

# GANを用いた新たなカードマジック 創作支援システムの提案と実装

廣瀬 友亮<sup>1,a)</sup> 中山 裕貴<sup>1</sup> 濱川 礼<sup>2</sup>

**概要:** 本論文では、既存のカードマジックの一連の行動の流れから新たな行動の流れを敵対的生成ネットワーク「GAN」を用いて自動生成し、新たなカードマジック創作支援をするシステムについて述べる。

昨今、世界中で多くのマジシャンが様々なマジックを披露し、観客を楽しませている。マジックの中でもテーブルを挟んで少人数の前で行うクロスアップマジックでは定番としてカードマジックが行われている。また、カードマジックの種類やテクニックについてまとめられた本は多く出版されている。しかし、既に数えきれないほど多くのカードマジックが考案されているため、新たなカードマジックを考えることはとても難しい。

そこで本研究では、深層学習の一種である GAN を利用することにより、人間では考え付かないようなカードマジック中の行動の組み合わせを生成することで、新たなカードマジックの創作の支援ができるのではないかと考えた。カードマジックの中でも、観客が選んだカードを当てるといった種類のカードマジックに注目してデータセットを収集し、自動生成を行うシステムを開発した。

## 1. 背景

### 1.1 マジックの歴史

#### 1.1.1 マジックの誕生

マジックの歴史は古代エジプトから始まっていたと考えられており、紀元前 24 世紀頃の洞窟壁面には 3 つのカップと 3 つのボールを使う「カップと玉」というマジックを演じているような姿が描かれている。その後、ガチョウの首を切って元通りにつないで見せるもの、蟬などで作ったワニを本物に変化させるマジックが行われた [2]。

中世では、マジックがキリスト教に黒魔術とみなされマジシャンは迫害を受けていた。これは当時のマジシャンの影響力が強かったため、政府や教会がその影響力を恐れたことが原因であるとされ、マジシャンは魔法使いであり悪魔の手先として裁判にかけられていた。これを機にマジシャンは民衆にとっての恐怖の対象となっていた。

しかし、1584 年にレジナルド・スコットにより最古のマジックの解説本である「妖術の解明 (The Discoverie of Witchcraft)」 [3] が出版されたことで、マジシャンへの迫害はなくなった。そして、19 世紀フランスの近代奇術の父といわれるマジシャンのロベール・ウーダンがマジックが怪しい奇術であるというイメージを払拭したことにより、

今日のようにマジックがエンターテインメントとして認知されるようになった [4]。

#### 1.1.2 日本でのマジックの歴史

日本では仏教の伝来とともに奈良時代から始まったとされている。江戸時代には舞台芸術として行われ、解説本も多く発売されていた。前項 (1.1.1) でも述べた「カップと玉」は日本では「お椀と玉」と呼ばれ、娯楽として親しまれていた。

その後第二次世界大戦後に欧米の奇術が紹介されたことで、日本のマジックに大きな影響を与えたといわれている。

#### 1.1.3 カードマジックの歴史

カードマジック事典 [5] によるとカードは元来、占いやゲームに用いられるために作られたものであり、マジックに用いられるようになったのは 15 世紀以後の事と推定される。当時のカードマジックについて、前項 (1.1.1) で述べた「妖術の解明 (The Discoverie of Witchcraft)」に記されている。これは当時の妖術や呪術のインチキや秘密について暴いたものであり、この中に 5 つのカードマジックの解説が記されている。

- 4 枚の A を絵札に変える法
- 相手の見たカードを切り混ぜた後で当てる法
- 相手の見たカードを見ないで当てる法
- 相手が心に思ったカードを当てる法

<sup>1</sup> 中京大学大学院工学研究科情報工学専攻

<sup>2</sup> 中京大学工学部情報工学科

<sup>a)</sup> yusuke981218@gmail.com

- 相手が選んだカードをクルミの中や他人のポケットから出す法

これらのマジックの中には現代で行われているカードマジックの原型が入っている。

その後、イタリアのヒエロニムス・スコットが16世紀末から17世紀初頭にかけてヨーロッパの宮殿にてカードマジックを演じ、1602年にイギリスのエリザベス女王の前で演じた記録が残っている。

#### 1.1.4 現代のカードマジック

現代のカードマジックの基礎を確立したのは19世紀末に活躍したオーストラリアのヨハン N. ホフジンサーである。当時盛んに行われたカードマジックは次のようなものである。

- 相手の選んだカードが一組の中からせり上がるマジック
- 手に持ったカードが1枚ずつ袖を通りポケットに入るマジック
- 4枚のAを使ったマジック
- どこにもあってどこにもないカード

20世紀に入ると S. W. アードネスがカードの技法を集大成した「カードテーブルにおけるエキスパート (The Expert at the Card Table)」[6] を出版した。さらにジーン・ヒューガードが数多くの解説書を出し、ジェームス・W・エリオット、ハワード・サーストンなどの名手や研究者が多く現れ、飛躍的な発展を遂げ現代にいたっている。

#### 1.2 マジックを披露する場の増加

時代が進むとともにマジックを披露する場は増えている。身近な場としては友人同士のリクリエーションや、ショッピングモールやイベント会場での演目として披露されている。また、ハリウッドの奇術の殿堂といわれるマジック・キャッスル [7]、3年に一度開催されるマジックのオリンピックといわれる FISM マジック世界選手権大会 [8] といった大舞台でも披露されている。

日本では、マジックと一緒に食事を楽しめるマジックバーが100店舗以上存在している。また、zoom を利用し自宅から全国のマジックバーで行われるマジックを見ることができる世界初のオンラインマジックバー「WithMAGIC」[9] がある。

#### 1.3 問題点

しかし、前項 (1.1.4, 1.2) で述べたカードマジックの発展とマジックを披露する場の増加により、既に多くのカードマジックが考案・披露されている。カードマジックを紹介する動画は YouTube 上だけでも 500 以上存在し [10][11]、カードマジックは途中の行動が違うだけで同じ結果を披露するものが多く存在しているため、その数は数えきれない。そのため、新しい手法や組み合わせのカードマジック考えることはとても難しい。

カードマジックには相手が引いたカードを当てるといった目的が存在する。マジック中の最終的な目的は同じでも達成するまでの流れが違うマジックが多く存在し、観客には全く異なったマジックであるという印象を与える。しかし、目的は同じでも良いが、達成するまでの行動順が新しいものでなければマジックの種が予測できてしまうため、驚きが減少し観客を楽しませることはできない。

## 2. 目的

本研究ではカードマジック中の行動に注目し、マジック中の行動を分類し訓練データとして扱い深層学習を行い、新たな行動順で行うマジックを創作できるのではないかと考えた。そこで、マジック中の行動を GAN[1] を用いて自動生成し、既存の行動順とは違う新たなカードマジックの生成手法を提案する。これにより、マジシャンが新たなマジックを考える支援につながるのではないかと考える。

## 3. 関連研究

カードマジックに関する研究や新たなものを深層学習によって生成する研究は今日まで様々なものが行われている。

### 3.1 AI 仮面

AI による自動生成の研究として、イラストの色から言葉を選び出し、曲の作詞を行う研究がある [12]。入力されたイラストの色からオノマトペと単語を生成し、元の歌詞と文字数が同じになるようにして当てはめることで作詞を行っている。ほぼ全自動で作詞を行い、歌詞としておかしな部分があった場合は再び言葉を探索し当てはめている。

### 3.2 GAN を用いたカードゲームのフロー自動生成

行動の組み合わせを自動生成する研究として、カードゲームの行動に数字を割り当てた訓練データから、新たなカードゲームを生成する研究がある [13]。カードゲームの流れを表すゲームフローを数字に変換し配列へ格納したものを訓練データとして GAN で学習を行い、出力された配列を再びゲームフローに戻すことで新たなカードゲームを生成している。

### 3.3 新たな料理スタイルへの変換

既存のものを新たなものへ変換する研究として、既存の料理を任意の国の料理スタイルに変換する研究がある [14]。まず、変換したい料理の材料と調味料を入力し、ニューラルネットワークによってどの国の料理かを特定する。そして任意の国の郷土料理で使われている材料と調味料の中から代替可能な成分を推薦し置き換えることで、任意の国の料理スタイルへと変換している。

### 3.4 心理を利用した新たなマジック生成

カードマジックを自動生成する研究として、それぞれのカードに単語を付与することで、カード1枚ずつに対する心理的な影響を生み出し、それをもとにトリックを生成する研究がある [15]。単語に対するイメージの差から観客の心理を予測し、それをもとに一番有効的なトリックを生成して提示することで新たなカードマジックを生成している。

## 4. 提案手法

既存のカードマジックから作成した訓練データを利用し、GANで教師なし学習させた生成モデルを使い、新たなカードマジックを生成する。図1に学習と生成の流れを示す。

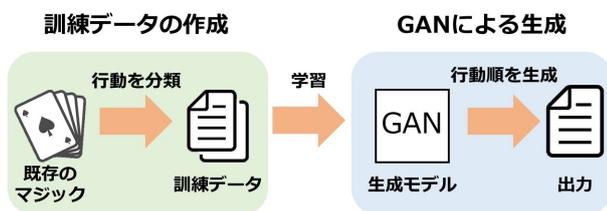


図1 学習と生成の流れ

既存のカードマジックの行動を分類したものを訓練データとして生成モデルを作成し、作成したモデルを使用し新たなマジック中の行動の流れを生成するという流れとなる。

### 4.1 訓練データ

本システムではカードマジックの中でも観客が選んだカードを当てるといった種類のカードマジックに注目した。これは、必ず相手にカードを選んでもらいそのカードを最後に相手に再び見せるという規則性があるため学習しやすいと考えたためである。100個のカードマジックをYouTube上のマジック紹介動画とカードマジック事典から収集した。以下にカードマジック「ACAAN」の例を示す。

#### 4.1.1 ACAAN

ACAAN(Any Card At Any Number)は相手の選んだカードが相手の言った数字の枚数から出てくるというマジックである。表1にマジックAの行動の流れを示す。

#### 4.1.2 行動分類表の設定

新たなカードマジックの創作をする際、既存のマジックの行動を分解、分類し、再構築することで新たなマジック中の行動の流れを提示することが支援につながるのではないかと考えた。そこで最初に100個のマジックを収集し、その行動を分類した。分類した理由として、新たなカードマジックの創作をする際、マジック中の行動の流れを提示することが支援につながるのではないかと考えたためである。行動の流れを生成するには、既存のカードマジックの

表1 ACAANの行動の流れ

	行動
1	相手に好きなカードを選んでもらう
2	カードを手札に戻す際にブレイクで位置を記憶する
3	トップコントロールで選ばれたカードを手札の一番上にする
4	ボトムコントロールで選ばれたカードを手札の一番下にする
5	相手に10~40ぐらいの数字で好きな数字を言ってもらう
6	言われた数字の枚数分カードを裏向きで乱雑に出す
7	出したカードをまとめる
8	まとめる最中に手札の一番下のカードを出したカードの一番上になるよう落とす
9	相手が言った数字以外の場所のカードを見せる
10	相手が言った枚数目に該当すると思わせている最後に出した一番上のカードを見せる
11	相手が言った数字のカードになっている

行動を分類した訓練データで行動の流れを学習させる必要があるため分類を行った。分類を行う際に、マジック中の「シャッフルをする」などの行動に数字を割り当てた行動分類表を設定した。

表2に行動分類表を示す。

表2 行動分類表

数字	意味	数字	意味
0	なし	16	出したカードを見せる(ランダム)
1	シャッフル(ランダム)	17	出したカードを見せる(特定の)
2	シャッフル(見せかけ)	18	カット(ランダム)
3	カードを選ぶ(ランダム)	19	カット(指定回数)
4	カードを選ぶ(特定の)	20	カット(見せかけ)
5	カードを戻す(ランダム)	21	シャッフル(指定回数)
6	カードを戻す(ブレイク)	22	2等分する
7	カードを戻す(トップ)	23	4等分する
8	カードを戻す(ボトム)	24	シャッフル(お互いに)
9	カードを移動(トップ)	25	シャッフル(分けた方)
10	カードを移動(ボトム)	26	カット(お互いに)
11	選ばれたカードの確認	27	カット(分けた方)
12	選ばれたカードを見せる	28	カードを出す(分けた方)
13	カードを出す(ランダム)	29	カードを出す(特定の場所から)
14	カードを出す(指定枚数)	30	カードを見せる(見せかけ)
15	カードを出す(隠して)	31	カードを見せる(ランダム)

収集したマジックの中には表2に含まれない行動をするマジックが存在するが行動の出現頻度が低かったため、今回はそのマジックを除いた行動分類表で表せる85個のマジックを学習に使用した。

#### 4.1.3 行動の簡略化

本研究では本来の行動を簡略化して分類した。これは、行動を細かく分類した際に学習するパラメータの数が増加し、さらに行動の種類が増加した際に矛盾した行動の組み合わせが生成されやすくなるためである。そのため、行動の種類とパラメータの数を減少させることを目的として本来の行動を簡略化して分類を行った。

例として「カードを選ぶ(指定)」に簡略化した行動を以下に示す。

- デッキのボトムのカードを選んだように見せる
- デッキのトップのカードを選んだように見せる

- ランダムに選んだように見せて特定のカードを選ぶ

#### 4.1.4 マジック中の会話

本研究ではマジック中の観客と演者の会話は行動として含めなかった。これは、会話の種類が多いのに対して個々の出現頻度が少なく、生成の精度が落ちてしまうからである。しかし、選ばれたカードが何だったか聞くという行動は選んだカードを当てるマジックに高頻度で出現していたため、「選ばれたカードの確認」として分類した。

例として会話の例を以下に示す。

- 好きな数字を聞く
- 何回シャッフルを行うかを聞く
- 何番目のカードを選ぶかを聞く
- 選んだカードが今見せているカードかを聞く
- 選んだカードが今見せているカードの中に存在するかを聞く

#### 4.1.5 数字への変換

作成した行動分類表を利用し、マジック中の行動と対応する数字に変換する。図2に ACAAN を数字に変換した例を示す。

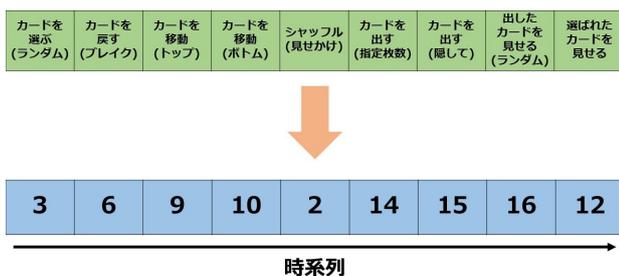


図2 数字に変換した ACAAN

## 4.2 GAN

GAN は、敵対的生成ネットワークと呼ばれる生成モデルの一種である。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あり、生成を行う Generator と生成結果の真偽判定を行う Discriminator の2つのネットワークを互いに競い合わせることで精度を向上させる。

本研究で GAN を使う理由として、生成されたカードマジックの優劣を判断する基準となるものが存在せず、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ができる GAN を使用した。

## 5. システム構成

本システムはデータセット部、学習部、変換部の3部から構成されている。まず、データセット部で既存のカードマジックを訓練データへ変換し、学習部で GAN による学習を行うことで生成モデルを作成する。そして、学習部で作成した生成モデルの生成結果を変換部で数字に対応した行動へ変換する。本システムの構成図を図3に示す。



図3 システム構成図

### 5.1 データセット部

データセット部では、既存のカードマジック中の行動を数字に変換し、配列に格納することで訓練データとして扱う。収集したマジック100個のうち85個を学習に使用するために、行動分類表をもとに数字へと変換して CSV ファイルに保存した。保存した CSV から要素を取り出し1行16列の配列へ格納する。GAN は可変長のデータで学習を行うことができないため、訓練データの行動数を統一する必要がある。そのため、一番行動数の多いデータを基準の長さである16に統一した。基準以下の行動数の訓練データに対しては、行動なしを表す数字である0を追加することで長さを合わせる。図4に ACAAN の配列の例を示す。



図4 数字に変換した ACAAN の配列

### 5.2 学習部

データセット部で作成した訓練データを受け取り、-1 から1の範囲で正規化をした後に GAN で学習を行う。開発には Python を使用し、ライブラリには TensorFlow などを使用した。モデル生成には batch size 16 で 500 epoch で学習を行った。epoch 数を500とした理由は、500 epoch の生成モデルが矛盾した行動の組み合わせを含まず、同じ行動を繰り返す回数が少ない生成結果を出力する割合が高かったためである。400 epoch, 500 epoch, 600 epoch の場合の生成結果をそれぞれ50個確認したところ、400 epoch の場合は6割が矛盾を含む生成結果だったが、500 epoch の場合は4割ほどだった。600 epoch の場合は矛盾を含む行動の組み合わせよりも、同じ行動を3回連続で行うといった連続した行動を含む割合が500 epoch の場合よりも高かった。そのため、500 epoch の生成モデルを採用した。

#### 5.2.1 ネットワーク構造

図5に GAN のネットワーク構造を示す。

まず、潜在変数をもとに Generator で偽のマジック中の行動の流れを生成する。その後、既存のマジック中の行動を数字に変換したものと Generator が生成したものを Discriminator へ送り、どちらが本物かを出力する。その

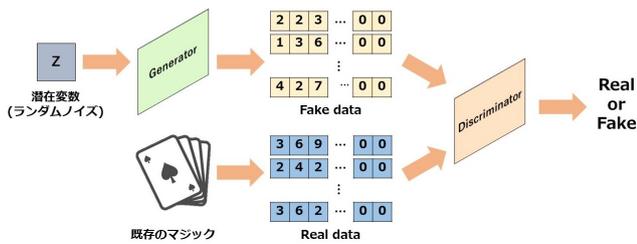


図 5 GAN のネットワーク構造

結果をもとに誤差逆伝播法で Generator と Discriminator の精度を上げていく。

図 6, 図 7 に Generator と Discriminator のアーキテクチャを示す。

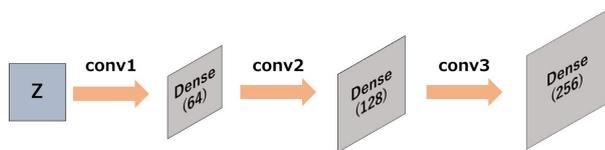


図 6 Generator のアーキテクチャ

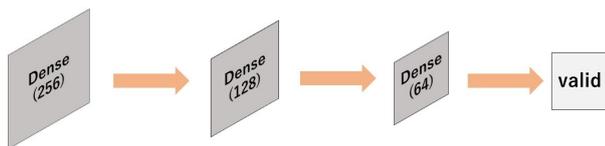


図 7 Discriminator のアーキテクチャ

使用した訓練データの配列サイズが 1 行 16 列であるため、Generator では  $16 \times 16$  の 1 チャンネルのノードを作成し、潜在変数  $Z$  を 3 回転置畳み込み処理を行うことでフィルタ数 256 のノードを作成させる。

Discriminator では Generator からフィルタ数 256 のデータを受け取り真偽判定の結果を 0, 1 で出力するため、フィルタ数が 1 となるよう 3 回畳み込み処理を行う。Generator と Discriminator の畳み込み処理と転置畳み込み処理を行う際の活性化関数は Leaky ReLU を使用し、Discriminator の真偽判定を行う際の活性化関数は Sigmoid を使用した。

### 5.3 変換部

学習部で作成した生成モデルの生成結果を人間が理解できるように、データセット部で行った処理と逆の数字を行動へ変換する処理をする。変換には配列内の数字と対応した行動を行動分類表を使用し行った。

## 6. 評価・考察

Twitter 上で活動報告をしているマジシャン 14 人を対象とし、システムの生成結果を見てもらいアンケートに回答してもらった。

50 回生成を繰り返し、その中から 3 つ選びマジック A,

マジック B, マジック C とした。生成モデルは訓練データ 85 個で学習を行い作成されたものを使用した。この 3 つのマジックを選んだ理由は、行動の組み合わせに矛盾が存在せず、行動数が 10 回以上であるためマジシャンにとってアイデアの素となりやすいと判断したからである。

本システムでは、マジックとして成り立たない矛盾した組み合わせや不可解な行動、異常に連続した行動を取り除く制約を作成していない。そのため、選ばれたカードを演者が見失う行動が含まれる、存在しない等分されたカードの束を使用する行動が含まれる、3 回以上連続した行動が含まれるといった結果が生成されることがある。今回は手動で矛盾した行動の組み合わせと不可解な行動、3 回以上連続した行動が存在しないか確認を行い、含まれないものを実際に見せるマジックとして採用した。しかし、マジック C のカードを出すという行動は 3 つのカードの束を用意すると考えることができるため採用した。

### 6.1 マジック A

表 3 にマジック A の行動の流れを示す。

表 3 マジック A の行動の流れ

	行動
1	シャッフル (見せかけ)
2	カードを選ぶ (ランダム)
3	カードを戻す (ボトム)
4	シャッフル (見せかけ)
5	シャッフル (見せかけ)
6	カードを移動 (ボトム)
7	シャッフル (見せかけ)
8	カードを出す (指定枚数)
9	シャッフル (見せかけ)
10	選ばれたカードの確認
11	選ばれたカードを見せる
12	END

### 6.2 マジック B

表 4 にマジック B 中の行動を示す。

表 4 マジック B の行動の流れ

	行動
1	シャッフル (ランダム)
2	カードを選ぶ (ランダム)
3	シャッフル (見せかけ)
4	シャッフル (見せかけ)
5	カードを出す (特定の)
6	シャッフル (ランダム)
7	カードを出す (ランダム)
8	シャッフル (見せかけ)
9	選ばれたカードの確認
10	選ばれたカードを見せる
11	END

### 6.3 マジック C

表 5 にマジック C 中の行動を示す。

表 5 マジック C の行動の流れ

	行動
1	シャッフル (ランダム)
2	シャッフル (お互いに)
3	カードを選ぶ (ランダム)
4	カードをシャッフル (見せかけ)
5	カードを選ぶ (特定の)
6	シャッフル (見せかけ)
7	カードを出す (指定枚数)
8	カードを出す (指定枚数)
9	カードを出す (指定枚数)
10	シャッフル (ランダム)
11	シャッフル (ランダム)
12	カードを出す (指定枚数)
13	選んだカードの確認
14	カードを出す (指定番目)
15	選ばれたカードを見せる
16	END

### 6.4 評価手法

被験者 14 人にマジック A, マジック B, マジック C をそれぞれ見てもらった。回答してもらったアンケートの項目は以下の通りである。

- (1) カードマジックの素として参考になるものだったか
- (2) 分かりやすかったか
- (3) 生成結果にバリエーションがあったか
- (4) 本システム使ってみようと思ったか

それぞれの質問に対し 5 段階評価を行ってもらった。図 8, 図 9 にアンケートの結果の平均値を示す。

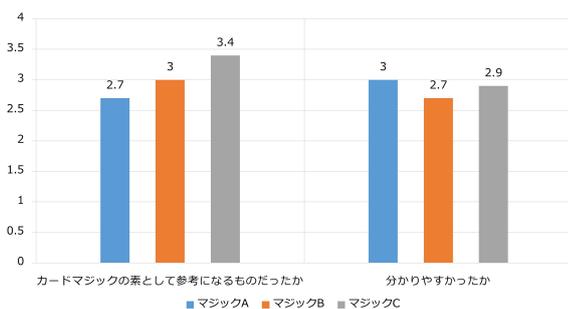


図 8 生成結果に対するアンケート結果

### 6.5 考察

#### 6.5.1 生成結果の評価

生成結果に対する評価としては、どの生成結果も低い評価となった。マジック A のような見せかけのシャッフルを 2 回するとといった無駄な行動が多くマジックを創作する上では邪魔になるという意見があったが、参考になるかという観点では、見たことがないマジックの流れということで

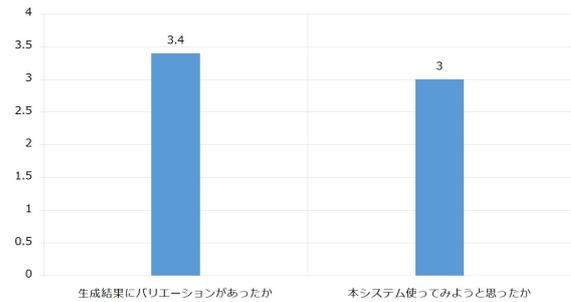


図 9 システムに対するアンケート結果

新規性を感じるという意見も得られた。また、無駄な行動をとることや行動が抽象的なことは身内同士で使うということに関しては問題ないという意見も得られた。分かりやすさの観点では、抽象的すぎるため何のためにこの行動を行うべきなのかが想像しづらいという意見があったが、シンプルで何をすればよいか分かりやすいという意見も得られた。このことから、本システムはイベントなどの多くの観客の前で披露する場合に使用するのは難しいが、身内同士で楽しむ場合には有用であると考えられる。

#### 6.5.2 システムの評価

システムに関する評価としては、平均的な評価となった。バリエーションがあったかという観点では、行動の種類が少ないためもう少し多くの行動があったほうが良いという意見があったが、マジック A とマジック B が似ていたがマジック C は違う行動の流れをとっていて面白いという意見も得られた。本システムを使ってみようかという観点では、自分のイベント用のマジックを考える際には物足りないという意見があったが、マジックのルーティーン創作という点では役立つ可能性があり、精度がより向上すればマジック愛好家にとって永遠に楽しめるシステムになるのではないかという意見も得られた。このことから、本システムは行動の種類を増加や細分化を行うことで生成の幅を増やすことなどの改善をすることができたならば、マジックファンにとって有用なシステムとなると考えられる。

### 7. 展望

本システムでは生成の精度を向上させるためにマジック中の行動の簡略化を行い、観客と演者との会話を行動として含めなかった。そのため、簡略化により具体的な行動を想像しにくくなることや、同じ行動が連続して出現する頻度の増加、バリエーションの不足感を感じさせてしまった。さらに、マジックを演じる上で観客と演者との会話はミスディレクションを起こす際にとっても重要な行動の一つであるが、本研究では扱わなかったためマジックとしての物足りなさを感じさせてしまった。訓練データをさらに追加することで各行動や会話の出現頻度を増加させ、簡略化せずに学習を行えることで生成の幅と具体的な行動の提示ができるようにしていきたい。

また、本システムでは生成を行う際に指定した条件を含む生成結果や、安定して矛盾のない生成結果を出力することができない。そのため、自分好みのものをユーザが生成することや、手直しせずに生成結果でマジックを新たに考えることが難しい。生成を行う際に制約を設けることで、指定した条件通りの生成結果の出力や、矛盾のない生成結果をユーザに提供できるようにしていきたい、

## 参考文献

- [1] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio: Generative Adversarial Nets, Advances in Neural Information Processing Systems 27(2014)
- [2] セオマジック  
〈<https://www.seomagic-jp.com/>〉
- [3] Reginald Scot: The Discoverie of Witchcraft, (1584)
- [4] 日本コミュニケーション協会  
〈<https://www.heromagic.com/>〉
- [5] 高木重朗: カードマジック事典 新装版, 東京堂出版 (2018)
- [6] Samuel R. Erdnase: Expert at the Card Table, (1902)
- [7] Dining At The Magic Castle | The Academy of Magical Arts  
〈<http://www.magiccastle.com/>〉
- [8] Fédération Internationale des Sociétés Magiques: FISM  
〈<https://fism.org/>〉
- [9] 世界初オンラインマジックモール「WithMAGIC」  
〈<https://withmagic.com/>〉
- [10] daimagic  
〈<https://www.youtube.com/c/daimagic>〉
- [11] ジョマジ! TV  
〈<https://www.youtube.com/c/joumagic>〉
- [12] 坂本真樹: AI 仮面, 電気通信大学 (2016)
- [13] 牧野貴斗, 久野文菜, 谷口航平, 濱川礼: 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, 研究報告ゲーム情報学 (GI)Vol.2020-GI-43, No.22, pp.1-8(2020)
- [14] Masahiro Kazama, 他: A neural network system for transformation of regional cuisine style, Computers and Society; Computation and Language(2018)
- [15] Howard Williams, Peter W. McOwan: The magic words: Using computers to uncover mental associations for use in magic trick design, PLoS ONE 12(8)(2017)