするゲームや、複数枚のカードの合計値を予測して当てるようなゲームなどで使用

されるアクションである。

サブアクションでは、前回の宣言と比較した値の条件を示しており、1の場合ならば前の宣言にかかわらず自由な数字を宣言してよい。2の場合ならば前回よりも大きな数字を、3の場合ならば前回よりも小さい値を宣言しなければならない。

4.3.4 数字の変換

作成したアクション表を利用し、ゲームフロー内の各行動を対応するアクションとサブアクションの数字に変更する。「カードを1枚出す」というアクションの数字への変換を例に表すと「カードを出す」という行動はアクション表の1に対応し、1枚というのはサブアクションの1に対応するので数字に変換すると[1,1]となる

4.3.5 GAN

GAN[18]とは、正解データを与えることなく特徴を学習する「教師なし学習」の一手法で2つのネットワークを競わせながら学習させるアーキテクチャとして提案された。

本研究でGANを使う理由として、ゲームフローの評価の優劣の基準となるものが存在せず、他の生成アルゴリズムや学習方法では正解データを用意することが難しかったため、教師なし学習で生成することのできるGANを採用した。

5. システム構成

DeepGameのシステム構成図を図3に示す。DeepGameは、訓練データ作成部、GAN部、アクション変換部の3つ部から構成されている。訓練データ作成部でゲームフローを訓練データに変換、GAN部でGANによる学習モデルの生成、アクション変換部でGAN部で作成されたゲームフローを受け取り、数字に対応するアクションに変換する。

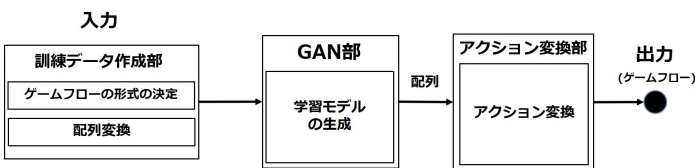


図3 システム構成図

5.1 訓練データ作成部

訓練データ作成部では、配列の形式を決定、提案手法で作成したゲームフローをアクション表を利用し配列に変換する

5.1.1 訓練データの配列

学習モデルとして利用しているGANは可変長データを取り扱えないため、ゲームフロー中の行動数が違う訓練データを同じ行動数に統一する必要がある。そこで行動し

ない部分には行動「なし」を入れる。

DeepGameでは、訓練データの中で最もアクション数が多いゲームにサイズを統一した。これにサブアクションが付き×2、さらに選択肢が分岐する場合がある為、訓練データのサイズは10×2の2次元配列に設定した。配列の図解を図4に示す。

GameFlow[0]の0から9まで順番に行動を挿入し、分岐する行動は、GameFlow[1]に行動を挿入する。

	[0]	[1]	[2]	[3]	[8]	[9]
Game Flow[0]	アクション 1	サブ アクション 1	アクション 2	サブ アクション 2	アクション 5	サブ アクション 5
Game Flow[1]	分岐 アクション 1	分岐サブ アクション 1	分岐 アクション 2	分岐サブ アクション 2	分岐 アクション 5	分岐サブ アクション 5

図4 図解

5.1.2 配列変換

ゲームフロー中の行動をアクション表と比較にしてアクション表の行動に対応した数字を割り当てる。これをすべての行動に対して行うことでゲームフローを数字に変換し配列に挿入する。ダウトを配列に変換した例を、図5に示す。

	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
Game Flow[0]	カードを 出す	1枚	数字 の宣言	大きく なる	真偽判定	同じ値	次の ターンへ	なし	なし	なし
Game Flow[1]	なし	なし	なし	なし	なし	なし	ヘナルティ	手札に 加える	次の ターンへ	なし

↓

	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
Game Flow[0]	1	1	6	2	5	2	7	0	0	0
Game Flow[1]	0	0	0	0	0	0	4	2	7	0

図5 ダウトの配列例

5.2 GAN部

ここでは提案手法で作成した訓練データを受け取り、値を-1から1に正規化した後GANを利用した教師なし学習を行う。開発にはPythonおよびニューラルネットワークライブラリのKerasを用いて実装した。

5.2.1 学習上の設定

最終学習結果を表、この学習モデルで生成したゲームフローの一例を図6に示す。

表3 最終学習結果

batch size	10
epoch	1000
iteration	7000

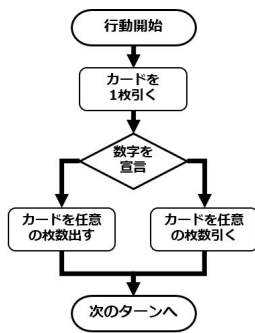


図 6 生成されたゲームフロー

また、実行の際に利用した生成器と判別機の学習モデルアーキテクチャを図7、図8に示す。今回訓練データのサイズが高さ10、幅2であるため判別機では高さ16、幅16、1チャンネルのノードを作成する。潜在変数Zを3回転地畳み込み処理を行いフィルタ数256(16×16)のノードを作成している。

識別機においてはフィルタサイズ256のデータを受け取りそのデータが本物のデータか偽物のデータ化を出力値(Valid)で判別するためにフィルタ数1になるまで3回畳み込み処理を行っている。活性化関数はlucky_reluを用いた。また、実際に使用する際には判別機で生成したノードを高さ10、幅2、1チャンネルのノードにトリミングされている。

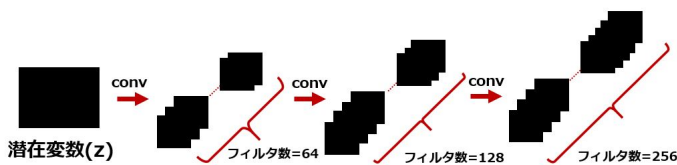


図 7 生成器アーキテクチャ

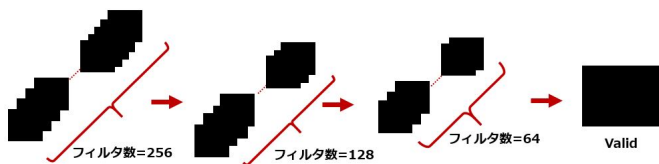


図 8 判別機アーキテクチャ

5.3 アクション変換部

配列変換でゲームフローを配列に変えたのとは逆に、配列をゲームフローに変換する。

変換方法は配列内の各数字と対応しているアクションを表から探します。

変換には訓練データ作成部で使用したアクション表、表

2を使用する。訓練データ「ダウト」の配列をゲームフローに変換する例を図9に示す。

	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
Game Flow[0]	1	1	6	2	7	0	0	0	0	0
Game Flow[1]	0	0	0	0	5	1	4	2	7	0

	[0]	[1]	[2]	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]
Game Flow[0]	カードを出す	1枚	数字の宣言	大きくなる	次のターンへ	なし	なし	なし	なし	なし
Game Flow[1]	なし	なし	なし	なし	カードをチェック	同じ値	カードを受け取る	手札に	次のターンへ	なし

図 9 ダウトの変換例

6. 評価・考察

大学生10人を対象にし、DeepGameが作成した25のゲームの中から選択したゲームフローに制約を加えたゲーム2種類と市販されているゲームFABFIFをプレイしてもらいアンケートに回答してもらった。作成したゲームフローをゲームA、ゲームB、FABFIFをゲームCとした。市販されているゲームにFABFIFを採用した理由は我々が面白いと思う、さらに変わったギミックを持ったゲームのためである。

本システムでは、カードゲームの行動は作成しているが制約は作成していないので、今回は代用として人間の手で、ゲームの制約を追加した。以下に作成されたゲームA、ゲームBのゲームフローと加えた制約完成したルールを記す。

6.1 ゲームA

フローAには以下の制約を加えた。

- 2枚出したカードの合計値を宣言する。
- 宣言した数字が一番大きいプレイヤーがすべてのカードを受け取る。
- 受け取ったカードの枚数が一番多いプレイヤーが勝利する。

ルールは下記のようになった

- (1) 各マークのカード13枚を配る
- (2) カードを2枚を選び裏向きで出す
- (3) 2枚のカードの合計値が一番大きいプレイヤーの勝利
- (4) 場に出ているカードをポイントとして受け取る
- (5) 手札が残り一枚になるまで繰り返し一番ポイントの高いプレイヤーの勝利

6.2 ゲームB

フローBには以下の制約を加えた。

- 手札のカードは常に3枚。
- 各プレイヤーは最初15のライフを持つ。

- ダメージ z は x を宣言した数字と手札のカードの合計値との差 y を捨てたカードの枚数としたとき、

$$z = 5 - x + y$$

- 最後までライフが残っていたプレイヤーが勝利する。ルールは以下のようになった。

- (1) 数字と交換枚数を宣言
- (2) カードを交換
- (3) 宣言した値と実際の値を比較しダメージを計算
- (4) 相手の15のライフが0になったら勝利

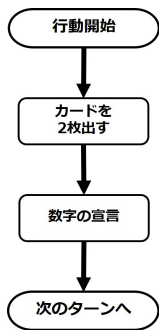


図 10 ゲーム A フロー

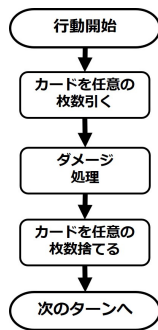


図 11 ゲーム B フロー

6.3 評価手法

被験者 10 人を 3 グループに分け、ゲーム A、ゲーム B、ゲーム C を遊んでもらった。回答してもらったアンケートの項目は以下の通りでゲーム C はシステムが作成したゲームフローではないので 4 つ目の質問は行っていない。

- (1) 新規性があったか
- (2) ルールはわかりやすいか
- (3) 面白かったか
- (4) システムの作成したゲームフローは適切か

図 12 にアンケートの結果を示す。

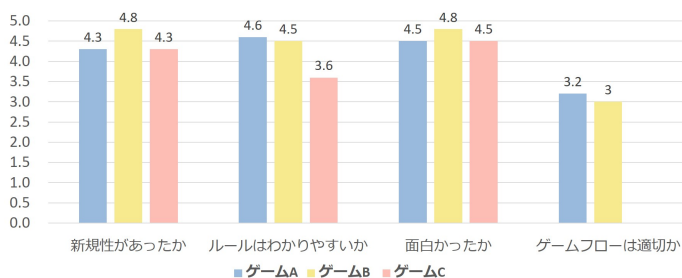


図 12 アンケート結果

6.4 統計的分析

アンケート結果より DeepGame が作成したゲームフローと FABFIF における各項目の値の差が優位なものであったかを分析した。ゲーム A、ゲーム B それぞれとゲーム C で 2 標本 t 検定を有意水準 5% で行ったところ以下の表 4 のような結果が得られた。ゲーム A とゲーム C の新規性と面白さの項目とゲーム B とゲーム C の新規性とルール のわかりやすさ、面白さの項目では $p > 0.05$ なので有意差はなく、ゲーム A とゲーム C のルールのわかりやすさの項目では $p < 0.05$ なので有意差があるといえる。

表 4 t 検定結果

質問	ゲーム A とゲーム C	ゲーム B とゲーム C
新規性があったか	1	9.57×10^{-2}
ルールはわかりやすいか	3.19×10^{-2}	6.76×10^{-2}
面白かったか	1	2.79×10^{-1}

6.5 考察

今回の結果ではゲーム A とゲーム B の新規性とルールのわかりやすさ、面白さの 3 つの質問に対して高い評価を得ることができた。

新規性の項目ではほとんどの人が新規性があったと答えた点から、本研究の目的である、今までにない新しいカードゲームの作成という目的を達成できたと考えられる。

面白さの項目では、既存のゲームと有意差のない評価を得ることができた。これは、訓練データ n に利用したカードゲームから面白さを学習することができたからだと考えられる。ルールのわかりやすさの項目においても高い評価を得ることができたがこれはアクション表がシンプルだったため出力されたゲームがわかりやすいからだと考えられる。一方でゲームフローの適切さでは低い評価になってしまった。ゲーム A の「数字の大きさを競う」点や、ゲーム B の「宣言した数字を比較」という点がフローには存在しないため、適切とはいえない点などがあげられており、これはアクション表のアクションの数が少なくゲームの表現をすることが難しいという点が考えられ、改善の必要がある。

7. 成果

「DeepGame」により、今までにないような新しいカードゲームの作成という目的を達成できた。アクション表に今後、改良の余地があることがわかった。

8. 今後の課題

得られた今後の課題を以下に羅列する。

カードゲームの制約の追加

本研究ではルールを自分で設定し、制約の自動生成を

実装できなかったが、新しいゲームの作成のためには極力人間の手を取り除くべきであり、今後はさらに新しいゲームの作成にむけて最優先で取り掛かりたい

ルール説明に関する補助

評価実験中フローと制約を説明したのみではルールを理解するのは難しく実際に動くことによって理解することが多かったため、システム単体でルールが理解できるように、フローだけでなく実際の例などを表示できるようにしたい。

アクションの追加

アンケートの自由記述欄に「ゲーム A のゲームフローでは、数字を比較し勝敗を決定するタイミングがわからない」という意見があった。

既存のアクション表だけでは、ルールがあいまいになってしまう可能性があるため、訓練データ数を増やすとともにアクション表にアクションを追加していきたい。

訓練データの追加

本システムでは、カードゲーム 70 個のみで学習を行っていたが、訓練データの数としてはあまりに少なく、これでは GAN の力を十分に発揮しきれたとは言いがたい。本来訓練データとして追加する予定だった「トランプゲーム大全」[19]に掲載されているトランプゲーム 250 個を訓練データとして追加していきたい。

参考文献

- [1] 松田道弘 (1979) 「トランプものがたり」岩波新書
- [2] 有田 隆也 (2011) 「ドイツボードゲームの教育利用の試み—考える喜びを知り生きる力に結びつける—」, コンピュータ&エデュケーション 31(0), 34-39, 2011
- [3] マジック：ザ・ギャザリング 日本公式ウェブサイト <<https://mtg-jp.com/>>
- [4] 遊戯王 OCG デュエルモンスターズ <<https://www.yugioh-card.com/japan/>>
- [5] ハースストーン - Hearthstone <<https://playhearthstone.com/ja-jp/>>
- [6] 松本太一 (2018) アナログゲーム療育—コミュニケーション力を育てる— (幼児期から学齢期まで) ぶどう社
- [7] Startseite spielbox <<http://www.spielbox.de/>>
- [8] 『孤独のボードゲ』～1人で同人ボードゲ制作するコツ教えます～ <<https://gurua-games.jimdofree.com/2015/12/08/孤独のボードゲ-1人で同人ボードゲ制作するコツ教えます>>
- [9] 自作ボードゲームの作り方・売り方を全部まとめた <https://kdsn.xyz/how2create_board_game/>
- [10] Bonanza 世界コンピュータ将棋選手権で優勝した将棋ソフト <<https://forest.watch.impress.co.jp/library/software/bonanza/>>
- [11] David Silver(2017) 「Mastering the game of Go without human knowledge」 Nature volume 550, pages354-359(2017)
- [12] シェフ・ワトソン <<https://www.ibmchefwatson.com/tupler#tupler>>
- [13] IBM Watson <<https://www.ibm.com/watson/jp-ja>>
- [14] きまぐれ人工知能プロジェクト作家ですのよ - 公立はこだて未来大学 <<https://www.fun.ac.jp/kimagure.ai/>>
- [15] Vanessa Volz, Jacob Schrum (2018) 「Evolving mario

levels in the latent space of a deep convolutional generative adversarial network」 GECCO '18: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Pages 221-

- [16] freddiemeter <<https://freddiemeter.withyoutube.com/>>
- [17] 【ボードゲーム】ボードゲーム専門の総合情報サイト <<https://bodge.hoobby.net/>>
- [18] Ian Goodfello (2014) 「Generative Adversarial Nets」 Advances in Neural Information Processing Systems 27 (NIPS 2014)
- [19] 赤桐 裕二 (2014) トランプゲーム大全 スモール出版