

LLMを用いた実況理解による League of Legends 観戦支援システム

日高 萌絵¹ 伊藤 貴之¹

概要: e スポーツゲームの観戦のための動画配信が近年流行しているが、e スポーツゲームの中にはルールや戦術が難解なものも多く、初心者が動画だけからその戦況を理解するのは難しい場合がある。そこで本報告では、e スポーツゲーム「League of Legends (LoL)」の試合映像を題材として、初心者観戦者にとって理解が難しい試合展開を分析・可視化するアプリケーションを提案する。過去の試合のアーカイブ動画を用いて、実況解説音声から LLM による時間ごとの有利不利の状況のスコアリング機能や、戦況要約・専門用語の Tips 生成機能を開発した。取得結果を動画と連動した UI に視覚的に提示することで、試合の状況を踏まえた高度な理解支援と、e スポーツの観戦体験向上を実現する。

1. はじめに

e スポーツ市場は近年目覚ましい成長を遂げており、日本国内においてもその注目度は年々高まりつつある。動画視聴や試合観戦の経験者は増加の一途を辿っており^{*1}、特に Multiplayer Online Battle Arena (以下 MOBA) のようなチーム対戦型ゲームは、その戦略性と競技性の高さから大きな人気を集めている。代表的なタイトルである League of Legends (以下 LoL) は、世界的に最もプレイ人口・視聴者数の多いタイトルの一つであり、大規模な国際大会が毎年開催されるなど e スポーツの発展を牽引する存在となっている^{*2}。

一方で、League of Legends のような高度に複雑なゲームを観戦する際には、初心者が理解に苦しむ要因が多く存在する。画面上にはチャンピオンのステータス、アイテム構成、ミニマップ情報、各種オブジェクトの状況など多様な情報が同時に提示され、それらを瞬時に把握することは容易ではない。また試合展開の理解には専門用語、略語、戦略的概念などの事前知識が求められ、初心者にとって敷居が高い傾向がある。さらに、実況解説は試合状況を言語化し臨場感を高める重要な役割を担うが、ゲーム特有の語彙や高速な情報伝達のために、初心者が内容を十分に理解できないケースも多い。

そこで本報告では、大規模言語モデル (LLM) を用いて LoL の公式試合における日本語実況解説音声进行分析し、試

合状況の有利不利の推定、戦況の簡潔な要約、重要シーンの抽出などを実行して可視化するアプリケーションを提案する。これらの情報を動画と統合して可視化する観戦支援システムを構築することで、初心者でも試合展開を直感的に理解しやすい観戦体験を提供する。

2. 関連研究

一般的なスポーツにおいては、実況音声を活用した分析に関する研究が複数報告されている。佐藤ら [1] は映像がなくてもスポーツを楽しめる環境の実現を目的として、映像中の出来事や文字情報から実況を補完する解説情報生成システムを構築している。大久保ら [2] はスポーツ映像における行動認識において、従来の画像特徴量に加えて実況音声テキスト特徴量を導入する手法を提案し、音声テキスト情報が有効であることを示した。また Li ら [3] は数値的特徴量を文脈情報へと変換し、大規模言語モデルを用いてサッカーの試合結果を予測する手法を提案し、従来の機械学習モデルと同等レベルの予測精度を得ている。

MOBA ゲームにおける勝敗予測に関する研究も活発に報告されている。Yang ら [4] はスマートフォンゲーム「Honor of Kings」を対象に、リアルタイムで勝利確率を予測し、その根拠を可視化する Two-Stage Spatial-Temporal Network (TSSTN) という新しいモデルを提案している。また、Jailson ら [5] は、League of Legends の時系列ゲーム状態データから抽出した特徴量を用いて複数の機械学習モデルの性能を比較し、リアルタイム勝敗予測に適した特徴量とモデル構成を検討した。Kang ら [6] は、League of Legends の自動ハイライト生成を目的とし、リアルタイム

¹ お茶の水女子大学

^{*1} <https://jesu.or.jp/contents/news/news-231225/8>

^{*2} <https://fistbump-news.jp/article/2024/11/21/460.html>

勝敗確率モデルの変化率に基づいて重要区間を抽出する手法を提案している。

これらの従来研究は、試合ログデータや映像情報を直接的な入力として扱う点で共通している。一方、本研究では、実況音声から得られるテキストを主たる入力として、戦況推定、勝敗傾向の把握、要約生成、急変理由の推察を行う点に特徴がある。また、LLM を利用することで複雑な特微量設計を必要とせず、汎用的な入力から試合状況を推察できる点にも利点がある。さらに、本研究ではこれらの分析結果を統合的に可視化し、観戦支援システムとして提供することで、観戦者の試合理解を支援し、特にゲームプレイ経験の乏しい初心者に対して有効な補助となることを目的とする。

3. 分析対象となるオンラインゲーム

本研究で対象とする League of Legends (以下 LoL) は、Blue サイドと Red サイドの 2 チームに分かれた 5 対 5 の対戦型オンラインゲームである。各プレイヤーは「チャンピオン」と呼ばれるキャラクターを操作し、マップ上のエピックモンスターや敵チャンピオンを撃破することで得られる経験値やゴールドを用いて自身を強化する。最終的には、相手陣地の防衛構造物である「タワー」を破壊し、さらに本拠地に位置する「ネクサス」を破壊することで、そのチームが勝利となる。

本研究では、公式大会の一つである 2025 年 Mid-Season Invitational (MSI) 決勝戦の日本語実況解説を分析対象とした。分析に用いる動画は日本語の公式配信^{*3}から取得した。また試合の詳細な情報(選手名やチャンピオン名など)は OP.GG Esports^{*4}および Games Of Legends^{*5}より取得した。

実装環境として、文字起こしおよび LLM による戦況分析までは Python を用いて実施し、可視化ユーザインタフェース (以下 UI) の構築には React を使用した。

4. 分析の手法とその結果

4.1 音声のテキスト化

本研究では、LLM に試合状況を分析させるための入力として、まず動画から実況音声抽出し文字起こしを実行する。音声認識には OpenAI Whisper を使用した。出力形式は表 1 に示す通り、ID・時間範囲・実況テキストから構成される。これらのテキストは後段の LLM による戦況スコア推定・要約生成の主要入力として利用する。

4.2 LLM による試合内容の分析

前節で取得した実況音声の文字起こし結果(表 1)を入

表 1: 動画からの文字起こしの結果 (抜粋)

ID	Time	LiveCommentary
1	00:00.000 - 00:06.000	さらには集団戦でのボールのゾーニングでルシアンを止めるというのも一つ役割に含まれてますから
2	00:06.000 - 00:07.000	フェイカーの動きが重要になる
3	00:07.000 - 00:10.000	ミッド対決 1 戦目から楽しみですね
... (中略) ...		
626	34:01.500 - 34:04.500	勝利したのは T1 です

力として、本研究では大規模言語モデル (LLM) による試合状況の自動分析を実行する。具体的には、1 分ごとの各実況セグメントに対して (1) 戦況スコア推定、(2) 戦況要約、(3) 初心者向け解説 (Tips) の 3 種類の情報を生成し、これらを観戦支援 UI に統合する。LLM には OpenAI GPT-4.1-mini を使用した。また、モデルには試合のメタ情報 (チーム名、選手名、使用チャンピオン構成) を事前に与え、実況文中に登場する固有名詞の参照関係や役割理解を補助した。

以下、ユーザに提示する 3 種類の情報について詳細を述べる。

戦況スコア

LLM によって生成される戦況スコアは範囲 [1.0,-1.0] の実数値で表し、

- +1.0 : Blue サイドが大きく有利
- 0 : 互角
- -1.0 : Red サイドが大きく有利

と定義する。これにより、折れ線グラフ表示が可能となり、視聴者は試合進行に伴う優劣の変動を直感的に把握できる。

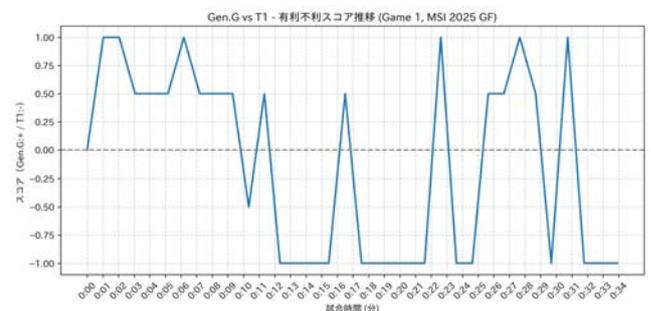


図 1: Gen.G vs T1 (MSI 2025 決勝 1 試合目) における戦況スコアの推移

戦況要約と Tips

LLM によって生成される戦況要約は、100 文字以内で戦況の核心を記述するものである。また、LLM によって生成される Tips は、スキル連携の狙いやオブジェクト管理など、初心者が理解しづらいポイントを平易な表現で提示

*3 <https://www.youtube.com/watch?v=-9-wgZ1jUH83>

*4 <https://esports.op.gg>

*5 <https://lol.gg/esports/home/>

するものである。

さらに本システムでは、4.3節で後述するように、生成したスコア系列に対し局所極値および plateau の端点を抽出し、戦況が急変した場面を自動的に特定するアルゴリズムを適用する。これらの抽出点は UI 上でアイコンとともに強調表示され、試合のハイライト候補として視聴者の注意を促す機能を果たす。LLM に入力したプロンプトと出力形式の概要を表 2 に示す。

表 2: LLM に与えた入力構造と出力フォーマット

区分	内容
入力 (メタ情報)	チーム名, 選手名, チャンピオン構成など
入力 (実況テキスト)	Whisper により抽出した試合全体の文字起こし
出力 (score)	- 1.0~+1.0 の連続値で表す戦況有利度
出力 (summary)	戦況の 100 文字以内要約
出力 (tips)	初心者向けの戦術・判断ポイント

4.3 戦況スコアの急変点抽出と LLM による理由・カテゴリ推定

LLM により各実況セグメントに対して算出された戦況スコア列 (時系列データ) を用いて、本研究では試合展開の急変点 (turning points) を自動的に抽出し、その背景要因とカテゴリを LLM に推定させる仕組みを構築した。まず、戦況スコアの局所極大点・局所極小点を検出することで、優勢側の転換や戦況の山場を示す候補点を抽出した。また、スコアが一定時間ほぼ変化しない plateau 区間を検出し、その両端も急変点として扱った。

抽出された急変点については、その前後数セグメントの実況文を再度 LLM に与えることで、急変の原因となった試合内事象を推定した。カテゴリは「teamfight」「skirmish」「pick」「objective」「tower」「lane swing」「vision」「rotation」「item power spike」の 9 種類を定義し、LLM に最も適合するものを 1 つ推定させた。これにより、単にスコアが変化したことを示すだけでなく、「なぜその変化が生じたのか」を可視化 UI に統合できる。

4.4 可視化

本研究では、LLM による戦況分析結果を観戦時に直感的に参照できるよう、可視化 UI を Web 上に構築した。本 UI は主に (1) 動画再生領域、(2) 戦況要約・Tips 表示領域、(3) 戦況スコア曲線、の 3 つの要素から構成される。図 2 に UI 全体の構成を示す。

動画再生領域および戦況要約・Tips 表示領域

動画再生領域には YouTube 埋め込みプレイヤーまたはローカル動画ファイルを表示し、視聴者が任意のシーンを

表 3: 急変理由カテゴリの定義

カテゴリ	定義
teamfight	5v5 またはそれに近い人数での集団戦が発生した場面
skirmish	小規模戦闘 (2~3 人規模) の発生
pick	特定の選手が捕まり、人数差が発生した場面
objective	ドラゴン/バロン/リフトヘラルドなどの中立オブジェクトの獲得に関わる場面
tower	タワー破壊またはタワープレート取得
lane swing	レーン主導権の大きな変化 (CS/ポジション優位など)
vision	視界確保・視野の差が勝敗に影響した場面
rotation	主要レーン/オブジェクトへの集団移動が成功した場面
item power spike	重要なアイテム完成によるパワースパイク



図 2: UI 全体図

直接確認できるようにした。戦況要約・Tips 表示領域では LLM により生成された summary と tips を時刻付きで表示し、動画の再生位置に応じて自動的に内容が切り替わるよう設計した。これにより、視聴者はゲーム内で何が起これ、どのような判断が重要であったかをリアルタイムに把握できる。



(a) ALL モード：試合全体の急変点を表示



(b) PARTLY モード：現在時刻までの急変点のみを表示

図 3: スコア曲線の拡大図：ALL モードと PARTLY モードの比較

戦況スコア曲線を表示するグラフ

戦況スコア曲線を表示する「スコアグラフ」(図3)では、LLMが出力した戦況スコアを時間軸上に折れ線として描画し、優劣の変化を視覚的に理解できるようにした。さらに、4.3節で述べた急変点(局所極大点・局所極小点・plateau端点)には、カテゴリを表すアイコン(例: teamfight = 剣, pick = クロスヘア, objective = トロフィーなど)を重ねて表示した。

スコアグラフには、ALL / PARTLY の2種類の表示モード切り替え機能を実装した。ALLモードでは試合全体の急変点が一括して表示され、戦況の全体構造を俯瞰的に把握できる。一方でPARTLYモードでは、動画の現在時刻までの戦況スコアや急変点のみを表示するため、スコア曲線によって将来の展開がネタバレされことなく観戦できる。これにより、分析用途にはALLモード、試合を迫体験したい視聴者や初心者による観戦にはPARTLYモードと、目的に応じて適切な視聴体験を選択できる。PARTLYモードは一度に大量の情報が提示されることを避け、認知的負荷を軽減する点でも有用である。

また、本UIでは動画とスコア曲線が同期しており、動画の再生位置に応じてスコア曲線上に赤色の縦線カーソルが移動する。逆に、ユーザーがスコア曲線上の任意の位置をクリックすると、動画の再生位置が対応する時刻へ即座にジャンプする。これにより、視聴者は戦況が大きく動いた場面へスムーズにアクセスでき、試合の振り返りや分析作業を効率化することが可能になる。

以上のUI機能により、LLMが生成した戦況情報・急変点・カテゴリ情報を動画視聴と統合し、試合の流れや重要ポイントを直感的かつ効率的に理解できる観戦支援環境を実現した。

5. まとめ・今後の展望

本研究では、LLMを用いて実況音声から試合状況を自動推定し、戦況スコア・要約・急変理由およびカテゴリ情報を生成する観戦支援システムを構築した。Whisperによる実況テキスト化、LLMによる戦況分析、時系列スコアに基づく急変点抽出、そして動画・スコア・解説情報を統合したUIの実装により、視聴者がLoLの試合展開を直感的に理解できる環境を実現した点に特徴がある。特に、ALL / PARTLYモードを用いた急変点表示の制御は、分析用途と観戦用途の双方に適した柔軟な視聴体験を提供する。

一方で、LLMが生成するスコアや要約、急変理由の精度についてはさらなる検討が必要である。現状ではLLM出力に揺らぎが生じる場合があり、実況表現の曖昧さやチャンピオン名・ゲーム内イベントの誤解釈が結果に影響を与えることが確認された。今後は、既存の試合ログデータ(キル・オブジェクト取得・ゴールド差推移など)との比較による定量的評価指標の整備や、システムプロンプト

の改良、試合メタ情報の追加付与など、LLM出力の安定化・高精度化に向けた取り組みが必要である。

さらに、本研究で構築したUIの有効性を検証するためには、実際の観戦者を対象としたユーザ評価が不可欠である。具体的には、初心者・中級者・熟練者のグループに対して、スコア可視化や急変点アイコン、summary/tips表示が戦況理解にどの程度寄与するかを主観評価および行動分析によって調査する予定である。また、ALL / PARTLYモードによる視聴体験の違いが学習支援や没入感に与える効果についても検証することで、本システムが観戦理解の促進や新規プレイヤーの定着に寄与し得るかを明らかにしたい。

本研究はLLMを活用した実況理解と戦況可視化の可能性を示す基盤的成果であり、今後の精度向上およびユーザ評価を通じて、より実用的な観戦支援システムとして発展させることが期待される。

参考文献

- [1] 佐藤 庄衛, 熊野 正, 清山 信正, 今井 篤, 山田 一郎: スポーツ中継のリアルタイムデータからの解説音声自動生成実験, 研究報告音声言語情報処理 (SLP), 2016-SLP-113(6), pp.1-6, 2016.
- [2] 大久保 深, 秦野 亮, 西山 裕之: スポーツ放送映像におけるマルチモーダル行動認識—画像特徴量と実況音声テキスト特徴量の統合—, 第86回全国大会講演論文集, Vol. 2024, No.1, pp.751-752, 2024.
- [3] Jinchu Li, Eric Zhao, Zhixiang Li: PREDICTING FOOTBALL MATCH OUTCOMES USING LARGE LANGUAGE MODELS: A COMPARATIVE STUDY WITH TRADITIONAL MACHINE LEARNING METHODS, Addison-Wesley Professional, 2024.
- [4] Zelong Yang, Zhufeng Pan, Yan Wang, Deng Cai, Xiaojiang Liu, Shuming Shi, Shao-Lun Huang: Interpretable Real-Time Win Prediction for Honor of Kings, a Popular Mobile MOBA Esport, IEEE Transactions on Games, Vol. 14, pp.589-597, 2022.
- [5] Junior Jailson B.S., Campelo Claudio E.C.: League of Legends: Real-Time Result Prediction, arXiv:2309.02449, 2023.
- [6] Seok-Kyu Kang, Jee-Hyong Lee: An E-sports video highlight generator using win-loss probability model, Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC '20), ACM, pp.915-922, 2020. doi:10.1145/3341105.3373894.