

# スポーツにおけるネタバレ画像のデータセット構築と 判定手法の検討

木下裕一朗<sup>1</sup> 高久拓海<sup>1</sup> 中村聡史<sup>1</sup>

**概要**：スポーツの試合結果のネタバレは、その試合をタイムシフト視聴するユーザにとって観戦の楽しみを減退させるものである。ここで、これまでのスポーツのネタバレ防止研究はテキストに着目したものが主であり、ニュースサイトや SNS に投稿された画像、YouTube のサムネイル画像といった、画像からのネタバレを防止するための手法は確立されていない。そこで本稿では、画像からのネタバレ防止について、まずは YouTube 動画のサムネイル画像に着目し、ネタバレ画像データセットを構築した。また、ネタバレ画像の特徴分析を行い、スポーツのネタバレ画像を判定するため、画像認識をもとにした Non-AI 手法、OpenAI Vision API による Vision-Direct 手法、OpenAI Vision API による画像の言語化にもとづく Vision-Text 手法を提案し、判定精度を比較する実験を実施した。実験の結果、全体としては Vision-Text 手法がもっとも高精度にネタバレ画像を判定できることがわかった。しかし、スポーツの種類によって有効な判定手法は異なることがわかった。

**キーワード**：スポーツ、ネタバレ、ネタバレ画像、ChatGPT、OpenAI Vision API、YouTube

## 1. はじめに

スポーツ観戦は世界中で人気が高く、オリンピックやワールドカップといった世界的な大会は特に多くの注目を集める。スポーツ観戦が人気である理由の一つとして、試合結果の予想がつかず、感動や興奮が喚起される点があげられる[1]。そのため、スポーツの試合はリアルタイムで視聴したいと考える人は多いが、学業や仕事、時差の問題でリアルタイム視聴することが難しい場合がある。そのような場合は、あらかじめ録画予約をしたり、動画配信サービスの見逃し配信を利用したりして、時間のあるときに観戦を楽しむことができる。しかし後から試合を見る場合、SNS や動画配信サイト、ニュースサイトなどによって、これから視聴しようとしている試合に関する情報を事前に知ってしまうことがある。そのような情報は「ネタバレ」と呼ばれ、スポーツの視聴体験において、ネタバレは試合観戦の緊張感や一喜一憂度合いを減少させてしまうことが明らかになっている[2]。

スポーツのネタバレ問題について、Nakamura ら[3]は Web 上のスポーツの試合結果に関する情報に対して、テキスト情報の曖昧化処理を行うことでネタバレ情報を遮断する手法を提案している。また、Sasano ら[4]は野球の試合に関する Twitter 上の投稿に対し、個人に最適化されたサポートベクターマシン (SVM) を用いて、ネタバレを含むツイートを検出する手法を提案している。こうした研究のように、これまでのスポーツにおけるネタバレ防止研究はテキストに着目したものが主である。

ここで、ユーザがネタバレに遭遇するメディアの一つに、ニュースサイトや動画共有サイトなどに掲載されている画像がある。例えば、図 1 はサッカーの試合に関する画像であり、ここには勝敗に関する情報は記述されていないが、



図 1 試合結果の予想がつくサムネイル画像

スポーツ好きな人はその画像内の人物の表情から試合結果の予想がついてしまう。こうしたネタバレ画像は、ニュースサイトや SNS、Blog、YouTube など様々な場面で遭遇する機会があるが、中でも YouTube でのネタバレ遭遇を避けることは容易ではない。その理由は、YouTube ではユーザがよく見る動画ジャンルに関連するものを推薦する機能があり、ユーザがスポーツの動画を好きでよく視聴していると、他のコンテンツを視聴しているにもかかわらず、その好きなスポーツの動画が推薦され、結果としてその動画のサムネイル画像からネタバレに遭遇するためである。そのため、YouTube 上の動画サムネイル画像によるネタバレを防止することは、ネタバレを防止しつつスポーツの試合を楽しむためのユーザにとっては重要である。

そこで本稿では、まず YouTube の画像ネタバレに着目し、そのネタバレ画像の判定可能性について検証する。具体的には、YouTube から動画のサムネイル画像を収集し、スポーツのネタバレ画像データセットを構築することで、ネタバレ画像の特徴について分析を行う。また、スポーツにおけるネタバレ画像の判定手法について検討し、その判定精度について評価を行う。

<sup>1</sup> 明治大学  
Meiji University



図 2 ラベル付与システム  
(ネタバレ画像定義の変更後)

## 2. 関連研究

ネタバレがコンテンツの楽しみかたに与える影響について、Leavitt ら[5]は小説に対するネタバレの影響を調査している。調査の結果、小説においてネタバレ情報はコンテンツの面白さを低減しないことを主張している。しかし Rosenbaum ら[6]が、小説を読み慣れていない人はネタバレされたほうがストーリーを面白いと感じることに對し、読み慣れている人はネタバレされないほうがストーリーを面白いと感じるということを明らかにしている。このことから、Leavitt らの結果は事前にあらすじを知っておくことで小説が読みやすくなることを示しているにすぎない。また Levine ら[7]は、ネタバレするタイミングが小説の面白さに与える影響について調査している。その結果、読書前にネタバレした場合は面白さが減少し、読書中にネタバレした場合は面白さが変化せず、ネタバレによるポジティブな影響はみられなかった。

映画に対するネタバレの影響について、Tsang ら[8]は、映画の鑑賞意欲とネタバレの関係性を調査しており、ネタバレが視聴者の鑑賞意欲を低下させることを明らかにしている。Johnson ら[9]は、映画ジャンルの違いによってネタバレが与える影響が変化するか調査し、実験によってコメディ映画ではネタバレが楽しさを低減させる一方で、ファンタジーやスリラー映画ではネタバレが楽しさを増大させることを明らかにしている。また Li ら[10]は、ネタバレが映画の興行収入に与える影響とその影響が時間の経過とともにどのように変化するか調査し、映画公開後の最初の 6 日間のみネタバレは興行収入にマイナスの影響を与えることを明らかにしている。このように、ネタバレが及ぼす影響はコンテンツの種類や状況によって変化するが、スポーツにおいては、Shiratori ら[2]によってネタバレが試合観戦の緊張感や一喜一憂度合いを減少させることがわかっている。

ネタバレを検出・防止する研究は、SNS 上のテキストや



図 3 ラベルが大きく分かれた画像の一部

ウェブサイト上のレビュー文を対象に広く行われている。Boyd-Graber ら[11]は、SNS 上のテキストにネタバレが含まれている場合にユーザに警告を発する自動ネタバレ検出器を作成している。Golbeck[12]は自動的に様々な単語をブロックリストに登録することで、Twitter に投稿されたドラマやスポーツ番組に関するネタバレを遮断する手法を提案している。また Ueno ら[13]は、日本語で書かれたコミックに対するレビュー文において、時系列構造を利用してネタバレ文と非ネタバレ文を分類する手法を提案している。スポーツのネタバレに関しては、Nakamura ら[3]がウェブページ中のテキスト情報を曖昧にすることでスポーツに関するネタバレ情報を遮断する手法を提案している。また、Jeon ら[14]は Twitter 上のサッカーに関する投稿について、ネタバレを含むものを検出する手法を提案している。本稿は YouTube 上のサムネイル画像に着目し、スポーツのネタバレ画像データセット構築とその特徴分析を行い、ネタバレ画像の判定手法について検討するものである。

スポーツの画像を扱った研究としては、Farhad ら[15]が VGG16 転移学習モデルを用いて 18 種類のスポーツの画像分類を行っており、93%の分類精度を達成している。また、Podgorelec ら[16]は 4 つの類似スポーツからなる画像データセットを構築し、類似スポーツの区別において有効な画像分類手法を提案している。Srikar ら[17]は、スポーツに使用される 30 種類のボールの画像分類を行っており、DNN ベースの分類手法によって、30 種類すべてにおいて 90%の分類精度を達成している。このように、スポーツの画像分類に関しては多くの研究が存在するが、スポーツのネタバレ画像における判定手法は確立されていない。本稿は画像によるスポーツのネタバレを防止するため、ネタバレ画像が判定可能か検証する。

## 3. ネットバレ画像データセット構築

### 3.1 直接的・間接的な画像ネタバレ

ネタバレの種類について、白鳥ら[18]はテキストによるネタバレを、「直接的ネタバレ」と「間接的なネタバレ」に分類可能であることを示している。白鳥らは直接的ネタバレを、「単語や記述パターンなどから試合の結果やスコアが直接伝わってしまうもの」と定義し、間接的なネタバレを、「直接単語や記述パターンからは伝わらないが、文脈や時間的

表 1 各スポーツのデータ数とネタバレ画像の割合

	野球	サッカー	バスケ	アメフト	バレーボール
データ数	1,506	1,620	1,405	1,328	1,326
ネタバレ割合	0.19	0.58	0.20	0.08	0.11

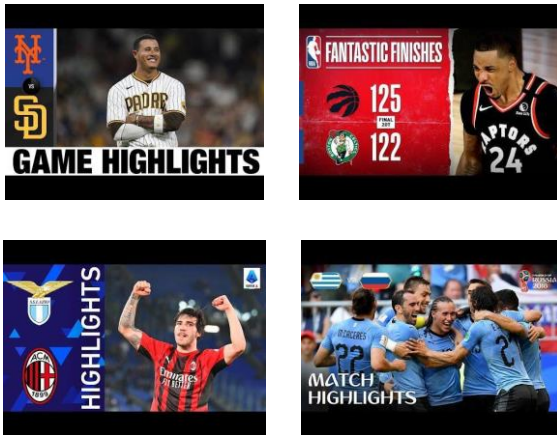


図 4 ネットバレ画像

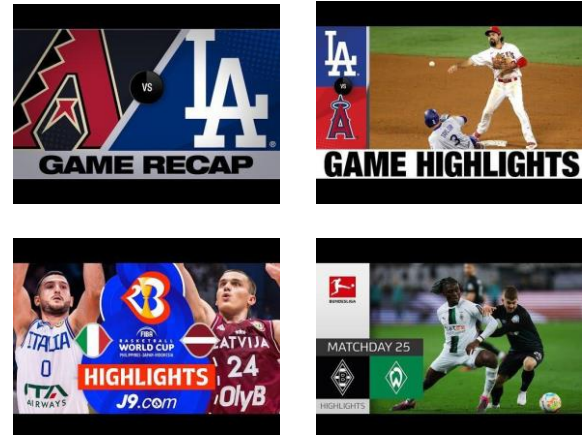


図 5 非ネタバレ画像

な要素などから試合の結果やスコアが読み取れてしまうもの」と定義している。

我々は、画像ネタバレもテキストによるネタバレと同様に、直接的ネタバレと間接的ネタバレに分類可能であると考える。例えば、試合の最終結果を表示している画像と、得点を決めた選手のみを写している画像のネタバレ度合いは異なり、前者は試合結果がわかる直接的なネタバレであるが、後者は活躍した選手の所属しているチームが勝った可能性が高いと推測できる間接的なネタバレである。

本稿は画像における直接的ネタバレを、「WIN」などの勝敗に関する単語や試合の最終スコアなど、試合結果が直接伝わってしまうものと定義する。また間接的ネタバレを、試合の途中スコアや選手が喜ぶ様子など、試合結果を推測できるものと定義する。本稿はスポーツのネタバレ画像データセットを構築し、さらにネタバレ画像を直接的ネタバレであるものと間接的ネタバレであるものに分けて分析することで、それぞれの特徴を明らかにする。

### 3.2 対象とする画像データ

スポーツのネタバレ画像を判定可能か検証するために、ネタバレ画像のデータセットを構築する。スポーツの画像を扱うメディアとしては、1章でも述べた通り、スポーツニュースサイトやSNSなど様々なものがあげられる。本稿では、動画推薦機能によってスポーツ好きなユーザほど動画のサムネイル画像によるネタバレに遭遇しやすいという理由から、YouTube上の動画のサムネイル画像に着目する。

YouTubeにおける動画のサムネイル画像も多様であるが、今回は、人気が高く視聴者数が多い5つのスポーツ(野球・

サッカー・バスケットボール・アメリカンフットボール・バレーボール)に注目した。また、スポーツチームの公式チャンネルが提供する動画については、自チームの選手のみに焦点を当てたものが多く、ネタバレ画像データセットの構築においては不適切なデータであると考えた。そのため本稿は、スポーツリーグの公式チャンネルや大会の公式チャンネルなど、全チームの試合を平等に扱っている下記のYouTubeチャンネルを選定し、動画のサムネイル画像を取得した。

- 野球：MLB
- サッカー：Budesliga, FIFA, LALIGA EA Sports, Serie A
- バスケ：FIBA - The Basketball Channel, March Madness, NBA, WNBA
- アメフト：ESPN College Football, NFL
- バレーボール：Power Volleyball, Volleyball World

サムネイル画像の取得には、YouTube Data APIを利用した。なお、動画の長さが1分未満である動画には、試合の一部を切り抜いたものや試合内容と関係のないものが多かったため、収集対象から外した。

本稿では、上記の13個のYouTubeチャンネルから、1スポーツあたり約2,000の画像を取得し、合計10,150の画像データを得た。

### 3.3 ネットバレラベル付与の予備検討

ネタバレの判断基準は人によって異なるため、データセット構築を行うにあたりネタバレ画像がどのようなものかを定義することは重要である。我々はMakiら[19]のネタバレ定義を参考にし、ネタバレ画像を、「試合をこれから楽し

もうと思っている人が嫌がるような（先に知りたくない情報を含んでいる）画像」と定義した。これは、コンテンツを楽しもうとしている他人を思い浮かべてもらうことで、もしラベル付与者がネタバレを気にしない人であっても、個人の考え方がネタバレラベル付与に及ぼす影響を小さくすることができると考えたためである。

ネタバレラベル付与は、我々が実装したウェブシステム（図 2）を用いて、著者 2 名と日常的にスポーツ観戦をする大学院生 1 名の計 3 名で行った。ラベル付与者は、ページ上に表示される 5 件の画像データそれぞれに対して、ネタバレ度合いを「（試合をこれから楽しもうと思っている人が）嫌がらない・嫌がりそう・絶対に嫌がる」の 3 つの中から 1 つ選択した。

ネタバレ画像の定義がラベル付与者のネタバレ判断基準を統一するものであるか確認するため、画像データすべてに対してネタバレラベル付与を行う前に、スポーツごとにそれぞれ 50 件の画像をサンプリングし、合計 250 件のデータに対してネタバレラベル付与を行った。なお、システムの不備により 2 件の画像におけるラベルデータを取得できなかったため、実際には 248 件の画像に対するラベルデータが得られた。

ラベル付与の結果、3 名のネタバレラベル一致率は 0.54 であった。このような低い一致率となったのは、ネタバレ画像の定義や画像データが適切でなかったからであると考えられる。250 件のネタバレラベル付与を行った後に、付与者間でネタバレ画像の定義と判断基準について話し合った結果、試合をこれから楽しもうとしている他者を想像してラベル付与を行ったとしても、付与者自身のネタバレに対する考え方が影響してしまうことがわかった。また、ラベルが大きく異なった（「嫌がらない」「絶対に嫌がる」の両方のラベルが存在した）画像を確認したところ、選手個人の活躍に注目した動画のサムネイル画像が多くみられた（図 3）。以上のことから、ネタバレ画像のデータセット構築を行うにあたっては、人によって判断基準の違いが生じないようにネタバレ画像を定義し、個人の活躍に注目した動画のサムネイル画像は除外する必要があることがわかった。

### 3.4 ネットバレ画像定義の変更と不適切画像データの除外

予備検討の結果を踏まえて、我々はネタバレ画像の定義を、「試合結果の予想がつく画像」に変更した。このようなネタバレ判断基準が明確な定義にすることで、ネタバレラベルの一致率が向上すると考えられる。ネタバレ画像定義の変更にともない、ネタバレ度合いを、

- 試合結果がわからない
- 試合結果がなんとなく予想がつく
- 試合結果が明らかにわかる

に変更した。また、選手個人の活躍に注目した動画や試合内容との関連度が低い動画のサムネイル画像を画像データ

表 2 各スポーツにおけるネタバレの種類割合

	野球	サッカー	バスケット
直接的	0.05	0.03	0.30
間接的	0.95	0.97	0.70

から除外した。その結果、最終的な画像データの総数は 7,185 となった。表 1 にスポーツごとの画像データ数を示す。

ラベル付与の結果、7,185 件の画像データに対する 3 人のネタバレラベル一致率は 0.78 となり、予備検討の結果と比べて大きく改善された。

## 4. ネットバレ画像データセット分析

### 4.1 ネットバレ画像の割合

3 章で構築したデータセットをもとに、ネタバレ度合いに応じてスコアを付けることで、得られたラベルデータからネタバレ有無の決定を行った。具体的には、ネタバレ度合いが「試合結果がわからない」を 0、「試合結果がなんとなく予想がつく」を 1、「試合結果が明らかにわかる」を 3 とし、3 名によるネタバレラベルの合計スコアが 2 以上であったものをネタバレ画像とした。

ネタバレラベルの合計スコアをもとに正解データを決定した結果、データセット全体に占めるネタバレ画像の割合は 0.24 であった。各スポーツにおけるネタバレ画像の割合を表 1 に示す。表 1 より、サッカーはネタバレ画像が多い一方で、アメリカンフットボールとバレーボールはネタバレ画像が非常に少ないことがわかる。

アメリカンフットボールとバレーボールにおいては、ネタバレ画像のデータ数が少なく不十分であるため、本稿では、野球・サッカー・バスケットボールの画像データ 4,531 件のみを分析および判定に用いる。

### 4.2 ネットバレ画像の特徴

ネタバレ画像の一部を図 4 に、非ネタバレ画像の一部を図 5 に示す。直接的ネタバレである画像としては、試合の最終スコアを表示しているものが多くみられ、勝敗に関する単語を表示しているものは少なかった。また間接的ネタバレである画像としては、選手の喜んでいる様子が表情やポーズ、同一チームの選手複数人で集まっていることから読み取れるものが多くみられた。一方、非ネタバレ画像としては、チームのロゴのみを示すもの、両チームの選手に焦点が当たっているもの、試合の重要ではない場面を切り取っているものが多くみられた。

スポーツによって直接的・間接的ネタバレの割合には違いがあった（表 2）。バスケットボールは他のスポーツに比べて直接的ネタバレ画像の割合が高い一方で、野球とサッ

表 3 OpenAI Vision API による出力例


入力画像	出力文
	<p>The image you've provided appears to be a graphic design representing a sports event. This is a thumbnail for a YouTube video about a basketball game. It features the FIBA U20 European Championship logo, suggesting that this is an event for under-20 basketball teams in Europe. The text "FULL GAME QUARTER-FINALS" prominently displayed indicates that the video includes the full coverage of a quarter-final match of the championship. On the left side, there is a basketball with the French flag design, which implies that the French team is one of the competitors in this game. On the right side, there's another basketball with the colors of the Lithuanian flag, representing Lithuania as the other competing team. The background is dark blue with dynamic blue lines and shapes, giving a sense of motion and excitement which is often associated with sporting events. It's designed to attract viewers interested in watching the full game from the championship's quarter-finals between the two national teams.</p>

表 4 ネタバレ辞書の一部

共通	野球	サッカー	バスケット
happy, success, excite, shout, positive, smile, joy, win, embrace, celebrate, congratulate	jump, run, big	goal, slip, dive, lead, kneel	fantastic, dramatic, ending, advance

表 5 非ネタバレ辞書の一部

共通	野球	サッカー	バスケット
altercation, brawl, confront, dispute		contest	split-screen, separate, divide, composition

カーにおいては直接的ネタバレ画像が少なく、ほとんどが間接的ネタバレ画像であった。

データセット構築の結果を踏まえて、我々はネタバレ画像の特徴を以下のように考えた。

- 画像中に試合の最終結果が表示されている
- 選手の表情が笑顔もしくは吠えている
- 選手が喜びや興奮を表現するポーズをとっている
- 同一チームの選手複数人が集まって歓喜している

## 5. ネタバレ画像判定手法

4.2 節の特徴を踏まえ、本稿ではネタバレ画像の判定手法として下記の3つを提案する。

- **Non-AI 手法** : Google Cloud Vision API と YOLO を用いてネタバレ判定する手法。Cloud Vision の OCR 機能を利用して直接的ネタバレを検出し、Cloud Vision の顔検出機能と YOLO による姿勢推定を利用して間接的ネタバレを検出する。
- **Vision-Direct 手法** : OpenAI Vision API を用いて、ネタバレを直接判定する手法。プロンプトは、「Please analyze this YouTube video thumbnail and determine if it is a spoiler or non-spoiler image. Define a spoiler image as one that reveals the outcome of an event, characterized by the presence of score or result-related words, players exhibiting

emotions of joy or triumph, such as smiling or cheering poses. If the image is a spoiler, respond with 'Spoiler'. If it is a non-spoiler, respond with 'Non-spoiler'. Do not output any other words.」と設定し、その出力結果で判定を行う。

- **Vision-Text 手法** : OpenAI Vision API を用いて画像内容を言語化し、その言語化したものをもとにネタバレ判定する手法。「This image is a thumbnail for a YouTube video. Please describe this image.」とプロンプトを設定して画像の説明文を取得し、説明文内の単語がネタバレ（非ネタバレ）辞書に含まれるかどうかで判定する。ここで、辞書はすべてのスポーツに共通するネタバレ（非ネタバレ）単語と、各スポーツ特有のものを組み合わせて構築した。なお、表3に示すように、選手の写っていない画像であるにも関わらず、「excitement」などのネタバレ辞書に含まれる単語が出力文にあらわれることによってネタバレと誤判定されてしまうことを防ぐため、ロゴやデザインについて言及している文は除外した。

## 6. 評価実験

構築したネタバレ画像データセットを用いて、3つの手法の判定精度を比較した。本稿は評価指標として、正答率・再現率・適合率・F値を用いた。ここで、正答率は「入力画像がネタバレか非ネタバレかを正しく判定できた割合」

表 6 全データに対するネタバレ判定結果

	Non-AI	Vision-Direct	Vision-Text
正答率	0.50	0.83	0.85
再現率	0.90	0.72	0.80
適合率	0.39	0.75	0.76
F 値	0.55	0.74	0.78

表 7 野球のネタバレ判定結果

	Non-AI	Vision-Direct	Vision-Text
正答率	0.48	0.79	0.86
再現率	0.88	0.71	0.71
適合率	0.25	0.47	0.61
F 値	0.39	0.57	0.65

表 8 サッカーのネタバレ判定結果

	Non-AI	Vision-Direct	Vision-Text
正答率	0.69	0.77	0.81
再現率	0.90	0.69	0.83
適合率	0.67	0.89	0.84
F 値	0.77	0.78	0.83

表 9 バスケットボールのネタバレ判定結果

	Non-AI	Vision-Direct	Vision-Text
正答率	0.30	0.92	0.89
再現率	0.92	0.86	0.81
適合率	0.21	0.79	0.69
F 値	0.35	0.82	0.75

再現率は「正解ラベルがネタバレであるもののうち、正しくネタバレと判定できた割合」、適合率は「ネタバレと判定したもののうち、正解ラベルがネタバレである割合」を表す。ここで、ネタバレ防止においては、ネタバレ情報と思われるものすべてを遮断することが重要であるため、本稿は評価指標のうち再現率を特に重視する。

ネタバレ画像データセットの全データを用いてネタバレ判定を行った結果を表 6 に示す。表 6 より、全体としては Vision-Text 手法がもっとも高い精度でネタバレ画像を判定できることがわかる。一方で、Non-AI 手法は画像データのほとんどをネタバレと判定しており、適合率が非常に低いことがわかる。

次に、スポーツごとに判定を行った結果を表 7, 8, 9 に示す。表 7, 8 より、野球とサッカーにおいては、Vision-Text 手法がもっとも F 値が高いことがわかる。再現率については Non-AI 手法が高いが、適合率が低いため、野球とサッ



図 6 Vision-Text 手法でネタバレと誤判定された画像 (正解ラベルは非ネタバレ)

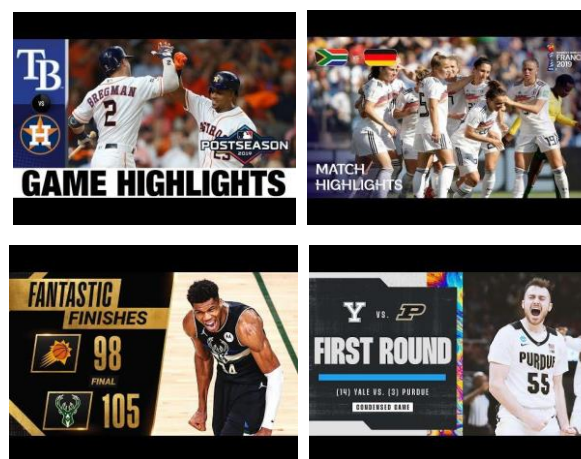


図 7 Vision-Text 手法で非ネタバレと誤判定された画像 (正解ラベルはネタバレ)

カーにおいては Vision-Text 手法がもっとも有効な判定手法であると考えられる。表 9 より、バスケットボールにおいては、Vision-Direct 手法がもっとも高精度にネタバレ画像を判定できることがわかる。この結果から、スポーツの種類によって有効な判定手法は異なる可能性が示唆された。

## 7. 考察

### 7.1 異なるスポーツにおける精度差について

3 つの手法すべてにおいて、スポーツ間で再現率や適合率に大きな差がみられた。このような差が生じた理由の 1 つとしてスポーツ特性の違いがあげられ、特に点数の入りやすさの違いが大きく影響した可能性がある。野球やバスケットボールは点数が多く入るスポーツであるが、サッカーは点数が入りづらいスポーツであるため、1 点の重みは他のスポーツに比べて大きい。これにより、サッカーは得点シーンを写した画像の多くにネタバレラベルが付与され

ていたが、野球やバスケットボールは、試合終盤での得点か、何点入ったプレーか、といった他の要因を考慮する必要があるため、得点シーンを写した画像であっても非ネタバレラベルが付与されていたものが多かった。このような違いにより、スポーツの種類によって再現率や適合率が大きく異なると考えられる。

## 7.2 誤判定された画像について

Non-AI 手法は、Google Cloud Vision API の OCR によって直接的ネタバレを検出できていない場合があった。また間接的ネタバレについては、吠えている表情や、喜び・興奮を表現するポーズを検出できていない場合が多くあった。特にポーズ特徴については、試合中に上半身の動きが大きい野球やバスケットボールにおいて、非ネタバレ画像をネタバレ画像と誤判定してしまう場合が多くあった。これにより、Non-AI 手法では野球とバスケットボールの適合率が非常に低かったと考えられる。

Vision-Direct 手法については、期待以上に高い精度でネタバレ画像を判定できていた。一方、判定結果のみを出力するようプロンプトで設定していたため、誤判定の原因を特定することができなかった。この問題については、なぜネタバレ・非ネタバレと判定したかを出力させるなど、プロンプトを変更することによって誤判定の原因を明らかにできると予想される。

Vision-Text 手法では、単語のマッチングによってネタバレ判定を行っていたために、非ネタバレ画像であっても出力文に、プレーを成功させた瞬間、エキサイティングな瞬間といった内容のものが含まれていた場合にネタバレと誤判定されていた(図6)。また、両チームの選手が笑顔であったり吠えていたりする画像についても、単語のマッチングが原因でネタバレと誤判定されていた。正解ラベルがネタバレの画像を非ネタバレと誤判定した場合(図7)については、ロゴやデザインに関して言及している文を除外したことに起因するものが多かった。ロゴやデザインについての文を除外したことで、一部のネタバレ画像ではスコアや勝敗について言及している単語が除かれてしまい、非ネタバレと誤判定されていた。

3つの手法すべてにおいて、正解ラベルは非ネタバレであるがネタバレと誤判定された画像の中に、片方のチームの選手のみが喜んでいる画像がみられた。しかし、このような画像は正解ラベルがネタバレである画像の中にも多くみられ、正しいラベルはネタバレであると考えられる。このことから、誤判定の原因は判定手法だけではなくデータセットにもある可能性が示唆された。

## 7.3 展望

今後は、本稿で構築したネタバレ画像データセットにおけるラベルの一貫性を改善するために、ネタバレ画像の定義を見直す予定である。また、本稿は3名でネタバレラベル付与を行ったが、今後はラベル付与者の数を増やして、

より信頼性の高いデータセットを構築する予定である。ここで、Gilardi ら[20]がテキストアノテーションタスクにおいて ChatGPT が有効であることを示しているため、人によるネタバレラベルデータだけでなく、ChatGPT によるネタバレラベルデータも用いることで、ラベルの一貫性やデータセットの信頼性を改善できる可能性がある。具体的には、人による評価と OpenAI Vision API による評価の合議で正解ラベルを決定するなどが考えられる。

本稿ではネタバレ画像判定において、Vision-Direct 手法と Vision-Text 手法の有効性が確認できたため、今後は2つの手法の判定精度向上を目指す。Vision-Direct 手法については、プロンプトをより詳細に設定したり、スポーツによってプロンプトを変えたりするといった工夫が考えられる。また Vision-Text 手法については、デザインに関して言及している文を除外したことや、単語のマッチングによって判定を行ったことが原因で誤判定が起こっていたため、単語だけでなく出力文の文脈を考慮して判定を行うことで、判定精度を改善できる可能性がある。

## 8. おわりに

本稿では、スポーツにおける画像ネタバレを防止するため、スポーツのネタバレ画像が判定可能か検証を行った。我々はまず、YouTube 動画のサムネイル画像に着目し、ネタバレ画像を「試合結果の予想がつく画像」と定義して、スポーツのネタバレ画像データセットを構築した。また、ネタバレ画像の特徴を分析し、ネタバレ画像を判定する手法について検討を行った。提案した3つの判定手法のネタバレ画像判定精度を実験により評価した結果、全体としては、Vision-Text 手法がもっとも高精度にネタバレ画像を判定できることがわかった。しかし、スポーツごとに判定を行った結果、スポーツの種類によって有効な判定手法は異なる可能性が示唆された。

今後は、ラベル付与者のネタバレ判定基準がより統一されるようにネタバレ画像定義を見直すことで、ネタバレラベルに一貫性のあるデータセットを構築する予定である。また、Vision-Direct 手法や Vision-Text 手法を改善し、ネタバレ画像の判定精度が向上するか検証する予定である。さらに、本稿では YouTube のサムネイル画像のみに着目したが、ニュースサイトや SNS といった他のメディアにおけるネタバレ画像についても、ネタバレ判定が可能であるか検証する予定である。

## 参考文献

- [1] Bernhardt, P.C., Dabbs, Jr., J.M., Fielden, J.A., Lutter, C.D.: Testosterone changes during vicarious experiences of winning and losing among fans at sporting events. *Physiology & Behavior*, vol. 65, no. 1, pp. 59-62, 1998.
- [2] Shiratori, Y., Maki, Y., Nakamura, S., Komatsu, T.: Detection of

- Football Spoilers on Twitter. Collaboration Technologies and Social Computing (Collab Tech 2018), vol. 11000, pp. 129-141, 2018.
- [3] Nakamura, S., Komatsu, T.: Study of information clouding methods to prevent spoilers of sports match. Proceedings of the International Working Conference on Advanced Visual Interfaces, pp. 661-664, 2012.
- [4] Sasano, I., Morisawa, K., Hirakawa, Y.: Personalized spoiler detection in tweets by using support vector machine. Journal of Advances in Technology and Engineering Research, vol. 5, no. 5, pp. 219-226, 2019.
- [5] Leavitt, J.D., Christenfeld, N.J.S.: Story Spoilers Don't Spoil Stories. Psychological Science, vol. 22, no. 9, pp. 1152-1154, 2011.
- [6] Rosenbaum, J.E., Johnson, B.K.: Who's afraid of spoilers? Need for cognition, need for affect, narrative selection and enjoyment. Psychology of Popular Media Culture, vol. 5, no. 3, pp. 273-289, 2016.
- [7] Levine, W.H., Betzner, M., Autry, K.S.: The Effect of Spoilers on the Enjoyment of Short Stories. Discourse Processes, vol. 53, no. 7, pp. 513-531, 2016.
- [8] Tsang, A.S.L., Yan, D.: Reducing the Spoiler Effect in Experiential Consumption. Association for Consumer Research North American Advances, vol. 36, pp. 708-709, 2009.
- [9] Johnson, B.K., Rosenbaum, J.E.: (Don't) Tell Me How It Ends: Spoilers, Enjoyment, and Involvement in Television and Film. Media Psychology, vol. 21, no. 4, pp. 582-612, 2018.
- [10] Li, Y., Luo, X.R., Li, K., Xu, X.: Exploring the spoiler effect in the digital age: Evidence from the movie industry. Decision Support Systems, vol. 157, p. 113755, 2022.
- [11] Boyd-Graber, J., Glasgow, K., Zajac, J.S.: Spoiler alert: machine learning approaches to detect social media posts with revelatory information. Proceedings of the American Society for Information Science and Technology, vol. 50, no. 1, pp. 1-9, 2013.
- [12] Golbeck, J.: The twitter mute button: a web filtering challenge. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 2755-2758, 2012.
- [13] Ueno, A., Kamoda, Y., Takubo, T.: A SPOILER DETECTION METHOD FOR JAPANESE-WRITTEN REVIEWS OF STORIES. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, vol. 15, no. 1, pp. 189-198, 2019.
- [14] Jeon, S., Kim, S., Yu, H.: Spoiler detection in TV program tweets. Information Sciences, vol. 329, pp. 220-235, 2016.
- [15] Farhad, M.Y., Hossain, S., Tanvir, M.D.R.K., Chowdhury, S.A.: Sports-Net18: Various Sports Classification using Transfer Learning. 2020 2nd International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI), pp. 1-4, 2020.
- [16] Podgorelec, V., Pečnik, Š., Vrbančič, G.: Classification of Similar Sports Images Using Convolutional Neural Network with Hyper-Parameter Optimization. Applied Sciences, vol. 10, no. 23, p. 8494, 2020.
- [17] Srikar, S.L., Gowtham, P.S., Swetha, D.S., Sri, M.H., Kumar, B.B., Bulla, S.: Deep Neural Networks (DNN) based Sports Balls Classification. 7th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), pp. 373-377, 2023.
- [18] 白鳥裕士, 中村聡史: SNS 上でのサッカーの試合に対する直接的・間接的ネタバレの分析. 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), vol. 2015-GN-96, no. 8, pp. 1-8, 2015.
- [19] Maki, Y., Shiratori, Y., Sato, K., Nakamura, S.: A Consideration to Estimate Spoiling Pages in Comics. The 4th International Symposium on Affective Science and Engineering, vol. ISASE2018, pp. 1-6, 2018.
- [20] Gilardi, F., Alizadeh, M., Kubli, M.: ChatGPT outperforms crowd workers for text-annotation tasks. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, vol. 120, 2023.