

# 胸部取付カメラを用いた 対面型トレーディングカードゲームの自動譜面生成手法

新島 道大<sup>1</sup> 中村 聰史<sup>1</sup>

**概要：**トレーディングカードゲームにおいて、対戦終了後にプレイヤ同士で対戦を振り返る「感想戦」が重要な学習機会として位置づけられている。しかし、プレイヤが対戦中の全ての状況を正確に記憶しておくことが難しく、また互いの手札が見えないため、勝敗を決定づけた場面にのみ議論が集中する傾向がある。本稿では、可能な限り低コストで手札と盤面を含め、実環境で対戦内容を自動的に記録し、感想戦の基盤となる対戦譜面を自動生成するため、プレイヤの胸部に装着したスマートフォンのカメラで対戦映像を取得し、認識する手法を提案した。ここでは物体検出モデルであるYOLOv8を用いてポケモンカードゲームにおける手札のカード、盤面上のカード、ダメージカウンタ、およびコインを自動検出し、その検出結果をもとにカードの出入りや盤面変化を時系列に整理して提示した。また評価実験により、胸部カメラ映像から手札・盤面のカードを高精度に検出でき、自動生成された対戦譜面も対戦の流れを再現できることを確認した。一方、一部の特殊な効果を持つカードについては検出精度に課題が残ることが分かった。

**キーワード：**TCG, 感想戦, ポケモンカードゲーム, スマートフォン

## 1. はじめに

将棋や麻雀、トレーディングカードゲーム（以下TCG）などの対戦ゲームにおいては、対戦終了後にプレイヤ同士が各ターンの判断や意図について意見を交わす「感想戦」を行うことがある。感想戦は、単なるプレイの反省にとどまらず、相手の視点を取り入れながら自己の判断を再構築することで、戦略的思考を深める行動であり、プレイヤの成長に大きく貢献する重要な活動である。特に将棋界では、プロ棋士にとって感想戦は対局そのものと同等に価値のある時間と位置づけられており、学びと自己研鑽のために欠かせないものとされている[1]。

しかし現実の感想戦には、「対戦内容を正確に記憶・再現することが難しい」という認知的な問題がある。また将棋や麻雀などに比べTCGでは、1ターンの中に複数の行動が連続して行われ、どの順序で何を行ったかを後から細かく思い出すことは容易ではないうえ、相手の手札などの非公開情報やコインなどによるランダム要素もあり、さらに対戦後に双方の記憶だけを頼りに再構成しようとすると齟齬が生じやすい。その結果、多くの感想戦では勝敗が決定的に動いた場面や目立ったミスにのみ注目が集まりやすく、そこに至るまでの伏線的な判断や細かなプレイは見過

ごされがちである。そのため、対戦直後にどの場面が本質的に重要であったかを正確に再認識することが難しく、表面的な反省にとどまり、新たな気づきや戦略的改善に結びつかない場合が多い。

このような問題を解決するためには、対戦の内容を自動的に記録し、後から正確に再現できる環境の整備が求められる。しかし、従来の研究は俯瞰撮影カメラを利用するなど、対戦の様子を記録する環境が事前に整っていること前提としてカードなどの要素を自動検出してお[2]、実際の対面対戦環境への持ち込み、利用は十分に検討されていない。

そこで本稿では、感想戦の基盤となる対戦記録を、可能な限り低コストで自動的に記録および再現することを目的としたシステムを実現する。具体的には、プレイヤの胸部に装着した、プレイヤ自身が所有するスマートフォンのカメラによって対戦の様子を手札および場も含めて映像として取得し、物体検出モデルであるYOLOv8[3]を用いて、手札のカード、盤面上のカードを自動的に検出し、対戦譜面を自動生成する。また評価実験では、胸部カメラで撮影した対戦映像に本システムを適用し、カード検出結果と自動生成された対戦譜面を、人手で作成した正解と比較することで有効性を検証する。

<sup>1</sup> 明治大学  
Meiji University

## 2. 関連研究

### 2.1 感想戦の研究

感想戦には、対戦直後という高い内発的動機づけのもとで議論を誘発し、大局観や評価基準を再構築するという学習的価値が、実証的・理論的の両面から示されている。高橋ら [4,5] は、ネットワーク将棋に特化した感想戦支援インターフェースを提案し、議論履歴を構造化する技術的可能性を示唆した。また、大西ら [6] は発話プロトコル分析により、棋力が向上するにつれてネガティブサーチからポジティブサーチへと探索様式が質的に転換し、感想戦がその媒介となることを明らかにした。

感想戦によって、相手との実力差に応じて学び方が変化することが示されている [7]。また、eスポーツの発展により、格闘ゲームにおける感想戦の分析も行われている [8,9]。

しかし、これらの研究の多くは、将棋や格闘ゲームなどを対象としており、対面でのTCGのようなゲームを扱った感想戦研究はほとんど存在しない。TCGでは、カードの種類や効果、戦略の多様性により局面の評価が極めて複雑である。本研究は、感想戦を支えるための基盤技術として、実環境で動作する対戦記録システムの構築を目的としている。

### 2.2 対面ゲームにおける画像認識システムの研究

チェスの視聴支援にYOLOv8とStockfishを組み合わせた研究がある [10]。また、対面のライブポーカーを対象とした研究では、YOLOv8によるカード検出に加えて、画像中の領域を精緻に分類し、プレイヤのアクションを追跡する仕組みを組み合わせて、得られたログをポーカー戦略と連携させる手法が提案されている [11]。

一方、対面型のTCGでは、画像認識と拡張現実でカード情報を可視化し、観戦・学習性を高める研究があるが、リアルタイム性や環境変動への頑健性など運用上の課題が指摘されている [12]。また、ポケモンカードゲームを対象にYOLOv8を用いたカード検出の試みもあり、物理環境ゆえの照明、視角、誤認処理などの技術課題が発見されている [2]。

従来研究が盤面認識や観戦支援を主目的としてきたのに対し、本研究は感想戦を支える対戦譜面の自動生成に着目している。また盤面だけでなく非公開情報である手札を両プレイヤの胸部スマートフォンのカメラで記録・可視化できるため、既存のプレイ環境にそのまま持ち込めるものである。

## 3. ポケモンカードゲーム

本研究では感想戦支援に向けた基盤構築として、TCGのうちポケモンカードゲームを対象とする。ポケモンカ



図 1: 手札と盤面状態の構造

ドゲームを選定した理由は、国内のプレイヤ人口が多いうえ、1ターン中の行動回数が多く、ターン単位の振り返りが学習上重要であり、他のTCGよりカード以外のアイテムの存在により複雑度合いが高いため、一般化可能性が高いと考えたからである。

### 3.1 カードの種類

ポケモンカードゲームにおけるカードには大きく分けて以下の4種類がある。

- ポケモンとエネルギー：手札から盤面へ出して継続的に場に残るカード
- グッズとサポート：手札から使用して効果を処理したあとトラッシュに送られるカード

### 3.2 手札と場の構成

図1に、ポケモンカードゲームにおける対戦構成を示す。

- ①手札：プレイヤが保持している対戦相手に非開示のカードの集合。この中からプレイするカードを選ぶ。
- ②バトル場：攻撃を行うポケモンを置く領域。ここに置かれた1体のポケモンが相手にダメージを与える。相手から受けるダメージは、基本的にはこのバトル場のポケモンに対して与えられる。
- ③ベンチ：待機中のポケモンを置く領域。最大5体までポケモンを並べることができる。バトル場のポケモンがきづつ<sup>1</sup>した場合には、このベンチから新たなポケモンを選んでバトル場に出す。
- ④山札：プレイヤが毎ターンカードを引く元となるカードの束であり、裏向きに置かれる。なお、この山札はプレイヤごとに存在する。
- ⑤サイド：ゲーム開始時に山札の上から6枚を裏向きに置く領域。相手のポケモンをきづつさせるごとに1枚ずつ手札にカードを加えることができる。このサイドから先に6枚カードを手札に加えたら勝利となる。
- ⑥トラッシュ：使用したカードやゲーム中に盤面から離れたカードが置かれる捨て札置き場である。一部の

<sup>1</sup> ポケモンがHPを上回るダメージを受けて盤面からいなくなる、バトルを続行できなくなった状態。



図 2: ダメージカウンタとコインダイス

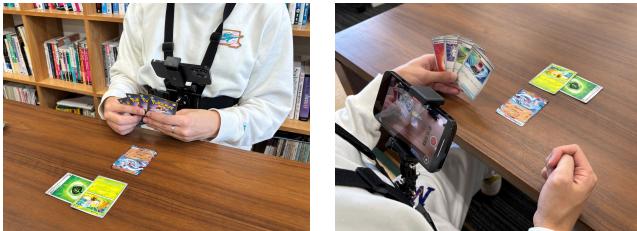


図 3: 胸部カメラの装着例

カード効果によって再利用されることもある。

なお、バトル場、ベンチ、トラッシュは双方のプレイヤから常に観測可能な公開情報である一方、手札はそのプレイヤのみが知り得る情報である。また、山札とサイドはカードの枚数だけが共有され、中身や順序も不明である。

さらに、ポケモンがワザを使用する際には「エネルギーカード」が必要となり、盤面に出ているポケモンに対応するエネルギーを付けることで、使用可能なワザが決定される。図 1 の水色の枠で示すように、エネルギーカードは各ポケモンの右側に横向きで下に重ねて置かれ、その向きと枚数によってエネルギーの付与状態が表現される。

### 3.3 アイテム

図 2 に、ポケモンカードゲームで使用するアイテムである「ダメージカウンタ」と「コインダイス」を示す。

- ダメージカウンタ：ポケモンが受けたダメージ量を表すためのチップ。対戦中は攻撃のたびに、対応する点数のダメージカウンタをポケモンカードの上に乗せていく、そのポケモンの現在の残り HP を把握する。
- コインダイス：カードの効果判定で使用される。通常は平らなコインが用いられるが、胸部カメラ映像では手の動きや傾きの影響で表裏の判別が不安定になりやすいため、厚みのあるコインダイスで代用した。

## 4. カードとアイテムの自動検出

本研究では、手札のカードも含めて対戦の情報を取得するため、プレイヤの胸部に装着したカメラで撮影された実際の対戦映像を用い、物体検出モデル YOLOv8 により手札・盤面のカードやダメージカウンタ等を検出することで、対戦内容の記録を自動化することを目的とする。図 3 に用いる胸部カメラの装着例を示す。スマートフォンの胸固定マウントホルダーを装着し、スマートフォンを横向きでセットして動画を撮影した。なお動画はフル HD、60fps で撮影した。

### 4.1 検出対象

3 章で述べたように、ポケモンカードゲームは、複数の領域とアイテムから構成される。このうち本研究では、感想戦において対戦内容を振り返る際に特に重要であり、かつ胸部カメラ映像から自動的に取得可能な要素に着目し、対戦譜面を生成するうえで次の項目を検出対象とする。

- 手札：各ターンの始めから終わりまで、どのカードを手札として保持していたか、またどのカードがいつ手札に加わり、いつ使用されて場に出たかの情報
- 盤面 (バトル場とベンチ)：どのポケモンがいつバトル場に出ていつバトル場から退場したか、またバトル場とベンチとの間でいつ入れ替わったかの情報
- ダメージカウンタ：ポケモンのターンごとのダメージの増減と、それに伴うきせつ発生のタイミング
- ダイスの状態：ダイスが振られたタイミングと、その表裏の結果

### 4.2 使用カード

本研究では条件をシンプルにするため、ポケモンカードゲームの公式スタートデッキ Generations レシラム ex・モロバレル<sup>\*2</sup>を 2 つ組合せたデッキを使用した。使用カードはポケモン 6 種、グッズ 5 種、サポート 5 種、エネルギー 2 種の計 18 種類で構成されている。

### 4.3 学習データ構築

(1) 手札カード検出モデル、(2) 盤面カード検出モデル、(3) ダメージカウンタ検出モデル、(4) コイン検出モデルの 4 種類を YOLOv8 で独立に学習させた。また、実運用ではカードにスリーブ<sup>\*3</sup>を装着することが一般的であるが、カードとスリーブの境界が別物体として検出され、カードが二重に検出されてしまうことで検出精度が低下することを確認した。そのため、本研究ではスリーブを装着せずに実験を実施した。

学習データのアノテーションには、Python 製のツールである labelImg [13] を使用した。バウンディングボックスは、カードやダメージカウンタを含む対象全体を矩形で囲む形式で統一した。また、手札モデルと盤面モデルについては、カードの位置的特徴を明確に区別するため、手札と盤面の両方が同時に写った画像についても、それぞれの領域を分けてアノテーションを行い、この種の画像を学習データに含めた。

各モデルの学習データ枚数は、手札 1600 枚、盤面 3000 枚、ダメージカウンタ 465 枚、コインダイス 300 枚である。撮影環境は統一せず、照明条件や角度、背景にばらつきのある映像を用いて、実際の対戦環境で生じる多様な状況へ

<sup>\*2</sup> <https://www.pokemon-card.com/card-search/?pg=929>

<sup>\*3</sup> カードを傷や汚れから保護し、シャッフルをしやすくするために用いられる、袋状の保護フィルム。

のモデルの適応性を重視した。また、学習を行う過程で検出が不安定であったクラスや場面については追加データを収集し、再学習を繰り返すことで精度の向上を図った。

## 5. 譜面自動生成システム

### 5.1 生成譜面の概要

本章では、胸部カメラ映像から得られた検出結果を用いて、対戦の進行を「譜面」として記録する方法について述べる。ここでいう譜面とは、対戦中の各イベントに対応して、その時点の手札状態と盤面状態を時系列順に並べたものである。

図4に生成譜面の例を示す。図中のA～Eは時間の進行に沿った状態を表しており、各段では左側に盤面、右側に手札のカードが配置されている。黄色の矢印は状態遷移の方向を示し、赤枠で囲まれたカードがそのときのイベントで新たに行われた行動に対応する部分である。このように、検出結果から各時刻の手札・盤面の状態を復元し、イベントを抽出することで、対戦全体を譜面として表現する。なお譜面を構成するイベントは「手札の登録」「手札の使用」「盤面の更新」「コインダイス」である。

ただし、用いる胸部カメラ映像は、俯瞰カメラのように盤面全体を常時捕捉するものではなく、プレイヤーの胸部から見た限定的な視点に基づく断片的な観測である。このため、一部のカードやダメージカウンタは画面外に出たり手で隠れたりし、撮影範囲の制約や検出誤りもあるため、ゲーム状態を完全に把握することはできない。そのため、本章で述べる譜面生成は、このような不完全かつノイズを含む映像から手札・盤面の変化を推定し、対戦の進行を再構成し生成される。撮影された対戦映像の各フレームに対してYOLOv8が出力する検出ログ(各フレームの時刻と、手札および盤面で検出されたカードやダメージカウンタの位置と種類を記録したもの)を用いて譜面を生成する。

### 5.2 手札の登録

手札登録では、検出ログを用いて、いつ・どのカードが手札に加わったかを判定する。ここでは、カードが一定時間以上連続して観測されたときだけ、手札に存在するものとして扱う。

また、一度手札として登録されたカードは、プレイヤーが扇状に広げるなどしてフレームごとに検出位置が変化しても、同一のカードとみなし、新たな手札登録イベントは追加しない。これにより、カードの位置変化や一時的な消失によって、実際には1枚しか持っていないカードが譜面上で重複して数えられることを防ぐ。さらに、同名カードが複数枚手札に存在する場合には、同じフレーム内で同名カードが  $n$  枚検出され、かつそれぞれが連続して観測されているとき、そのカードが手札に  $n$  枚存在すると判定する。

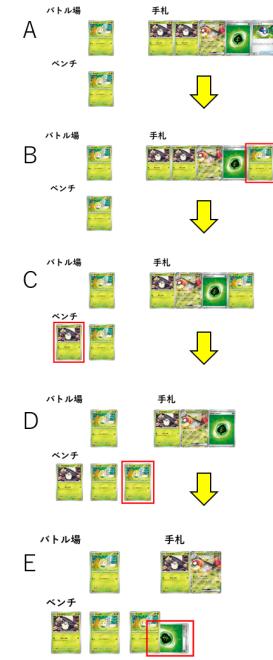


図4: 生成譜面の例

### 5.3 手札の使用

手札の使用は、カードの種別ごとに異なる条件で使用を判定する。以下では、(1) ポケモンとエネルギー、(2) 通常グッズとサポート、(3) 山札閲覧グッズ、(4) 手札入れ替えサポートの4種類に分けて使用検出の方法を述べる。

#### 5.3.1 ポケモンとエネルギー

ポケモンおよびエネルギーは、手札から盤面へ出すことが使用に対応する。あるカードの手札側の枚数が1枚減少し、盤面側で同じカードが1枚増加したとき、この時刻をそのカードを使用した時間として記録し、同時に盤面側では盤面に出されたカードとして反映する。

#### 5.3.2 グッズとサポート

盤面に出されないグッズやサポートについては、時間的な消失パターンにもとづいて使用を判定する。あるカードが手札から一定時間以上連続して観測されなくなった場合に、そのカードが場外で使われたものとみなし、最後に観測された時刻をそのカードが使用された時刻として記録する。ここで以下の2つのカードについては特殊であるため、専用の判定を行った。

- **山札閲覧グッズ**: 山札を一時的に見てその中からカードを選び、手札に加えるタイプのグッズカード。この種のグッズでは、山札を見るため、手札に加えていないカードまで手札として登録されてしまう。そこで、使用が検出された時刻から山札が戻されるまで手札登録の対象外とした。
- **手札入れ替えサポート**: 現在の手札を捨てて新たにカードをドローするタイプのサポートカード。この種のサポートは使用時に持っていた手札をすべて無くす必要があるため、該当カードが手札から見えなくなっ

た時刻を使用タイミングとし、その直前に手札にあつた全カードを手札から削除し、新たに検出されたカード群を引き直し後の手札として登録する。

#### 5.4 盤面の更新

盤面上のどの場にどのポケモンが存在するかは、前節の手札の使用検出とその位置関係で判断する。

バトル場にいるポケモンがベンチのポケモンに入れ変わり、かつバトル場にあったポケモンが一定時間盤面から検出されなかった時、その個体がきぜつにより盤面から退場したものとして扱い、バトル場およびベンチから除外する。

エネルギーカードは検出されたバウンディングボックスの位置を用いて、盤面上のポケモンの中から付与先を推定する。各エネルギーカードについて、その左側に位置し、一定以上重なっているポケモンをそのエネルギーカードの付与先ポケモンとして決定する。

ダメージカウンタは各フレームで、盤面上のポケモンの位置を取得し、その周辺領域に含まれるダメージカウンタの個数を種類ごとに数える。このとき、ポケモンごとに一定距離以内のダメージカウンタのみを対象とし、重なりや位置関係にもとづいて各ポケモンに割り当て、得られた個数にそれぞれの値を掛け合わせて合計することで、各ポケモンのダメージ値を算出する。

#### 5.5 コインダイスの検出

コインダイスの検出では、ロールタイミングの検出と表裏判定を行う必要がある。そこで、コインダイスのフレーム間の位置の変化量からダイスの動きを計算し、この値がしきい値を超えた時刻を「振り始め」、小さい状態が続いた時刻を「停止」と判定し、その区間を1回分のロールとして抽出する。停止後に上面判定用のYOLOv8モデルを適用し、表または裏を判定する。

### 6. 精度評価

精度評価には、筆者が5名の協力者それぞれと3試合ずつ対戦し、合計15試合分の動画を使用した。すべての試合において両プレイヤの胸部にスマートフォンを装着して著者視点と協力者視点の2視点の映像を同時に記録した。この15試合分の映像(30本)を使い、検出モデルの性能と、生成された譜面の双方から本システムの有効性を検証した。なお協力者視点の中で全く手札が映っていないかった2つの映像は除外し、28本分の映像を対象とした。

#### 6.1 カード検出の精度

YOLOv8が胸部カメラ映像の各フレームに現れるカードをどの程度正しく認識できるかを評価した。ここでは対戦動画からランダムにフレームを著者視点と協力者視点それ

表 1: カード検出モデルの精度

対象	適合率	再現率	F 値
手札のカード	0.92	0.91	0.91
盤面のカード	0.79	0.93	0.85

ぞれ250枚づつ計500枚抽出し、その画像を対象として手札と盤面に写っているカードの正解データを作成した。なお、明らかに見切れや遮蔽が大きく、人手でも正確な判定が困難なフレームは評価の対象から除外した。作成した正解データとYOLOv8の検出結果を対応付けて比較し、識別可能な画像に基づいてモデルの検出精度を算出した。なお手札領域と盤面領域を分けて評価し、評価指標には適合率、再現率、F値を用いた。

手札カード検出モデルと盤面カード検出モデルの結果を表1に示す。この結果により、胸部カメラ映像においても手札のカードクラスを高い精度で検出できていることが分かる。一方、盤面のモデルは手札側と比べてF値は低い結果となった。

#### 6.2 譜面の精度

YOLOv8の検出結果を時系列に統合して得られた自動譜面が、人手で作成した正解譜面との程度一致しているかを評価した。胸部カメラ映像は視野の偏りや一時的な遮蔽により検出ログが不完全となるため、本評価は単なる物体検出精度ではなく、そのような不完全観測からシステムがどれだけ正確に対戦イベントを復元できるかを測る指標である。具体的には、自動生成譜面と正解譜面をイベント単位で比較し、手札、盤面、コインダイスという3つの側面について対戦内容の復元精度を評価した。

##### 6.2.1 評価指標

手札に関するイベントは、ターン単位で正解譜面と比較し、次の3種類の指標で評価した。

- (1) 手札に加わるイベントの精度：手札にカードが加わったイベントの適合率、再現率、F値を算出した。
- (2) 手札から使用するイベントの精度：使用イベントをポケモン・エネルギーの使用、通常グッズおよび効果のみサポート、山札閲覧グッズ、手札入れ替えサポートの4区分に分けてそれぞれの値を測定した。
- (3) 手札イベントの順序一致度：正解譜面にも存在し、システムでも同じ内容のイベントとして正しく検出できたものだけを対象とした。これらのイベントを二つずつ取り出し、前後関係が一致している組の割合を順序正答率とする。

盤面に関する出来事は、ポケモンの配置、エネルギー付与、ダメージカウンタ、といった対戦状況の変化を対象として、以下の指標で評価した。

- (1) ポケモンの配置変化の検出精度：バトル場とベンチの入れ替えイベントが正しく検出されているかと、ターン

表 2: 手札登録イベントの検出精度

視点	適合率	再現率	F 値
著者	0.61	0.82	0.70
協力者	0.55	0.42	0.47

ン中にきついたポケモンが正しく検出されているかを対象に指標を算出した。

- (2) エネルギー付与の正しさ: エネルギー使用イベントが、正しいポケモンへ割り当てられているかを判定した。  
(3) ダメージカウンタの一致度: 各ターン終了時におけるポケモンごとのダメージカウンタの個数の正解との誤差を評価した。

コインダイスについては、ロール開始と停止のタイミング、停止後に判定された表裏が実際の出目と一致しているかを算出した。

### 6.2.2 譜面の精度結果

生成された譜面における手札イベントの検出精度を表 2、表 3 に示す。手札登録イベントでは、著者視点は F 値が 0.70 であるのに対し、協力者視点は F 値が 0.47 であり誤検出や見逃しが多く、全体として明確な精度差が確認された。手札使用イベントでも同様に、著者視点の方が全種別で安定しているが、カードの種別によって検出精度が大きく異なっている。

検出された手札イベントの順序一致度の結果を表 4 に示す。順序正答率は著者視点で 0.92、協力者視点で 0.90 となっており、いずれの視点においても手札に加わるイベントと手札から使用するイベントの相対的な時間順序が、対戦の流れを概ね再現できていることが確認された。

自動生成された譜面のうち、ポケモンの配置変化およびダメージカウンタに関する結果を表 5、表 6 に示す。盤面のイベントは、いずれも手札使用イベントが正しく検出されていることを前提として推定されるため、本評価では著者視点の映像のみを対象とした。エネルギー付与の正しさについては正解率 0.76 となり、多くの場面で適切なポケモンへの割り当てができていた。バトル場とベンチの入れ替えおよびきつついイベントの検出精度は F 値 0.61 となった。ダメージカウンタについて平均絶対誤差は 0.67 であり、推定されたダメージカウンタの個数が 0.67 個分ずれていることを表す指標である。また、完全一致率は 0.40 となった。

ダイスイベントの検出結果を表 7 に示す。ロールタイミングの検出正解率は 0.70、表裏判定の一致率は 0.65 となった。

## 7. 考察

### 7.1 カードとアイテムの検出の考察

構築した YOLOv8 によるカード検出モデルについて、手札モデルと盤面モデルの両方で高い精度が得られた。表 1

表 3: 手札使用イベントの検出精度

視点	種別	適合率	再現率	F 値
著者	ポケモンとエネルギー	0.88	0.81	0.85
協力者	ポケモンとエネルギー	0.63	0.32	0.43
著者	通常グッズと通常サポート	0.41	0.52	0.46
協力者	通常グッズと通常サポート	0.27	0.30	0.29
著者	山札閲覧グッズ	0.64	0.62	0.63
協力者	山札閲覧グッズ	0.95	0.20	0.33
著者	手札入れ替えサポート	0.22	0.67	0.31
協力者	手札入れ替えサポート	0.08	0.14	0.10

表 4: 手札イベント順序の一致度

視点	順序正答率
著者	0.92
協力者	0.90

表 5: 配置イベントの検出精度

適合率	再現率	F 値
0.52	0.70	0.61

表 6: ダメージカウンタの検出精度

平均絶対誤差	完全一致率
0.67	0.40

表 7: ダイス検出の結果

指標	正解率
ロールタイミングの検出	0.70
表裏判定の一致率	0.65



図 5: 検出がうまくいった例

に示すように、胸部カメラ映像という制約の下でも、手札と盤面を区別したうえでカードクラスを認識できており、本研究で対象とした 18 種類のカードについては、クラス識別自体は安定して機能した。図 5 に手札と盤面を区別して検出がうまくいった例を示す。

手札カード検出モデルに関しては、F 値が 0.9 を超える結果が得られており、高い検出性能であった。実際の対戦ではプレイヤーの手札が扇状に重なって持たれることが多いが、本モデルはそのような重なりがある状況でも、個々のカードを分離して検出・識別できていた。

一方、盤面カード検出モデルは手札モデルと比べると F 値が低い結果となった。これは、盤面上のカードがカメラから遠く相対的に小さく写ることに加え、プレイヤーの手札



(a) 一部しか映っていない例 (b) 手が触れている例

図 6: 盤面カード検出モデルがうまくいかなかった例

や手によって盤面のカードが一部しか見えない場面も多いことが主な要因として挙げられる。例えば図 6(a)では、手札が画面の大部分を占めており、奥側の盤面のカードが端部のみしか映っておらず、盤面側の検出がうまくいかなかった。また図 6(b)では、プレイヤの手が盤面のカードに触れており、誤ってそのカードを手札のカードと誤検出していた。これは学習データにおいて手と重なっているカードは手札のカードであるという傾向をモデルが学習してしまった結果である。今後は、手と重なりながらも盤面に置かれているカードを含む学習データを増やすことで、このような誤分類を抑制し、盤面のカード検出の精度を高められると考えられる。

## 7.2 譜面における手札の考察

自動生成された譜面における手札の登録について着目すると、著者視点では高い精度で手札の登録が行えている。一方、山札閲覧グッズと手札入れ替えサポートが誤検出の主な要因となり、特定の場面で精度を大きく低下させていることが分かった。山札閲覧グッズの使用中には、プレイヤが山札からカードをめくって一時的にカメラにカードが映る場面が多く、これらのカードが手札に加わっていないにもかかわらず、システム側では手札に加わったカードデータと誤って登録されるケースが頻発した。その結果、手札枚数や内容が正解データと大きく乖離してしまった。手札入れ替えサポートも、使用タイミングを安定して検出できず、本来は一度すべて捨て札となるはずの古い手札が残り続けたり、逆に実際には残っているカードが検出上は消失してしまい、同一カードの重複登録が生じるなど、精度を下げる原因となった。また、手札枚数が多くなった局面では、画面外にはみ出したカードがそもそも観測できず、完全な登録が不可能な状況も生じた。

手札使用イベントについては、カード種別ごとに検出精度が大きく異なった。ポケモンおよびエネルギーの使用は、盤面上に新たなカードが置かれたタイミングをトリガーとして検出しているため、盤面検出の精度の高さもあり比較的高い精度で検出できていた。一方、通常グッズや通常サポートは、手札からカードが一定時間見えなくなつたことを使用のトリガーとしている。しかし、実際の対戦では、カードがまだ手札に残っているにもかかわらず、他

のカードの陰に隠れたり、一時的にカメラ外に移動したりすることが頻繁に起こるため、一時的な不可視と使用による消失を十分に区別できていない。その結果、使用していないカードを誤って使用と判断する誤判定が生じていた。

手札イベントの順序は表 4 に示すように正しくイベントの順番を検出できていた。個々のイベントに着目すると誤検出や見逃しは一定程度存在するものの、検出されたイベント間の時間的な並びは正しく保持されていることが分かる。

著者視点と協力者視点を比較すると、精度に大きな差が生じた。著者はこれまでの開発において何度も利用し、試行錯誤した経験があったが、協力者はこの実験での利用が初めてであったため、装着位置や構え方に慣れていないこともあり、協力者側の胸部カメラでは対戦中に手札が映っていない時間帯が長く存在していた。カメラが下向きすぎることや、手や腕で盤面を隠してしまうといった要因により、システムが前提とする手札が継続的に観測されているという条件が満たされていない場面が多かったと考えられる。このことより、実運用に向けては、アルゴリズム側の改善に加えて、胸部カメラの推奨装着位置や手札の持ち方など、撮影方法を整備し、プレイヤがある程度慣れることも重要である。

## 7.3 譜面における盤面の考察

譜面における盤面の状態復元について、ポケモンの配置、エネルギー付与、ダメージカウンタの 3 つの観点から検出精度を考察する。

エネルギー付与について見ると、正解率 0.76 となった。エネルギーカードは盤面上で各ポケモンの横にまとめて置かれるため、ポケモンとエネルギーの相対的な位置関係が安定しており、胸部カメラ映像においても付与先のポケモンを特定しやすかったことが、高い正解率につながったと考えられる。一方、同じポケモンにエネルギーが複数枚重ねて付与される局面では、カード同士が縦方向に重なり、下側のエネルギーカードがほとんど見えなくなる場合があり実際よりも少ない枚数しか検出できなかった。

配置イベントについては表 5 に示したように、バトル場とベンチの入れ替えやきぜつイベントの検出に対して F 値 0.61 が得られており、盤面に存在するポケモン数が少ない局面では、バトル場の入れ替えやきぜつによる退場などの主要なイベントを概ね正しく復元できていた。しかし、試合が進行してベンチのポケモンが増えると、カード同士の距離が近づき、検出されたバウンディングボックス同士が互いに重なりやすくなる。その結果、入れ替え対象を取り違えるといった誤りが増加し、配置イベントの検出精度が低下する傾向が見られた。

ダメージカウンタについては、表 6 に示すように、完全

一致率は 0.40 であった。このことから、全ターンで完全に一致させることはできていないものの、多くのターンにおいては概ね近いダメージ量を再現できているといえる。一方、ダメージカウンタが複数個乗っている場面では見逃しが多かった。ダメージカウンタはカードに比べて物体として小さく、かつ奥行き方向の重なりの影響を強く受けるため、胸部カメラ映像からの検出対象として難易度が高いことが確認された。

ダイスイベントの検出については、表 7 に示したように、ロールタイミング検出と表裏判定のいずれも中程度の精度になった。主な要因として、ダイスを振る際にダイスが一度画面外に飛び出してしまい、胸部カメラの視野内で振った瞬間から止まる瞬間までを連続的に観測できていなかつた点が挙げられる。また、ダイスは立体物であり、胸部からの斜め視点では停止後の上面がカメラに対して平行にならず、表裏判定の精度が十分に上がらなかった。

#### 7.4 胸部カメラ映像による課題

譜面全体の観点から見ると、画像単位では YOLOv8 により手札・盤面のカード自体は高い精度で検出できている一方、胸部カメラが不完全な対戦記録であることが大きな制約となっていると言える。視野の偏りや一時的な遮蔽、プレイヤの動きによる見切れに加えて、スマートフォンの広角撮影モード特有の周辺部の歪みにより、画面の位置によってカードの見え方や重なり方が変化しやすく、対戦中のすべての出来事が連続的かつ均一な画質で観測されるわけではない。そのため、システムは常に欠落したログや歪んだ観測を補完しながら譜面を推定せざるを得ない。その結果、大まかなターンの流れや主要なプレイはある程度復元できているものの、手札の変化や盤面上の細かな状態遷移を完全に正しく再現することは難しく、胸部カメラ映像のみから対戦譜面を精密に自動復元することの難しさが明らかになった。今後は、より広い範囲を一度に撮影できる魚眼レンズを使用し、さらなる検出精度の向上を図ることができると考えられる。

### 8. おわりに

本稿では、胸部に装着したスマートフォンカメラの映像に YOLOv8 を用いて、手札と盤面のカード、ダメージカウンタ、コインダイスの情報を統合することで、ポケモンカードゲーム対戦の譜面を自動生成するシステムを構築した。画像単位の評価では、手札と盤面のカード認識はいずれも高い精度を示し、胸部カメラの映像であっても、譜面の自動生成が一定の精度で実現可能であることを確認した。一方、山札閲覧グッズや手札入れ替えサポートによる手札状態の破綻、多数のカードやダメージカウンタが重なる複雑な盤面などに起因して、譜面の完全な自動復元には

課題が残ることが明らかになった。

今後は、問題となったカード種別に対する専用アルゴリズムの改善やカメラ装着位置の再検討などにより、譜面生成精度の向上を図る必要がある。また、本稿で示した対戦譜面の自動生成手法は、他の TCG にも応用可能性があり、胸部カメラを用いた汎用的な対戦記録基盤へ発展しうると考えられる。さらに、本システムを実際の感想戦に適用し、プレイヤの振り返りや学習をどの程度支援できるかを評価することで、TCG における新たな感想戦支援ツールとしての可能性をさらに検証する。

### 参考文献

- [1] 松元一織: プロ棋戦における感想戦の存在意義, 大阪商業大学アミューズメント産業研究所紀要, Vol. 26, pp. 205–215 (2024).
- [2] 福島颯太, 宮本友樹, 片上大輔: TCG におけるリアルタイム自動実況システムの開発, HAI シンポジウム 2025 (2025).
- [3] Ultralytics: YOLOv8: Real-time Object Detection and Image Segmentation, <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (2023). Accessed: 2025-12-10.
- [4] 高橋哲也, 垂水浩幸, 澤田誠, 山本航平, 北岡真弥, 平賀裕基, 林敏浩: ネットワーク将棋感想戦支援システムの設計, ゲームプログラミングワークショップ 2010 論文集, Vol. 2010, No. 12, pp. 59–62 (2010).
- [5] 梶原光輝, 三浦龍, 垂水浩幸: 将棋用語による棋譜からの局面検索, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2016 論文集, Vol. 2016, pp. 174–177 (2016).
- [6] 伊藤毅志: 将棋の感想戦に見られる探索の変化過程 negative search から positive search へ, 情報処理学会研究報告ゲーム情報学 GI), Vol. 2001, No. 28 (2000-GI-005), pp. 47–54 (2001).
- [7] 伊藤毅志, 古郡延治: 将棋の感想戦にみられる共同学習について, 全国大会講演論文集, No. 2, pp. 406–407 (1997).
- [8] 梶並記知, 小田凌平: 対戦型格闘ゲームを対象にした視線情報に基づく感想戦支援システムの試作, 研究報告デジタルコンテンツクリエーション, 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-DCC-21, No. 8, pp. 1–5 (2019).
- [9] 天川拓海, 宮田洋輝, 市村智康, 荒川達也: 格闘ゲーム初心者向け感想戦支援システムの提案, 群馬高専レビュー, Vol. 39, pp. 63–70 (2021).
- [10] Ganesh, S., Durgesh, S. and Prashant, J.: Smart Chess Assistant: Using AI to See the Board and Suggest the Best Moves, *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, Vol. 10, No. 4, pp. 91–103 (2025).
- [11] Hung, J., Moberly, L. and Souliman, M.: Poker Game State Detection, *Stanford University CS231N Project Report* (2024).
- [12] 鈴木恵梨奈, 流山優, 宮沢祐希, 川合康央: トレーディングカードゲームの拡張現実によるゲーム処理の提案, 情報システム学会 全国大会論文集 情報システム学会, pp. S2–D1 (2021).
- [13] Tzutalin: LabelImg: A graphical image annotation tool, <https://github.com/tzutalin/labelImg> (2015). Accessed: 2025-12-10.