

TCGにおけるリアルタイム自動実況システムの開発

Development of a real-time automatic commentary system for TCG

(trading card games)

福島颯太¹ 宮本友樹² 片上大輔¹

Sota Fukushima¹, Tomoki Miyamoto², and Daisuke Katagami³

¹ 東京工芸大学工学部

¹ Faculty of Engineering, Tokyo Polytechnic University

² 電気通信大学大学院情報理工学研究科

² Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

Abstract: Real-time automatic commentary system for Pokémon card games has been developed, which grasps the game status and provides subtitles and voice commentary in real-time to help beginners understand the rules. The system uses YOLOv8 for card detection and VGG16 for card classification, and provides real-time game status, subtitles, and audio commentary. Pre- and post-tests and a questionnaire survey were conducted to verify the effectiveness of the system. The results showed that the system significantly improved scores in understanding the rules, and statistical significance was confirmed. Furthermore, the results of the questionnaire revealed that real-time information provided by subtitles and audio commentary facilitated understanding of the game content. The results of this study contribute to improving the game-viewing experience for beginners of the Pokémon Card Game by enabling them to understand the game more easily.

1. はじめに

デジタルエンターテインメントの進化は、様々な領域で革新的な変化をもたらしている。中でも、トレーディングカードゲーム (Trading Card Game, 以下 TCG) は、近年特に注目を集める分野の一つである。一般社団法人日本玩具協会の市場規模調査[1]によれば、2014年から2023年の10年間で、日本国内の TCG 市場は驚異的な成長を遂げ、日本国内のカードゲーム市場規模は約 3.5 倍に拡大し、約 1 兆円の市場を形成するに至った。市場拡大の中心的存在が、ポケモンカードゲーム[2]である。2024年2月の月間売上高データを見ると、他の TCG シリーズ[3]~[11]を圧倒的な差で上回り、ポケモンカードゲームの人気と市場影響力を明確に示している[12]。しかし、急速な市場成長の背景には、単なる人気だけでなく、TCG が持つ本質的な魅力と奥深さが存在する。

Vieira らの研究は、TCG の本質的特性を 3 つの特性から分析している[13]。

(1) 非決定性

ゲームの勝敗に関する結果や進行が完全には予測できない偶発的な要素。

(2) 情報の非対称性

プレイヤー間で共有される情報に意図的な差異が生じる戦略的側面。

(3) 動的戦略の重要性

現在の状況と長期的な目標との間で、絶えず変化する状況下で最適な意思決定を行う必要性。

Vieira らの TCG を分析した 3 つの特性は、熟練したプレイヤーにとっては興味深い挑戦となる一方で、初心者にとっては高い参入障壁となっている。

従来の TCG 支援技術では、モンテカルロ木探索やニューラルネットワークを活用した Santos らの AI アプローチは主にゲームの意思決定を支援する目的で研究されてきた[14]。Santos らの手法は専門的な戦略分析には有効だが、ゲームの本質的な理解や学習の支援には不十分である。特に初心者にとっては、複雑なルールを理解、戦略的思考の習得、膨大な種類のカードとその相互作用の把握が大きな課題となる。例えば、ポケモンカードゲームだけでも、ポケモンカード、エネルギーカー

ド、トレーナーズカードのように多種多様なカード種類が存在し、それぞれが独自の役割と効果を持っている。カードの複雑な相互作用を理解するのは、初心者にとって困難な挑戦となっている。

本研究では、TCG の学習体験をより豊かにし、ゲーム視聴を楽しみながら自然なルール理解を目的として、トレーディングカードゲームを対象としたリアルタイム自動実況システムの開発に取り組む。

2. TCG と研究背景

2. 1 TCG

TCG は、プレイヤーがカードを収集しデッキを構築して対戦するゲームの一種である。TCG は、戦略的思考と運の要素を組み合わせたゲームプレイが特徴であり、プレイヤーはカードの特性や効果を駆使して勝利を目指す。代表的な TCG には、『遊戯王』や『ポケモンカード』があり、世界中で広くプレイされている。本研究では、1章で述べた市場規模と人気度の高さからポケモンカードゲームを取り扱う。

2. 2 ポケモンカードゲーム

ポケモンカードゲームは、1996年に日本で初めて発売された TCG であり、世界中で幅広い人気を集めている。プレイヤーがポケモンカードを使ってデッキを構築し、対戦相手とバトルを行う形式で進行する。以下にポケモンカードゲームの専用用語を説明する。

・用語説明 [15]

ゲーム盤面の専門用語を図 1 (a) (b)内の①～⑥の説明を用いて説明する。①～⑥の説明以下の通りになる。

①山札

事前に用意した 60 枚のカードで構成されたデッキを対戦準備時にウラにして置いたカード束。

②バトル場(バトルポケモン)

ポケモンがワザを使用し、たたかう場所。バトル場にいるポケモンをバトルポケモンと呼ぶ。

③ベンチ(ベンチポケモン)

バトルポケモンと交代するポケモンを置く場所。5匹まで置ける(特殊な場合を除く)。ベンチにいるポケモンをベンチポケモンと呼ぶ。

④サイド



(a) ゲーム盤面例①



(b) ゲーム盤面例②

図 1 ゲーム盤面名称 [15]

対戦準備時に裏向きで 6 枚配置する。相手のポケモンをきぜつさせた時に獲得するカード(特殊な場合を除く)。

⑤手札

対戦準備時に、7 枚デッキからカードを引いたカード束。対戦中は、手札を主に使用する。

⑥トラッシュ

きぜつしたポケモンや、使い終わったカードを置く場所。場所にカードを置く行為をトラッシュと呼ぶ。トラッシュのカードは、かならずオモテを上にして置き、対戦中、両プレイヤーが内容や枚数を確認できる。

ゲームに使用するカードは大きく分けて以下の 3 つの種類に分類される。

(1) ポケモンカード

ポケモンカードは、プレイヤーがバトル場に出して使用する主要なカードであり、他のポケモンを攻撃したり、自身が攻撃を受けたりする役割を持つ。各ポケモンは、固有のワザ(技)や HP (ヒットポイント) を持っており、HP がゼロになると「きぜつ」し、バトル場から退場する。

(2) エネルギーカード

エネルギーカードは、ポケモンがワザを使用する時やにげる(バトル場からベンチに下げる

行為) ために必要なリソースである。エネルギーカードは、バトル場に出ているポケモンに付け使用できる。基本エネルギーと呼ばれるカード以外に特殊エネルギーと呼ばれるカードもある。特殊エネルギーは、エネルギーとしてはたらくだけでなく、特別な効果を持っている。

(3) トレーナーズカード

トレーナーズカードは、さまざまな効果でプレイヤーを支援する。使用方法や効果に応じて以下の4つのカテゴリに分けられる。

①グッズ

自分のターンに何枚でも使用できるトレーナーズカードで、効果を発揮した後はトラッシュされる。

②ポケモンの道具

ポケモンに付けて使う特殊なグッズであり、一度付けると対象のポケモンがきぜつするまで有効である。ただし、通常1匹のポケモンに1枚しか付けられない。

③サポート

1ターンに1枚しか使用できない強力なトレーナーズカード。カードに書かれる効果を使用後、トラッシュされる。

④スタジアム

対戦に影響を与える場の環境を変えるカード。1ターンに1枚しか使用できず、使用後は場に残留するが、他のスタジアムカードが場に出るとトラッシュされる。

・対戦目的

ポケモンを戦わせて対戦相手に勝利するのを目指す。

・勝利条件

ポケモンはHPに等しいダメージを受けると「きぜつ」し、バトル場から退場する。プレイヤーは「きぜつ」させたポケモン1匹につき、特別な場合を除きサイドカードを1枚手札に加える。複数のポケモンが同時に「きぜつ」した場合、きぜつしたポケモンの数に応じてサイドカードを取る。対戦の勝敗は以下の条件のいずれかを満たしたときに決まる。

(1) 条件1

プレイヤーが先に自分のサイドカードを全て(6枚)取った場合。

(2) 条件2

プレイヤーのバトル場にポケモンが1匹もいなくなった場合、ポケモンがいなくなったプレイヤーの敗北となる。

(3) 条件3

山札が尽き、プレイヤーが自分のターン開

始時にカードを引けなくなった場合も敗北となる。

プレイヤーは状況に応じて様々な選択を行う。ただし、エネルギーを付ける・ポケモンでの攻撃は1ターンに1回までという制限がある。制限の中で、いかに効果的に行動を組み立てるかが勝敗を分ける鍵となる。

初心者がルールを理解するためには、各カードの役割と使用タイミングをリアルタイムかつ高精度で直感的に伝える技術が求められる。

2. 3 関連技術

本研究では、ゲームの試合状況をリアルタイムかつ正確に把握するシステムの構築する。具体的には、物体検出にYOLOv8[17]、画像識別にVGG16[18]の転移学習[19]モデル、映像表示にPygame[20]を使用する。

(1) YOLOv8

YOLO (You Only Look Once) シリーズは、2016年にJoseph Redmon氏に提唱された物体検出アルゴリズムであり、物体の検出と識別を同時に行う。2023年1月に公開されたYOLOv8 (You Only Look Once Version 8) は、物体検出に加え、画像分類やセグメンテーションといった幅広い画像解析タスクにも対応する汎用性の高いモデルであり、特にリアルタイム処理が求められる分野において、大きな応用が期待されている。本研究においては、カメラの画角内にカードがあるかを検出するためにYOLOv8を活用する。

(2) アノテーション[21]

アノテーションは、画像内に存在する特定の対象物に対し、対象領域を指定しラベル付けを行う作業である。機械学習モデルが画像内の対象物を正確に検出・識別するには不可欠な前処理である。アノテーションを行い、モデルは位置や範囲を学習し、正確な判別が可能となる。本研究では、YOLOv8のオリジナルモデル作成にアノテーションを使用し、ソフトとしてlabelimg[22]を使用する。

(3) VGG16

Oxford大学のVisual Geometry Group (VGG) に開発された深層学習モデル。モデルは、16の層から成り立っており、3×3の小さなフィルタを使用した畳み込み層が特徴。VGG16は、224×224×3 (RGB) のサイズの画像を入力し、13枚の畳み込み層、3枚の全結合層から構成されるネットワークを経て、最後にソフトマックス関数をかけて答えを導く。VGG16モデルは、シ



図2 ダメージカウンターダイス

ンプルな構造と高い性能で知られ、転移学習にも適している。

(4) 転移学習

転移学習 (Transfer Learning) は、あるタスクで学習された知識やモデルを他の関連するタスクに応用する手法であり、近年の機械学習において重要な役割を果たしている。通常、機械学習モデルは特定のタスクに対して一から訓練する必要があるが、転移学習では、他のタスクで事前に学習されたモデルを再利用し、新しいタスクに対する学習を効率化できる。

転移学習は特に訓練データが十分に存在しない状況や、リソースが限られている場合に有用である。

VGG16 等の大規模データセットの事前学習モデルを利用し、新たなデータセットに適合させるために出力層のみを調整する方法が一般的である。本研究では、カードと図2に示すダメージカウンターダイスの分類を行うモデル作成手段に用いる。

(1) Pygame

本研究では、Pygame を用いて映像表示および字幕の表示を実現する。Pygame ライブラリのリアルタイムなレンダリング機能を活用し、カメラフィールドや物体認識の結果を効率的に可視化するとともに、視聴者に対する説明的な字幕を即時に表示するインターフェースを構築している。構築したインターフェースにより、インタラクティブで情報量の多い表示が可能となる。

2. 4 関連研究

Hu らは、大規模言語モデル (LLM) を用いてテレビゲーム版のポケットモンスターのバトルを行うエージェント「PokeLLMon」を開発する研究を行っている[24]。エージェントは、ゲーム内の複雑な状況を理解し、戦略的な意思決定をリアルタイムで行う。特筆すべきは、PokeLLMon が人間の熟練プレイヤーと同等のパフォーマンスを示

した。彼らの研究では、LLM を用いて以下の三つの重要な機能を実現している。

1. 状況認識

現在のバトル状況を包括的に理解し、ポケモンの能力、フィールド状態、天候効果の複雑な要因を考慮する能力。

2. 戦略立案

過去の対戦経験と現在の状況を組み合わせ、最適な戦略を策定する能力。

3. 行動説明

選択した行動の理由を自然言語で説明する能力。

上記の機能、特に状況認識と説明生成の側面は、本研究のリアルタイム自動実況システムと深い関連性を持つ。Hu らの研究では、エージェントの意思決定プロセスを透明化し、判断根拠を人間にわかりやすい説明を成功している。「説明可能性」の実現は、本研究が目指す初心者向けの実況システムの設計において重要な示唆を与える。特に、複雑なゲーム状況を簡潔かつ分かりやすく説明する方法論は、本研究のシステム設計に活かせる。一方で、両研究には重要な違いが存在する。PokeLLMon はテレビゲーム版のポケットモンスターを対象としており、ゲーム状態をデジタルデータとして直接取得できる。対し、本研究で扱う TCG は物理的なカードを使用するため、画像認識技術を用いてゲーム状態を認識する必要がある。デジタルゲームと物理的なカードの違いは、以下の技術的課題をもたらす。

1. リアルタイムの画像認識

物理的なカードの配置や状態をリアルタイムで正確に認識する必要性。

2. 環境変動への対応

照明条件や視角の変化、物理的な環境要因への対応。

3. 認識エラーの処理

画像認識の誤認識や未認識に対する適切な対処方法の確立。

上記の3つの課題と物理的な TCG では演出面で視覚的に見やすくしているデジタルゲームや得点を決める瞬間という明確な盛り上がりシーンがある大衆的なスポーツと違い試合の重要局面が視覚的に分かりにくい特有の課題がある。

本研究では次節3章で述べる独自の検出・分類モデルを活用したリアルタイム自動実況システムを開発し対応を図る。

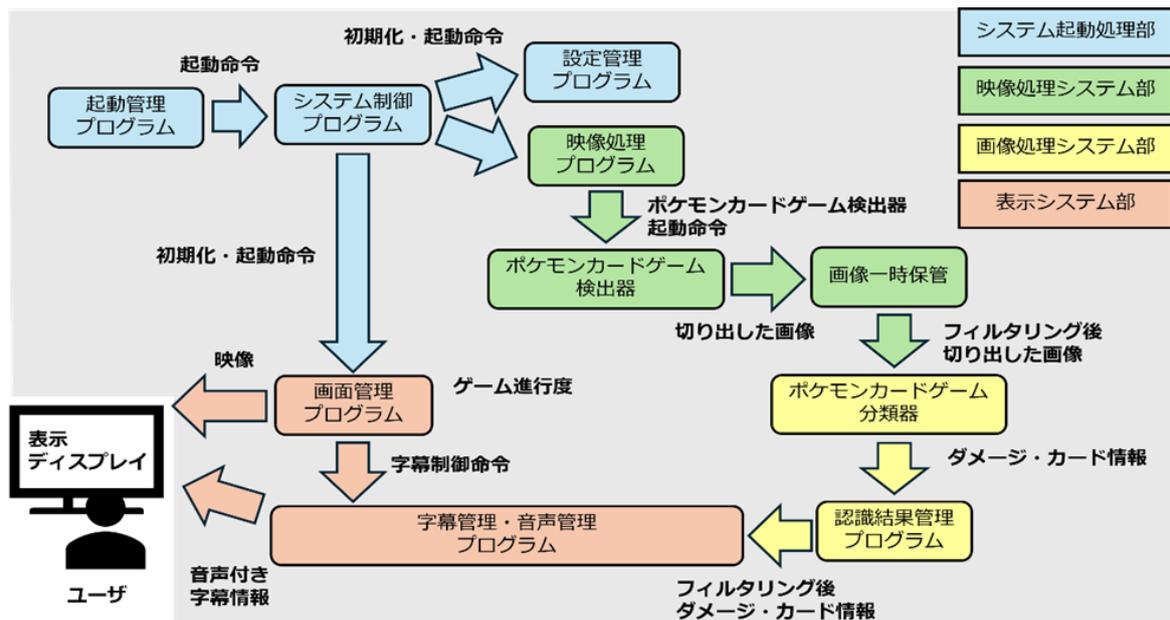


図3 システム概要図

3. TCG リアルタイム自動実況システム

3.1 提案システム

TCG リアルタイム自動実況システム開発においては、前述の課題解決とゲーム状況の把握と同時にルールを学習できる仕組みの導入が求められる。

図3に示すのは、本システムの全体的な処理フローを示したシステム概要図である。リアルタイム自動実況システムは、システム起動処理部、映像処理システム部、カード認識システム部、表示システム部の4つの主要な部門から構成され、それぞれが特定の役割を果たしている。

(1) システム起動処理部 (図3: 青色)

システム全体の起動と初期化を統括する。各種設定やリソースの準備を行い、システムの各コンポーネントが円滑に動作するように制御を行う。システム起動処理部は、システムの安定性や全体のパフォーマンスに大きく寄与する。

(2) 映像処理システム部 (図3: 緑色)

YOLOv8を用いた独自データセットの学習済みモデルであるポケモンカードゲーム検出器を作成し使用する。2台の俯瞰撮影カメラを同時に使用し映像を取り込み、ポケモンカードゲーム検出器を利用しリアルタイムでカード、ダメージカウンターダイスの領域を検出する。一部

のタグは検出されたカード領域を切り出し、後述する画像処理システム部による分類に向けて適切な形式で保存する。さらに、画像の前処理や正規化処理を行い、処理ステージでの認識精度を向上させている。分類に使用しないタグは、後述する表示システムの字幕のトリガーとして使用する。

(3) 画像処理システム部 (図3: 黄色)

VGG16モデルをベースに転移学習させたポケモンカードゲーム分類器を作成し使用する。検出されたカードとダメージカウンターダイスの種類を分類する。分類結果は信頼度を基にフィルタリングされ、誤認識の防止を図っている。また、認識結果は時系列で管理され、重複検出や認識結果の統合を行い、安定した情報提供が可能となる。

(4) 表示システム部 (図3: 赤色)

2台の俯瞰撮影カメラ映像をリアルタイムで表示し、さらにポケモンカードゲーム分類器の結果に基づく字幕情報(図4)をオーバーレイ表示し音声流れる。字幕には、カードの効果やゲームのルールに関する説明が含まれ、観戦者がゲームの進行を容易に理解できるよう工夫されている。システムに使用する発話音声は、「ココナラ」にてプロのナレーターに依頼し作成を行った。具体的には、バトルポケモンの登場時音声、各ワザの実況、10から230までのダメージに対応した音声、ポケモンの名称、ルール説明用の音声の5種類の発話音声を依頼した。Pygameはデフォルトの状態」



(a) プレイヤー1のバトルポケモン
認識時字幕情報例



(b) プレイヤー1のバトルポケモン
認識後登場時字幕情報例

図4 本研究システム動作例

では日本語が文字化けするため日本語フォントを使用し、視覚的にも読みやすい表示を実現している。

システムの最大特徴はマルチスレッド処理による効率的な並行処理によるリアルタイムでの処理能力である。

検出器・分類器のモデルの変更、音声・字幕内容の変更を行い他のタイトルのTCGでも使用が可能である。6章では、システムの印象評価実験を行う。

3. 1. 1 ポケモンカードゲーム検出器

システムの映像処理システム部で使用するポケモンカードゲーム検出器は、図5に示すシステム使用時と同等の画角で撮影された画像を学習データ(train)として1000枚、検証データ(valid)として250枚準備し、5つのタグ分けのルールに準じてアノテーションを行い、モデルの作成を行う。5つのタグ分けは以下の通りである。

(1) Card (図5:黄色)

ベンチポケモン自体の認識と、ベンチポケモンに付随するエネルギーや使用されたトレーナーズカードの認識を行う。

(2) Side (図5:オレンジ)

サイドカードの認識を行う。サイドカードの枚数の減少はゲームの進行度の把握に使用され、

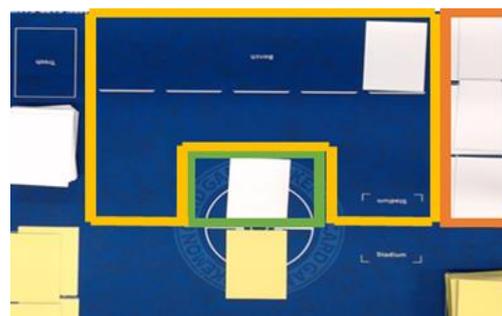


図5 ポケモンカードゲーム検出器の
タグ別認識範囲

検出数が0になった場合には勝利判定に使用される。

(3) Cardback (図5:緑色)

バトル場のカードが裏面であるかの判定に使用され、ベンチやその他の場のカードは認識しない。カードの裏面(Cardback)から表面(Battle)になった時に試合の開始トリガーとして認識する。

(4) Battle (図5:緑色)

バトルポケモンの判定、バトルポケモンにエネルギーやポケモンの道具が付いているかの判定を行う。また、Battleタグの画像フォルダの分類結果からバトル場のポケモンの変更が分かる場合、バトル場に登場したポケモン用の登場音声を流す重要な役割を持つ。

(5) Dice (判定範囲指定なし)

ポケモンがワザを受けた結果載せられるダメージカウンターダイスを切り取り、ダメージカウンターダイスが乗った瞬間を技の使用タイミングとして認識する。

4章で作成したポケモンカードゲーム検出の精度実験を実施する。

3. 1. 2 ポケモンカードゲーム分類器

3.1節で説明した提案システムのカード認識システム部で使用するポケモンカードゲームの分類器を開発するために、VGG16をベースとした転移学習モデルを作成する。使用したデータセットは61の異なるクラスで構成されており、内訳は「ex スタートデッキ 雷・闘」に含まれる38種類のカード[25]と、ダメージカウンターダイスの23面分である。画像データはポケモンカードゲーム検出器を用いて収集し、各クラスにつき500枚の画像を用意。総計で30,500枚の画像をデータセットとして構築し、各クラス学習用データ400枚、検証用データ100枚に分割する。1度目のモデル作成後、モデルの精度評価のF値に注目して学習の重

みを変更し、同じモデルの精度を向上させるファインチューニングを行い繰り返し学習する[26]。データセットの構成と分割により、モデルの学習を効率的に行える。5章では、作成したポケモンカードゲーム分類器の精度実験を行う。

3.2 実況ルール

本システムにおける実況ルールを2つのフェーズに分割して説明する。

(1) 対戦準備フェーズ (システム開始時)

図6は、バトル開始のメインループ処理までの処理フローを示している。システム起動後、5秒間の初期化待機を経て、ゲーム開始のメッセージが表示され、音声再生される。ゲーム開始メッセージの再生中、システムはバックグラウンドでポケモンカードゲーム分類器とポケモンカードゲーム検出器のモデルの読み込みと初期化を実行する。バックグラウンド処理の結果、後続の処理でリアルタイムなカード認識と分類が可能となる。ユーザーに対して視覚的な情報を提供しながらシステムの中核となる機械学習モデルを効率的に準備する重要な役割を果たしている。初期化完了後、システムはSideタグの検出、CardbackからBattleタグへの変更のゲーム開始フラグの認識と順番に処理を実行する。

(2) 対戦中ループ処理

図7はバトル中の処理フローを示している。クールダウン機能を備え、一定時間の待機後に新たな入力を受け付け、同じ処理結果が連続で再生されるのを防止している。カードの種類を階層的に判別する構造を採用している。具体的には、ポケモンカード、サポートカード、トレーナーズカード、ポケモンのどうぐの順で判別を行う。各カードタイプの検出は、前述の対戦準備フェーズと同様に機械学習モデルで実行される。検出されたカードに対する処理は、カードの種類に応じて最適化されている。例えば、ポケモンカードが検出された場合、検出されたポケモンの呼び名が音声と文字で提示され、初回検出時には特別な登場演出が実行される。システムは初回検出時にルール解説を実行する機能を備えている。例えば、トレーナーズカードの初回検出時には、トレーナーズカードのルールとトラッシュに関する説明が提供される。また、ダメージカウンターについても、初回検出時にはワザや勝利条件に関する詳細な説明が行われる。

階層的な判別構造と条件分岐による処理フロー

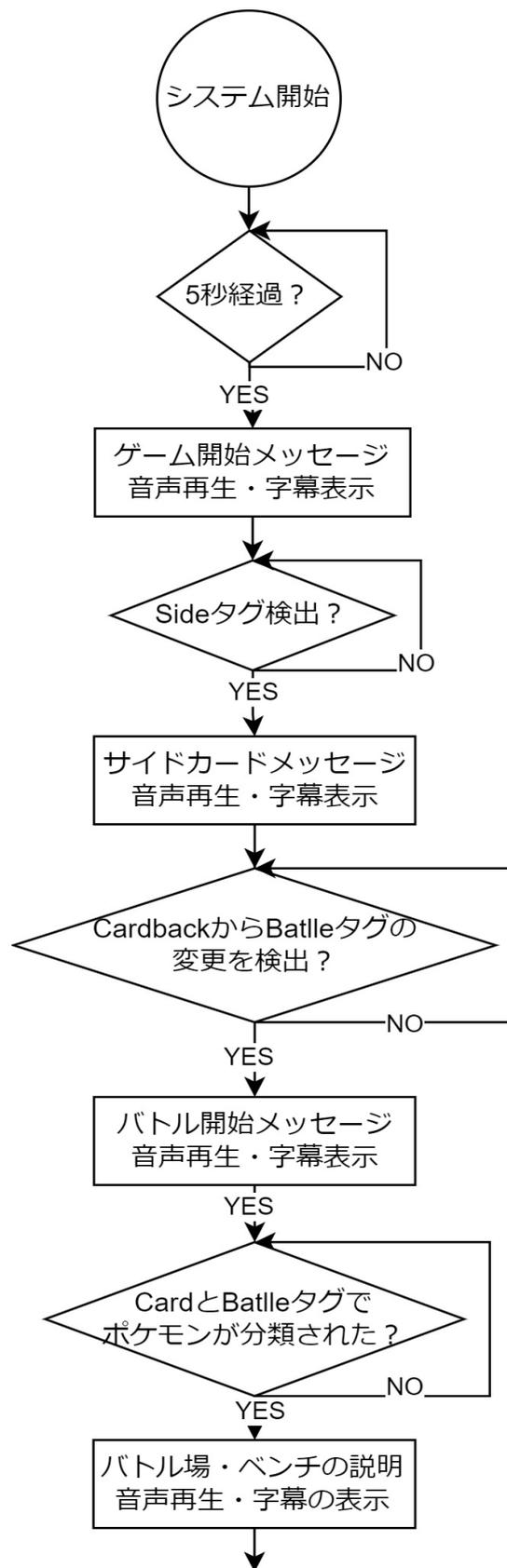


図6 対戦準備フェーズ

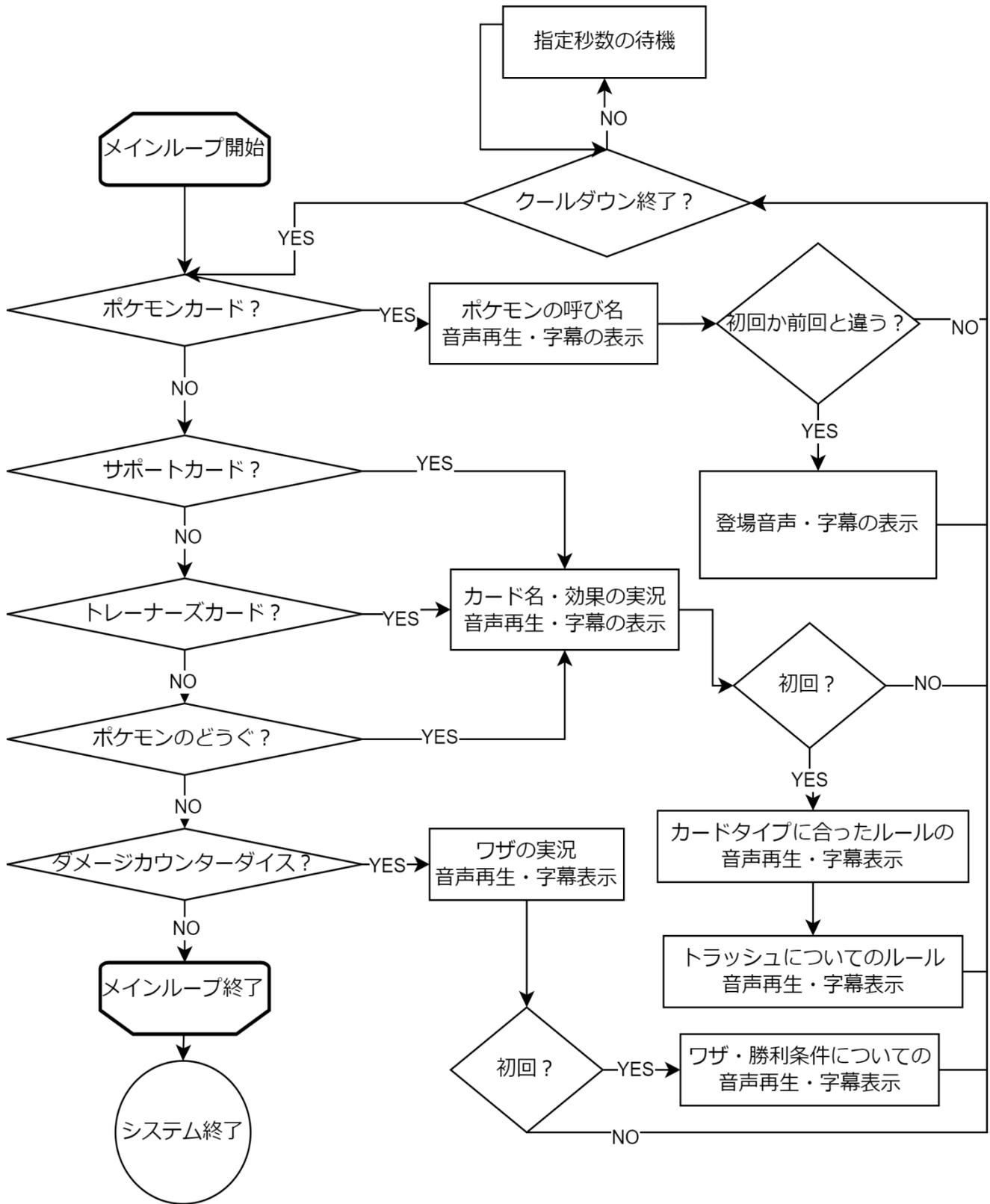


図7 対戦中メインループ処理

により、ユーザーに対して適切なタイミングで必要な情報を提供し、ゲームの学習と進行をス

ムーズにサポートする仕組みを実現している。

4. ポケモンカードゲーム検出器精度

実験

4. 1 実験概要

第3章2節1稿で説明したポケモンカードゲーム検出器の精度の検証する。システムのフィルタリング設定値として使用している精度80%以上のモデル評価に達成することを目標とする。

4. 2 実験設定

・データ収集方法

ポケモンカードゲーム検出器を利用したシステムで2試合分の画像を10秒毎に撮影し、撮影した検出結果付き画像の中からランダムに100枚の画像を抽出する。

・検証方法

前述「データ収集方法」で抽出を行った画像が正しく検出されている・検出されていないを目視により確認し二値分類を行う。その後、混同行列としてTP (True Positive), FN (False Negative), FP (False Positive), TN (True Negative) に分類する。以下①から④で説明する。

①TP: カードが本当にあり、モデルもカードがあると検出した場合の数。

②FN: カードが本当にはあるが、モデルはカードがないと検出した場合の数。

③FP: カードが本当にはないが、モデルはカードがあると検出した場合の数

④TN: カードが本当になく、モデルもカードがないと検出した場合の数

・注意点

カードが一枚だけある画像で、モデルが一枚のカードに対して2回検出した場合、以下のように評価する。

TP: 1 かつ FP: 1 (重複検出分)

TP と TN は正しく検出できており、FP と FN は誤った検出をしている結果である。

二値分類の結果を基に正解率、適合率、再現率、F 値を求める。計算式を式 (1) ~ (4) に示す。

$$\text{正解率} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}} \quad \dots (1)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad \dots (2)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad \dots (3)$$

$$\text{F 値} = 2 \times \frac{\text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad \dots (4)$$

表 1 認識結果

タグ名	TP (真陽性)	FP (偽陽性)	FN (偽陰性)	TN (真陰性)
card	278	3	16	0
side	655	78	6	0
cardback	9	0	0	0
dice	63	0	0	0
合計	1176	86	24	0

表 2 混同行列

	Positive (本当は負)	Negative (本当は正)
Positive (予想が正)	TP : 1176	FP : 86
Negative (予想は負)	FN : 24	TN : 0

表 3 ポケモンカードゲーム検出器全タグの評価値内訳

タグ名	正解率	適合率	再現率	F 値
card	0.94	0.99	0.95	0.97
side	0.89	0.89	0.99	0.94
card back	1.00	1.00	1.00	1.00
battle	0.96	0.97	0.99	0.98
dice	1.00	1.00	1.00	1.00

表 4 ポケモンカードゲーム検出器全タグ評価値平均

正解率 (Accuracy)	0.91
適合率 (Precision)	0.93
再現率 (Recall)	0.98
F 値 (F-measure)	0.96

4. 3 実験結果

認識結果を表1, 混同行列を表2に示す。

物体検出の結果, TP が 1176 枚, FP が 86 枚, FN が 24 枚, TN が 0 枚となった。次に, 表1・表2をもとに, ポケモンカードゲーム検出器のタグ別の正解率, 適合率, 再現率, F 値を計算した詳細結果を表3に示す。計算後の全タグの評価値平均値(表4)は, 正解率 0.91, 適合率 0.93, 再現率 0.98, F 値 0.96 となった。

4. 4 考察

システム全体として高水準の性能を有した。データ分析の結果、Carback タグの検出は、ゲームの試合開始のトリガーとして使用される性質上、検出条件に限られるが高い精度を示した。同様に、Dice タグについても、フィールド全体で最大6個のカードに各1つしか配置されず、検出数は限定的で少数であったが、誤検知は確認されなかった。一方、Side タグについては課題が認められた。精度実験では信頼度によるフィルタリング設定を適用しておらず、カードの重なりによる信頼度が低い重複検知の発生が示されている。試合中 Side タグに該当するカードを動かす機会は特定条件であり少ない。動かす機会が少ない結果、認識結果の変化が試合中起こりにくいため、分析に使用したデータに同じ重なりによる重複検知が発生している認識結果のサンプルが多い結果となった。重複検知の発生による誤検知率の向上に対して、実際のシステム運用時に信頼度による適切な制御を実装し、誤検知率の低減が可能である。

5. ポケモンカードゲーム分類器の精度実験

5. 1 実験概要

3. 2. 2 節で説明したポケモンカードゲーム検出器も4章のポケモンカードゲーム検出器と同様の精度実験を行う。ポケモンカードゲーム分類器もシステムのフィルタリング設定値として使用している精度 80%以上のモデル評価に達成することを目標とする。

5. 2 実験設定

・データ収集方法

精度実験後の評価済ポケモンカードゲーム検出器を使用し、画像をバウンティボックスの枠内の拡大画像 (224×224) として保存する。各クラス 100 枚ずつ拡大画像を用意する。

・検証方法

ポケモンカードゲーム分類器を使用するプログラムに前述「データ収集方法」の画像を入力し、分類を行う。同プログラム内で精度評価を計算する。

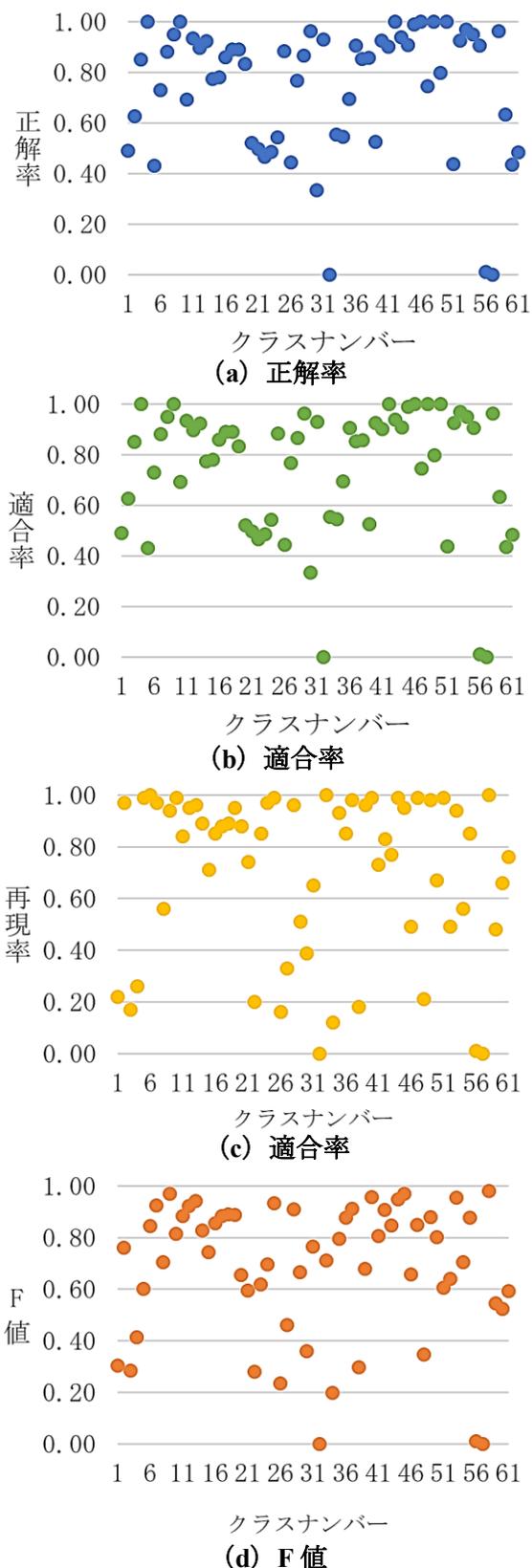


図 8 ポケモンカードゲーム分類器計算後の各評価値の散布図

表 5 全クラスの評価値平均

正解率 (Accuracy)	0.74
適合率 (Precision)	0.74
再現率 (Recall)	0.70
F 値 (F-measure)	0.68

ポケモンカードゲーム検出器と同様の計算方法を用いるが、混同行列が異なるため、以下に説明を示す。

- ①TP: 正しくクラスに分類されたサンプルの数.
- ②FN: 本当には対象のクラスではないが、対象のクラスと分類された場合の数.
- ③FP: 本当に対象のクラスであるが、対象のクラスではないと分類した場合の数.
- ④TN: 正しく他のクラスと分類されたサンプルの数

5. 3 実験結果

61 クラスの計算後の評価値の散布図を図 8 (a) ~ (d) に示す. モデル全体の全クラスの評価値平均値 (表 5) は, 正解率 0.74, 適合率 0.74, 再現率 0.70, F 値 0.68 となった.

5. 4 考察

分類器の評価においては, 特に F1 スコアを重点的に分析する. F1 スコアは適合率 (Precision) と再現率 (Recall) の調和平均であり, 分類モデルの総合的な性能を評価する上で重要な指標である. 全クラスの平均評価値から, 本システムのモデルとして一定の実用性を示唆している. F1 スコアの高さは適合率と再現率がともにバランスよく高い状態を示しており, 誤検知 (偽陽性) と見逃し (偽陰性) の両方が少ない状態を意味する. 実際の運用においては信頼性の高い検出が可能となる. しかし, 誤検知に起因する字幕や音声イベント処理の誤動作リスクを考慮すると, F1 スコアの更なる向上が必要である. 各クラスの詳細な分析データは, 環境変動の影響を受けやすいクラスにおいて著しく低いスコアを示している. 具体的には, 照明条件による白飛びの影響が顕著な画像において, 人間による目視分類でさえ困難を伴うケースの該当が確認された. 環境変動の影響課題に対して, 特に問題が生じやすいクラスについて, 環境変動への適応力を高めるための新たなアプローチを検討し, 再現率の向上を目指す必要がある. また, 精度と再現率のバランスを最適化が, システム全体の信頼性向上につながるであろう.

6. TCGにおけるリアルタイム自動実況システムの印象評価実験

6. 1 実験概要

システムに使用するポケモンカードゲーム検出器と分類器が適しているかの実験を行ってきた. 次に, システム全体の評価を行う実験を実施する. 本実験では, リアルタイム自動実況システムを使用した試合動画を視聴し, ルール理解と観戦体験に対する影響の調査を目的としている. 実験条件は, 18 歳以上で直近 10 年間ポケモンカードゲーム (デジタルゲーム版ポケモンカードゲームを除く) を遊んだ経験がない人とする. なお, 本実験は東京工芸大学研究論理委員会の承認 (承認番号: 2024-15) を経て行った.

6. 2 実験設定

実験手順を以下に示す.

- (1) 事前アンケートの回答
- (2) 事前テスト (A or B)
- (3) システムを通した試合動画の視聴
- (4) 事後テスト (A or B)
- (5) 事後アンケート回答

事前・事後テストは, 第 3 章第 2 節の提案システムの適用範囲に限り, 各 10 問うち記述式一問の A と B の二つのテストを作成した. 自作テストのカウンターバランスを考慮し, A と B の二つのテストを相互に入れ替え, 実験参加者を A のテストを動画視聴前に受ける群と視聴後に受ける群の 2 群に分け各群 50 名ずつクラウドワークスで募集を行った.

6. 3 実験結果

事前アンケートの結果から, 実験参加者の基本属性として, 性別は男性 70%, 女性 30%で, 年代は 30 代と 40 代で全体の 73%を占めていた. TCG に対する認知度については, 49%が「聞いたことはある」, 43%が「知っている」と回答し, ほとんどの参加者が TCG の存在自体は認識していた. 一方で, TCG の観戦経験については 78%が「ない」と回答し, 多くの参加者が TCG の対戦を見た経験がない結果が分かった. TCG へのプレイ意向に関しては, 54%が「思わない」, 38%が「思う」と回答し, プレイに消極的な参加者が若干多い結果となった. プレイ意向がない理由としては「ルールが難しそう」「お金がかかりそう」「時間がかかりそ

う」「興味がない」「一緒にプレイする相手がいない」が主に挙げられ、やはりルールの難しさが特に多い理由となった。TCG に対する全般的な印象は、「複雑そう」「面白そう」「お金がかかりそう」の回答が多く見られた。一方で「面白そう」「コミュニケーションツールになりそう」と好印象の回答も若干数見られた。TCG との接触経験は主に「テレビや動画での視聴」「友人・知人のプレイ見学」だった。ポケットモンスターについては、大多数の参加者が「アニメや映画を見たことがある」「ゲームをプレイしたことがある」と回答し、特にアニメシリーズ、映画、ゲームシリーズの認知度が高いことが示された。ポケモンカードゲームに関しては、「名前を聞いたことがある」「カードを見たことがある」といった基本的な認知は比較的高く、ポケモンカードゲームの内容に関わるカードの種類（エネルギーカード、トレーナーカード、ポケモンカード）の名称についても中程度の認知度があった。認知経路としては、TCG の認知経路と同じくテレビ CM、店頭での接触、友人・知人からの情報が主要な結果として挙げられた。ポケモンカードゲームに対する印象としては、「難しそう」「子供向けだと思う」「お金がかかりそう」といった回答が目立ち、TCG に対する印象と結果と特に差は見られなかった。

テストスコアの分析では、A のテストを動画視聴前に受ける群と視聴後に受ける群の 2 群に分けた各群 50 名ずつの事前テスト、事後テストのスコアを合計した計 100 名の数値を使用した。図 9 は、システムを使用した動画の視聴前後のテストスコアの変化を示した箱ひげ図である。事前テストを行った結果を示す青色の箱ひげは平均スコアが 1.73、中央値が 2 であり、スコアの範囲は 0 から 5 であった。一方、事後テストのスコアを示すオレンジ色の箱ひげは平均スコアが 6.26、中央値が 6 であり、スコアの範囲は 2 から 9 に広がっている。事前テストの分散は、6.76 と大きく、スコアに大きなばらつきが見られた。一方、事後テストの分散は 2.98 と小さくなり、スコアのばらつきが減少した。事前テストのスコアと事後テストのスコアを対応のある t 検定を実施した有意差が認められた ($t(99)=-16.74, p<0.01$)。また、t 値 (-16.74) が非常に大きな負の値になり、事後テストのスコアが事前テストよりも明らかに高くなった。ピアソンの相関係数も 0.27 であり、事前テストと事後テストのスコアに中程度の相関が認められた (表 6)。

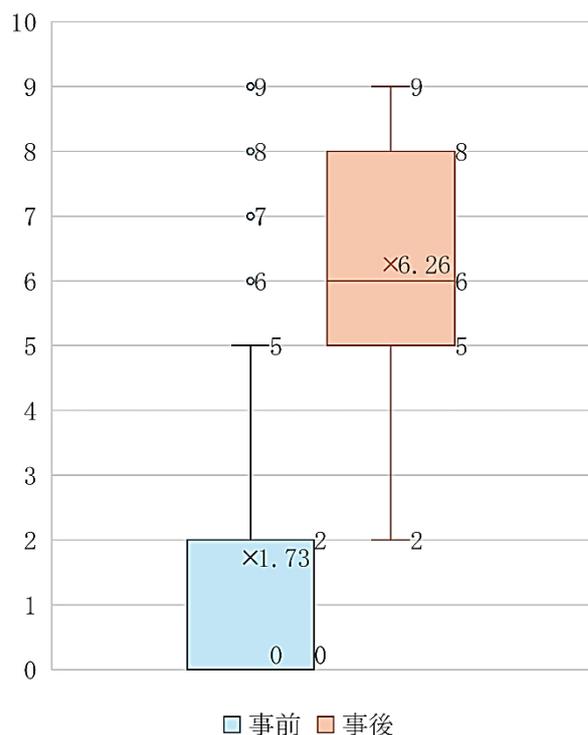


図 9 事前・事後テストスコア分布図

表 6 事前・事後テストスコアで対応のある t 検定結果

検定統計量	値
ピアソン相関	0.269912273
t	-16.7407054
P(T<=t)片側	6.21206E-31
t 境界値 片側	1.660391156

システムの評価に関する事後アンケートでは、参加者に「全くそう思わない」から「非常にそう思う」までの 5 段階で評価を行ってもらった。アンケートの回答を分析する上でそれぞれの選択肢の結果を 1 (全くそう思わない) から 5 (非常にそう思う) の数値に変換し、集計を行い、以下の 4 つの観点の結果が得られた。

(1) システム音声評価 (図 10)

- ・音声の自然さについて最も高い評価を獲得
- ・音声の聞き取りやすさが続いて高評価。
- ・音声のトーンの適切さも同様に高い評価。
- ・音声の速さと声の大きさについては、他の要素と比較して評価が低く、改善の余地を示す結果。

(2) 字幕システム (図 11)

- ・実況のタイミングが最も高い評価を得る。

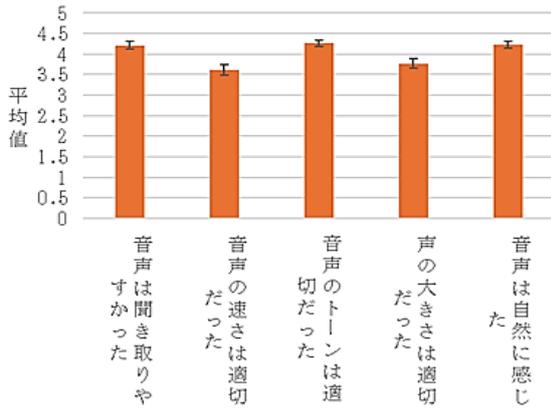


図 10 システムの音声評価

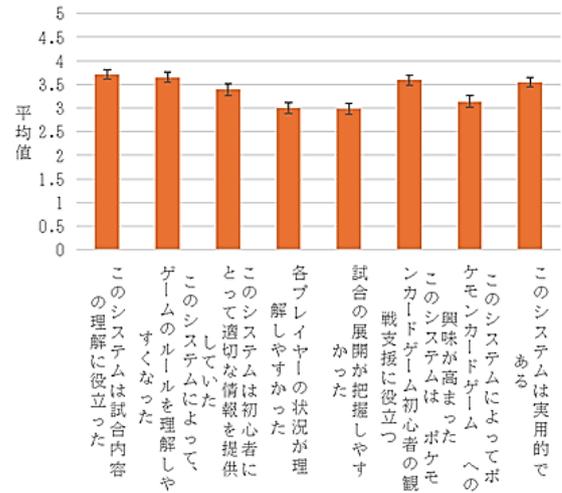


図 14 システム総合評価

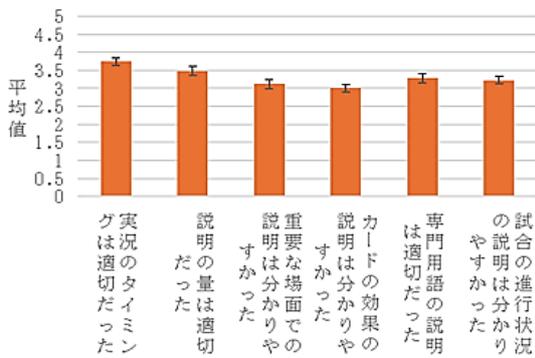


図 11 システムの字幕評価

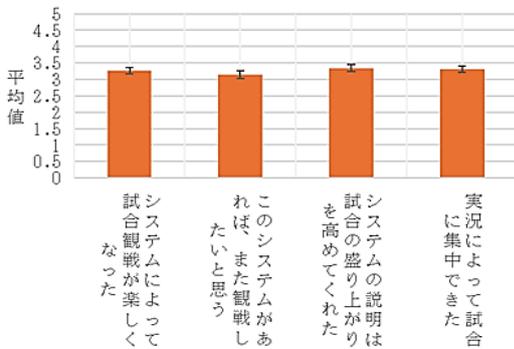


図 12 システムを通じた観戦体験評価

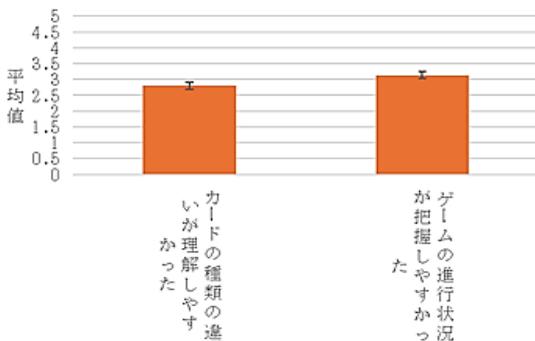


図 13 システムの観戦体験への影響評価
・専門用語の説明が次点で評価。

- ・説明量の適切さについても一定の評価。
- ・カードの効果の説明や重要場面の説明については、相対的に低い。

(3) 評価観戦体験への影響 (図 12, 13)

- ・試合への集中度と試合の盛り上がりへの寄与が中程度の評価。
- ・システムによる観戦の楽しさと再観戦意向も同程度。
- ・カードの種類理解と進行状況の把握については改善の必要性を示す結果。

(4) 総合評価(図 14)

- ・ゲームのルール理解のしやすさが最も高評価。
- ・試合内容の理解への貢献も高い評価。
- ・システムの実用性とポケモンカードゲームへの興味喚起も比較的良好。
- ・プレイヤーの状況理解と試合展開の把握については改善の余地を示す結果となった。

5. 4 考察

実験結果から、本システムの効果と課題について、以下の6つの観点から考察を行う。

(1) 学習効果について

事前テスト (平均 1.73) から事後テスト (平均 6.26 点) へのスコアが有意な向上を示し、t 検定結果においても有意差が認められ、本システムが初心者の理解促進に効果的である結果を得られた。特に、試合内容の理解とゲームのルール理解への高い貢献度は、システムの基本的な教育目標が達成されている。しかし、プレイヤーの状況理解や試合展開の把握が相対的に低

い評価であり、ゲームの動的な要素（例：ゲームの進行状況）の説明方法について改善の余地がある。

(2) システムのインターフェース設計

音声面での高評価（自然さ、聞き取りやすさ、トーン）は、基本的なインターフェース設計の適切性を示している。一方で、音声の速さと大きさ（68%）の評価が相対的に低い結果となった。本研究のシステムの印象評価実験はクラウドソーシングを利用した動画視聴実験であり、動画の編集や構成の問題の影響を受けている可能性も考えられるが音声の速さと大きさの要素の調整機能の実装を検討する必要がある。また、実況のタイミングと説明量のバランスは概ね良好だが、さらなる最適化の余地がある。

(3) 情報提供の質と量

カードの効果説明や専門用語の説明の評価が低い結果は、初心者向けの情報提供方法に課題を示している。

特に以下の点について改善が必要になる。

- ・専門用語の言い換えや補足説明の充実。
- ・カード効果の段階的な説明方法の確立。
- ・重要場面での説明の優先順位付け。

(4) 観戦体験の質

観戦の楽しさ、再観戦意向、試合の盛り上がりがいずれも50%を下回っている結果は、システムが教育的効果を重視するあまり、観戦画面に効果音声や音響効果を追加しておらずエンターテインメント性が不足している可能性を示唆している。改善のために試合の盛り上がりに合わせて実況トーンの変化、重要場面でのエフェクトや演出の追加、観戦者の興味を維持する工夫の実装が検討できる。

(5) 長期的な効果と実用性

システムの実用性とポケモンカードゲームへの興味喚起は比較的高い評価を得ているが、ポケモンカードゲームの魅力伝達はやや低い結果となっている。システムが実用的なツールとして認識されている一方でゲームの本質的な魅力を十分に伝えきれていない結果を示唆している。前述「(2) システムのインターフェース設計」で指摘した通り動画の構成として実際の試合のテンポ感ではなく、要点をピックアップした動画構成の影響も考えられる。また、システムの印象評価実験では、システムを通じた観戦動画を1回視聴した時点の評価に限れている。2回目、3回目の評価が行われていない課題が残る。

(6) 改善点

上記5つの考察を踏まえ、以下の改善点が提

案できる。

A) インタラクティブ性の向上

- ・観戦者が必要に応じて追加説明を要求できる機能
- ・説明の詳細度を調整できるカスタマイズ機能

B) 情報提供の最適化

- ・重要度に応じた説明の階層化
- ・視覚的補助情報の強化
- ・専門用語のリアルタイム用語集の実装

C) エンターテインメント性の強化

- ・試合の展開に応じた演出の追加
- ・観戦者の興味を引く要素の実装
- ・解説の娯楽性向上

改善を実施し、教育効果とエンターテインメント性のバランスが取れ、さらに効果的なシステムへの発展の可能である。

実験の事後アンケートに設けた自由記述における良かった点と改善点の意見の特徴を、テキストデータを分析する統計的手法や自然言語処理技術を統合したソフトウェアである KHCoder [27] を用いての共起ネットワーク図として可視化した（図 15, 16）。共起ネットワーク図の分析の結果からも、考察を裏付ける興味深い知見が得られた。

「説明」「理解」「ゲーム」を中心とした強い結びつきは、システムの教育的側面が効果的に機能していた結果を示唆している。特に「解説」「初心者」「分かる」の密接な関連性は、学習者の理解度に配慮した説明方法の有効性を裏付けている。特に「解説」「初心者」「分かる」の密接な関連性は、学習者の理解度に配慮した説明方法の有効性を裏付けている。一方で、「時間」「遅い」「停止」の単語群の共起関係は、進行速度に関する課題を明確に示している。前述のインターフェース設計における音声の速さや説明量の課題とも整合する。また、「音声」「声」のクラスター形成は、音声ガイダンスが学習支援において重要な役割を果たしていた結果を示すとともに、「映像」「見る」との結びつきは、マルチメディアを活用した説明方法の有効性を裏付けている。さらに、「初心者」と「基本」の結びつきは、基礎的な説明の充実を求める学習者のニーズを反映しており、前述の情報提供の質と量に関する課題とも一致する。分析結果は、本システムの改善方針、特にインタラクティブ性の向上と情報提供の最適化の必要性を支持する結果であった。

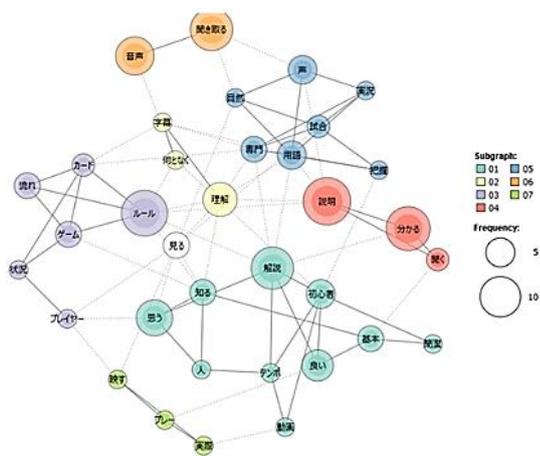


図 15 良かった点

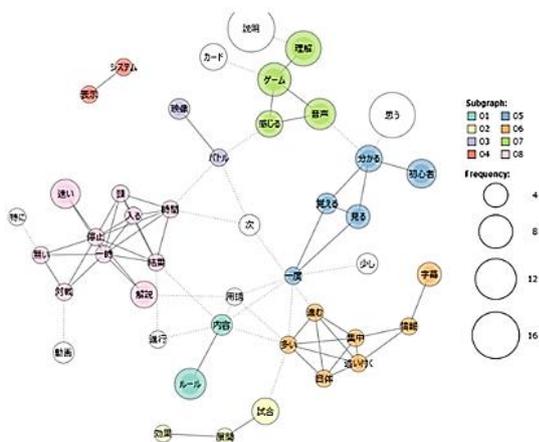


図 16 改善点

7. 考察

本研究では、ポケモンカードゲームを対象としたリアルタイム自動実況システムを開発し、有効性を評価した。本システムは、TCG 観戦におけるルール理解の難しさを克服するため、画像認識技術と AI を活用し、試合状況をリアルタイムで把握して解説を提供する。以下に、本研究を通じて得られた知見と課題を整理する。

1. 研究の意義

TCG 観戦が初心者にとって困難である理由の一つとして、カード効果や試合展開を視覚的に直感するのが難しい点が挙げられる。本研究で開発したシステムは、YOLOv8 および VGG16 を用いた画像認識技術を活用し、試合中のカードや状況をリアルタイムで識別し、TCG の観戦負担に対する課題を解決する新たなアプローチを提供した。さらに、字幕と音声による解説は、

試合の理解を促進し、初心者でも楽しめる観戦体験の提供を目的としている。事前・事後テストでのスコアの有意な向上は、システムのルール理解支援効果を明確に示しており、TCG の学習コストを低減する可能性を示唆している。

2. 提案システムの有効性

実験結果では、事前・事後テストのスコアが統計的に有意な向上を示し、提案システムが観戦者のルール理解を効果的に支援する学習ツールとしての機能が確認された。特に、字幕と音声解説がリアルタイムで提供され、試合中の状況が視覚的および聴覚的に分かりやすく提示され、初心者がルールを効率的に学べる結果が明らかとなった。

初心者がルールを効率的に学べる結果は、システムが観戦者の学習効果を高める重要な要因となっている。

3. 技術的成果と課題

提案システムでは、YOLOv8 と VGG16 を統合し、試合中に使用されるカードやダメージカウンターダイスをリアルタイムで高精度に識別に成功した。また、Pygame を用いた映像、字幕、音声の統合表示は、視覚的および聴覚的に分かりやすいインターフェースを実現し、技術的な完成度を高めた。しかし、いくつかの課題も明らかになった。

・字幕の課題

カード効果の説明が冗長であり、初心者が情報を理解する際の負担となっている。さらに、試合進行状況の把握が難しいと指摘もあり、視覚的に要点を強調する工夫が必要である。

・エンターテインメント性の不足

観戦体験の評価では、試合の盛り上がりを伝える演出が十分でない結果が示された。試合の重要な局面を強調する視覚エフェクトや、ドラマチックな音声演出が求められる。

4. 観戦体験の評価

観戦の楽しさや再観戦意向が肯定的評価に達しなかった背景として、試合状況の可視化不足や、観戦者の興味を引きつける演出の欠如が挙げられる。また、試合中の重要な局面やカードの効果が視覚的に強調されていない点も、没入感を損なう要因となった。

5. 研究の意義と限界

本研究は、初心者向けに特化した TCG 観戦支援システムを開発し、有効性を実証する点で意義深い。一方で、30～40 代に偏った参加者層や短期間での評価に限定された点は、本研究の限

界であるといえる。また、観戦意欲や学習成果における長期的な影響については評価が行われていない。

8. おわりに

本研究では、ポケモンカードゲームを対象としたリアルタイム自動実況システムを開発し、初心者が試合を視聴しながらルールを学べる環境の提供を目指した。本システムは、YOLOv8を用いたカード検出と VGG16 を活用したカード分類を基盤とし、試合状況をリアルタイムで正確に把握し、字幕と音声による解説を提供する。実験の結果、提案システムはルール理解を効果的に支援する学習支援ツールとしての有効性を実証した。一方で、カード効果説明の簡潔さや試合進行の可視化、エンターテインメント性の向上といった課題も明らかになった。本システムの成果は、TCG 観戦の新たな楽しみ方を提案し、初心者が気軽に観戦を楽しむきっかけを提供した。また、本研究の結果は、TCG の普及や観戦文化の発展にも寄与する結果であり、本研究をもって一助となる効果を期待する。

謝辞

本研究システムのナレーションをココナラにて担当してくださった BOTCHI 様及びクラウドワークスにて実験にご協力いただきました皆さまに深くお礼申し上げます。

参考文献

- [1] 一般社団法人日本玩具協会, 玩具市場規模調査結果データ(2023~2014), https://www.toys.or.jp/toukei_siryou_data.html, (2024-12-05)
- [2] 株式会社ポケモン, “ポケモンカードゲーム”, <https://www.pokemon-card.com/>, (2024-12-05)
- [3] 株式会社バンダイ, “遊☆戯☆王オフィシャルカードゲーム”, <https://www.yugioh-card.com/japan/>, (2024-12-05)
- [4] 株式会社バンダイ, “ONE PIECE カードゲーム”, <https://www.onepiece-cardgame.com/>, (参照 2024-12-05)
- [5] 株式会社タカラトミー, “デュエル・マスターズ”, <https://dm.takaratomy.co.jp/>, (2024-12-05)
- [6] 株式会社ブシロード, “ヴァイスシュヴァルツ (Weiß Schwarz)”, <https://ws-tcg.com/>, (2024-12-05)
- [7] Score Entertainment 社, “DRAGON BALL SUPER C

- ARD GAME”, <https://www.dbs-cardgame.com/fw/jp/>, (2024-12-05)
- [8] ウィザーズ・オブ・ザ・コースト社 (Wizards of the Coast LLC), “マジック:ザ・ギャザリング”, <https://mtg-jp.com/>, (2024-12-05)
- [9] 株式会社ブシロード, “カードファイト!!ヴァンガード (CARDFIGHT!!Vanguard)”, <https://cf-vanguard.com/>, (2024-12-05)
- [10] 株式会社バンダイ, “バトルスピリッツ (Battle Spirits)”, <https://www.battlespirits.com/>, (2024-12-05)
- [11] 株式会社バンダイ, “遊☆戯☆王ラッシュデュエル”, <https://www.konami.com/yugioh/rushduel/>, (2024-12-05)
- [12] Statista GmbH, 日本における主要 TCG シリーズの月間売上高, <https://jp.statista.com/statistics/1411115/japan-monthly-sales-leading-tcg-series>, (2024-12-05)
- [13] R. e Silva Vieira, A. R. Tavares, L. Chaimowicz: "A Taxonomy of Collectible Card Games from a Game-Playing AI Perspective, " Entertainment Computing-ICCEC2024, LNCS, vol.15192, pp.163-177, (2024) .
- [14] A. M. L. Santos: "Monte Carlo Tree Search Experiments in Hearthstone, " Master's Thesis, Instituto Superior Técnico, (2017) .
- [15] 株式会社ポケモン, ポケモンカードゲーム公式サイト, “ポケモンカードゲームのあそびかた”, <https://www.pokemon-card.com/rules/howtoplay/>, (2024-12-05)
- [16] 株式会社ポケモン, ポケモンカードゲーム公式サイト, “場所の名前”, https://www.pokemon-card.com/rules/howtoplay/basic_rules/03.html#anchor-2, (2024-12-05)
- [17] Ultralytics, “YOLOv8: Real-time object detection and image segmentation,” GitHub Repository, 2023. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, (2024-12-05)
- [18] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” in Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR), (2015) .
- [19] S. J. Pan and Q. Yang, “A Survey on Transfer Learning , ” IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, (2010) .
- [20] Pygame Community, “Pygame: Python Game Development Library , ” <https://www.pygame.org/>, (2024-12-05)
- [21] A. Torralba, R. Fergus, and W. T. Freeman, “80 Million Tiny Images: A Large Data Set for Nonparametric Object and Scene Recognition, ” IEEE Transactions on

Pattern Analysis and Machine Intelligence , vol. 30, no. 11, pp. 1958-1970, (2008).

- [2 2] Tzutalin, “LabelImg: A graphical image annotation tool,” GitHub Repository, 2015. [Online]. Available: <https://github.com/tzutalin/labelImg>. (2025-1-12) .
- [2 3] Ultralytics, “YOLOv8 Models Documentation,” <https://docs.ultralytics.com/ja/models/yolov8/>, (2025-1-12)
- [2 4] Sihao Hu, Tiansheng Huang, Ling Liu, "PokeLLMon: A Human-Parity Agent for Pokemon Battles with Large Language Models, " arXiv, vol. 2402.01118, (2024).
- [2 5] 株式会社ポケモン, ポケモンカードゲーム公式サイト, “ex スタートデッキ”, <https://www.pokemon-card.com/ex/svd/index.html/>, (2024-12-05)
- [2 6] Y. Bengio, A. Courville, and P. Vincent, “Representation Learning: A Review and New Perspectives ,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 35, no. 8, pp. 1798-1828, (2013) .
- [2 7] 樋口耕一, Indexpage, KHCoder, <https://khcoder.net/>, (2024-12-29)