

VALORANT 大会観戦者を対象にした直前ラウンドのイベント確認支援インターフェースの試作

下神大和ⁱ 梶並知記ⁱⁱ

ⁱⁱⁱ 文教大学 情報学部

ⁱ c3p31049@bunkyo.ac.jp, ⁱⁱkajinami@bunkyo.ac.jp

概要: 本稿では、『VALORANT』の大会観戦者を対象にした、直前ラウンドのイベント確認支援インターフェースを提案する。オンラインによる一般的な大会観戦では、直前のラウンドの勝敗を分けた一連の攻防の流れが分かりにくい。したがって本稿では、各ラウンド終了後の購入フェーズの時間を利用し、直前のラウンドで起きた勝敗を分ける重要なイベントと、それに関連するアビリティ使用などの行動との繋がりに焦点を当てて可視化する。

キーワード: VALORANT, FPS, 情報可視化, 観戦支援

Prototyping a Spectator Support Interface for Reviewing Previous Round Events in VALORANT Tournaments

Yamato SHITAGAMIⁱ Tomoki KAJINAMIⁱⁱ

^{i, ii} Faculty of Information and Communications, Bunkyo University

ⁱ c3p31049@bunkyo.ac.jp, ⁱⁱkajinami@bunkyo.ac.jp

Abstract: This paper proposes a spectator support interface for reviewing previous round events in VALORANT tournaments. In typical online tournament viewing, it is often difficult to grasp the sequence of offensive and defensive maneuvers that determined the outcome of the preceding round. To address this, our system utilizes the buy phase following each round to visualize the connections between pivotal, game-deciding events and associated player actions, such as ability usage.

Keyword: VALORANT, First-Person Shooter, Information Visualization, Spectator Support

1. はじめに

本稿では、『VALORANT』⁽¹⁾の大会観戦者を対象にした、直前ラウンドのイベント確認支援インターフェースを提案する。

『VALORANT』は、Riot Games が開発・販売するタクティカルシューターゲームであり、固有のアビリティを持つキャラクターを操作し、5 人 1 組のチームで攻撃と防衛に分かれて対戦する。街や遺跡を模したゲームフィールド(複数のサイトと呼ばれる区画から構成される)上を移動しつつ、攻撃側はスパイクと呼ばれる爆弾を特定のサイトに設置し、爆破するか敵チームを全滅させることでラウンド勝利を目指す。一方、防衛側はスパイクの設置を阻止するか、設置されたスパイクを解除するか、あるいは敵チームを全滅させることでラウンド勝利を目指す。試合は先に 13 ラウンド取得したチームが勝利する。

『VALORANT』は、世界各国で大規模な e-Sports 大会が開催され、Web 配信プラットフォームを通じて世界中の観戦者に視聴されている。主要な国際大会では、同時視聴者数が 150 万人を超えるなどのピーク同時視聴者数を記録している[1]。

Riot Games はより戦術的でインパクトのあるリプレイ放送を目指している[2]。しかしながら、現状の観戦環境では、その実現が十分とは言えない。オンラインによる一般的な大会観戦において、ラウンド間のリプレイ映像にキルシーンなどが局所的に映し出されることが多い。また、リアルタイムな観戦は、主にキャラクターの一人称視点画面を中心であり、プレイヤの華麗なプレイやキルシーンの興奮を伝える上では有効であるものの、ラウンド内でのチーム全体としての戦術がどのように展開し、決着したのかを深く理解するためには不十分であ

る。例えば、索敵やスマートといった支援行動を経て、チームがどのようにラウンドを勝利したかという一連の攻防が、局所的な視点からは読み取りにくい。

試合終了後に、観戦専用画面のミニマップを用いて、実況解説者が注目したラウンドの解説が実施されることがあるが、いくつかの特定のラウンドに限定されることが多く、すべてのラウンドで実行された攻防が体系的に説明されることは稀である。このように、現在の観戦環境には、ラウンドの勝敗を分けた一連の攻防の流れを、把握できる機会が欠けている。

したがって本稿では、このラウンドの勝敗を分けた一連の攻防の流れが分かりにくいという課題を解決するため、『VALORANT』を対象としたラウンド間での短時間振り返り支援インターフェースを提案する。本手法は、各ラウンド終了後の購入フェーズという短い時間を利用し、直前のラウンドで起きた勝敗を分ける決定的な場面(以下、重要イベント)と、それに関連する貢献したキャラクターのアビリティ使用との繋がりに焦点を当てて可視化する。これにより、観戦者がなぜそのプレイが成功したのかを直感的に理解し、ラウンドの展開を効率的に把握できるように支援する。

2. 関連研究

既存の研究として、まず一般的なスポーツ映像の解析やハイライト生成に関するものが挙げられる。選手の表情やアクション、観衆の歓声といったマルチモーダルな特徴量を用いて、ゴルフやテニスのハイライトを自動選別する手法が提案されている[3]。また、YOLO を用いてスコアボードを検出し、試合のキーイベントを抽出する手法[4]や、サッカー観戦映像の文脈理解やリプレイの特定を目的とした大規模データセットの構築[5]なども行われている。これらは映像内の決定的

な瞬間を特定することには優れているが、その結果に至るまでの戦術的な過程を観戦者に理解させるための可視化については十分に検討されていない。

次に、e-Sports における観戦支援や戦況の可視化に関する研究がある。SVM を用いてチーム間の境界線(前線)を算出し、マップ上の支配領域を動的に可視化する手法がある[6]。FPS の実況解説における情報の出現頻度と観戦者の需要が分析され、エリア優位性(取得エリアやアビリティの関与)を明示的に可視化する手法が提案されている[7]。これらの研究は主にリアルタイムな戦況把握を支援するものであるが、本研究が対象とするラウンド間の短い時間における、結果とその要因となる行動の繋がりに焦点を当てた振り返り支援とは目的が異なる。

さらに、プレイ内容の振り返りや分析を支援する研究も進められている。MOBA ゲームにおいて、リソース差やイベントの連鎖を可視化することで、逆転や一方的な展開が生じた原因を特定するシステムが提案されている[8]。また、タクティカルシューターにおける角待ち行動の有効性を定量的に評価し、マップ上に可視化するインターフェースも提案されている[9]。タクティカルシューターにおいて、キャラクタの移動軌跡から特徴量を抽出することでプロチームの戦略を分類・解析する研究も行われており、移動軌跡が戦術や意図を把握する上で有効な情報源であることが示されている[10]。これらは戦術と結果の因果関係を詳細に分析できる一方で、主に対象をプレイヤや専門家としており、観戦映像提示中の限られた時間内で一般的な観戦者が直感的に理解するための提示方法としては課題が残る。

以上のように、既存研究ではハイライトの抽出やリアルタイムな戦況可視化、詳細なプレイ分析は行われているものの、ラウンド制のタクティカルシューターにおいて、直前のラウンドの勝敗を分けた一連の攻防を、観戦者が短時間で把握するための支援は十分ではない。したがって本研究では、重要なイベントとその要因となった行動の繋がりに焦点を当て、購入フェーズという限られた時間内で戦術的な流れを確認できるインターフェースを提案する。

3. ハイライトビューの構築

3.1 コンセプト

現在の『VALORANT』の観戦環境では一人称視点での観戦が主であり、ラウンドの勝敗を分けた連携行動が分かりにくいという課題を解決するため、ラウンド間の購入フェーズという限られた時間内で、直前のラウンドにおける以下の 3 つの要素を可視化する。

移動軌跡: ラウンド中にキャラクタがゲームマップ上を移動した経路を指す。移動軌跡はプロチームの戦略や意図を解析する上で有効な情報源であることが示されている[10]。本手法ではこの点に着目、キャラクタのポジショニング、ローション、交戦地点、といったチーム全体の行動を可視化し、エリアコントロールの推移を把握可能にすることを目的とする。

重要イベント: ラウンドの勝敗に直接影響を与え、勢いを変化させ、最終的にラウンドの結果を左右する重要な瞬間を指す。これは、勝敗の決定打となった局面を明示し、観戦者の注意を喚起することを目的とする。

貢献行動: ラウンドの勝敗を分けた重要イベントの成功に、直接的に貢献したキャラクタのアビリティ使用を指す。これは、単なる成否の結果だけでなく、その結果を導いた原因を推測し易くすることを目的とする。

これらの要素をミニマップと統合して再生するハイライトビューを構築し、ラウンド間のリプレイ映像提示時に従来の観戦画面と並べて提示する。ハイライトビューでは、試合の開始から終了まで再生するが、重要イベントや貢献行動の発生時には実際の試合進行速度で再生し、それ以外の場面(移動のみなど)は高速再生する。観戦者が限られた時間内で効率的にラウンドの流れを復習し、勝敗を分けた原因(貢献行動)と結果(重要イベント)の直接的な繋がりを理解でき、なぜそのプレイが成功したのかを直感的に理解できるように支援する。

3.2 構築手順と実装環境

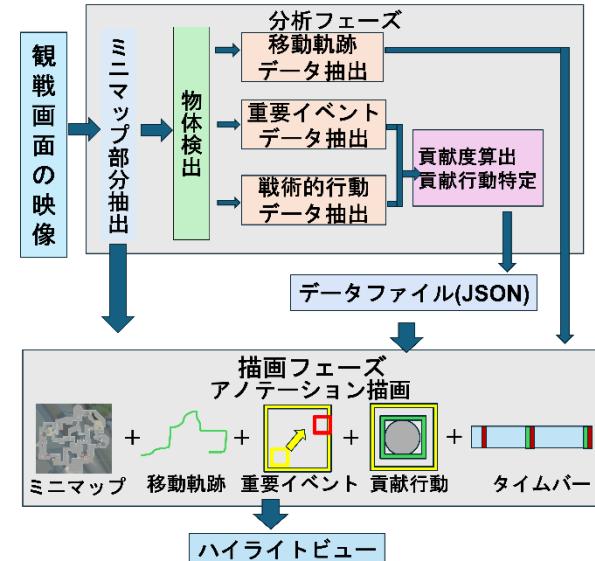


図 1. ハイライトビュー構築の流れ¹

ハイライトビュー構築の流れを図 1 に示す。本手法は、直前ラウンドの観戦画面内のミニマップ映像から戦術的なデータを抽出する分析フェーズと、そのデータを可視化する描画フェーズの 2 段階で構成する。

分析フェーズ: 入力された観戦画面の映像からフレームごとにミニマップ、キルログ、UI を検出し、移動軌跡や重要イベントを抽出する。特に、3.3.3 節で述べる貢献度算出方法に基づき、重要イベント発生前のアビリティ使用の貢献度を算出し、スコアが最も高いものを貢献行動として特定する。解析結果は JSON 形式のデータファイルとして保存する。

描画フェーズ: 分析フェーズで生成されたデータファイルとミニマップ部分の映像を読み込み、移動軌跡や重要イベント、

¹ 図 1~7 で用いているゲーム画面の一部の映像は

『VALORANT』⁽¹⁾から学術引用している。

貢献行動を示すアノテーションの描画や、映像再生の現在位置やイベント発生時刻を示すタイムバーを描画し、最終的なハイライトビューを生成する。

ハイライトビューの構築には Python 3.11.9 を用い、画像処理ライブラリには OpenCV、数値計算には NumPy、物体検出モデルの実装には Ultralytics の YOLOv8 ライブラリを使用する。物体検出モデルは、Roboflow 上でアノテーションを行ったデータセットを用いて学習させたものである。解像度 1920×1080 ピクセル、フレームレート 60fps の観戦画面の映像を入力データとして使用する。ミニマップ部分は 365×340 ピクセルである。

描画処理は、OpenCV の描画関数を用いて映像フレームごとにオーバーレイ合成することで実装する。移動軌跡や重要イベント、貢献行動を示すアノテーションは、描画関数 (line, circle 等) を組み合わせて描画し、タイムバーについては、動画の総フレーム数と現在のフレーム番号から進行割合を計算し、長方形描画 (cv2.rectangle) を用いて毎フレーム更新することで、滑らかな再生位置表示を実現する。

3.3 分析フェーズ

3.3.1 移動軌跡データの抽出

キャラクタの移動軌跡は、従来の観戦画面のミニマップ領域を対象に、フレームごとに物体検出モデルを用いて取得する。具体的には、ミニマップに表示される縦横 18 ピクセルのキャラクタのアイコンをモデルに学習させる。入力された観戦映像にキャラクタアイコンが出現した際、各アイコンの中心座標をフレーム番号と共に時系列データとして記録し、各キャラクタの軌跡データとする。

3.3.2 重要イベントデータの抽出

本稿では、ラウンドの全体的な流れを明確にするため、抽出する重要イベントを以下の 4 つとする。

ファーストブラッド: ラウンド最初のキルであり、ラウンドの流れが動き出す起点となる。

スパイク設置/解除: 勝利条件に直結するラウンド目標の達成を示すイベントと位置づける。

マルチキル: 2 連キルや 3 連キルなど短時間での連続キルであり、戦況の大きな転機となる。

ラストキル: ラウンドの勝敗が決定した最後（またはその直前）のキルであり、ラウンドの終了を示すイベントとして扱う。

これらの重要なイベントの抽出は、主にゲーム観戦画面の特定領域に表示される通知（キルログ、スパイク通知など）を認識することで行う。通知の例を図 2 に示す。キルをしたキャラクタ、キルされたキャラクタのアイコンが表示されるため、移動軌跡の取得と同様に、物体検出モデルに対し、ファーストブラッド、マルチキル、ラストキルの各キルログアイコンやキャラクタアイコンを学習させる。入力された観戦映像にこれらのアイコンが出現した際、その時刻を重要イベント発生時刻として記録する。



図 2. 重要イベント抽出に用いる通知の例

3.3.3 貢献行動の抽出と貢献度の算出

貢献行動の特定は、戦術的行動の検出と貢献度の算出の 2 段階で行う。戦術的行動の検出は、物体検出モデルを用いて、ミニマップ上に表示される各エージェント固有のアビリティアイコンを検出する。例えば、ソーサーのリコンボルトのアイコン（ 18×18 ピクセル）や、アストラのスマートのアイコン（ 25×25 ピクセル）を学習させる。これにより、各戦術的行動が発生したフレーム番号（時間）と検出されたアビリティアイコンの中心座標を時系列データとして記録する。

検出した戦術的行動が、重要イベントにどれだけ貢献したかを評価するため、貢献度スコア (S) を算出する。3.3.2 節で抽出する、ある重要イベントを E_i (i はイベント番号)、それ以前に発生した戦術的行動を A_j (j は行動番号) と表す。 E_i に対する A_j の貢献度 S_{ij} スコアを時間的近さと空間的近さの 2 つの基準を用いてモデル化する。

時間的な近さ (Δt_{ij}): A_j の発生から E_i が発生するまでの経過時間。

空間的な近さ (d_{ij}): A_j (アビリティアイコンの中心座標) と E_i (重要イベントの主体となるアイコンの中心座標) のミニマップ上の直線距離。

これら 2 つの基準を統合し、最終的な貢献度スコア S_{ij} を以下の式(1)に示す。アビリティの効果が時間経過と共に急速に低くなり、距離が離れるにつれて緩やかに低くなる。ある重要イベント E_i が発生した際、それ以前に発生した全ての戦術的行動 A_j について S_{ij} を算出し、その値が最も高い A_j を、 E_i の貢献行動とする。

$$S_{ij} = \frac{1}{\Delta t_{ij}^2} \cdot \frac{1}{d_{ij}} \quad (1)$$

貢献行動を特定する例を図 3 に示す。重要イベントであるファーストブラッドが発生する前に 2 種類の戦術的行動（索敵アビリティ） A_2 と、エリアコントロール行動（スマート） A_1 が発生していたとする。重要イベント E_1 （ファーストブラッド）に対し、距離が 100px 離れた場所で 2.0 秒前に戦術的行動 A_1 （スマート）、距離が 500px 離れた場所で 1.0 秒前に戦術的行動 A_2 （索敵アビリティ）が発生していた場合、貢献度スコアは、 $S_{11} = 0.0025$, $S_{12} = 0.0020$ となる。 $S_{11} > S_{12}$ となるため、この例では発生時刻が古くても距離の近いスマートを貢献行動として特定する。

重要イベント E_1 ファーストブラッド発生

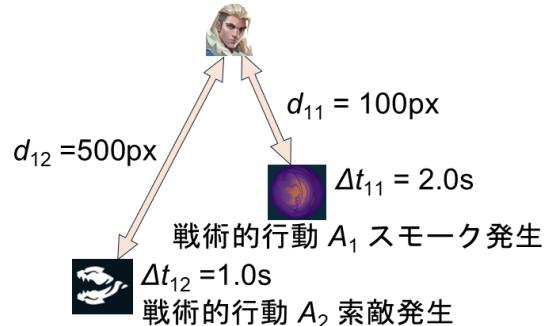


図 3. 貢献行動の特定例

3.4 描画フェーズ

3.4.1 移動軌跡の可視化

各キャラクタの移動軌跡は、JSON形式のデータファイルに1フレームごとに記録されている各キャラクタのミニマップ上のxy 座標を直線で繋いで、ミニマップ部分の映像に重ねて描画する(具体例は 4.2.1 節で示す)。直線の色は、攻撃側を赤色、防衛側を緑色とする。ラウンド開始から現在再生時刻までの移動経路を、時間経過とともに累積的に描画する。これにより、観戦者が最新ポジショニングだけでなく、そこに至るまでの侵攻ルートの全貌や、ラウンドを通じた攻撃側・防衛側のエリアコントロールの推移を、一目で俯瞰的に把握可能となることを目指す。

3.4.2 重要イベントデータの可視化

3.3.2 節で述べた、キルに関連する 3 種類の重要なイベント(ファーストブラッド、マルチキル、ラストキル)の発生時には、キルを行ったプレイヤ(Killer)から倒されたプレイヤ(Victim)へ最短で向かう矢印をミニマップ部分の映像に重ねて描画する(具体例は 4.2.2 節で示す)。これにより、誰がどこから誰を倒したのかという位置関係を明確にする。スパイク設置/解除発生時には、設置地点に紫色の枠を描画し、「SPIKE PLANT」等のテキストを表示する。また、これら 4 種類の重要なイベント発生時には、イベントの主体となる対象(ファーストブラッドやマルチキルであればキルを行ったキャラクタ、ラストキルであればキルされたキャラクタ、スパイク設置であればスパイク)のアイコンの中心座標を注視点とし、その座標が画面中央に来るようミニマップ部分の映像をアニメーションを伴って拡大表示する。拡大率は、表示領域が縦横 200 ピクセルとなる倍率である。

3.4.3 貢献行動の可視化

3.3.3 節で特定された貢献行動が発生した際にも、重要なイベントと同様に、その発生地点を中心としてミニマップ部分の映像を自動的に拡大表示する。該当地点には、アビリティの形状に応じた緑色の円形または矩形のエフェクトを描画する。また、本稿では、戦術的行動をその役割に基づき、敵の位置情報を味方に提供する索敵行動と、マップ上の特定のエリアを確保・封鎖するエリアコントロール行動の 2 つに分類し、円形または矩形エフェクトの横に、戦術的行動のカテゴリ(「AREA CONTROL」と「RECON」と、アビリティ名をテキストラベルとして描画する。また、画面左上には「CONTRIBUTION」というラベルをオーバーレイ表示し、現在表示されているシーンが、直後の重要なイベントに影響を与えたプレイであることを明示する(具体例は 4.2.3 節で示す)。

4. インタフェース実行例

4.1 画面レイアウト

ハイライトビューのレイアウトを図 4 に示す。ハイライトビューは従来のリプレイ映像と並べて配置して使用し、ハイライトビューには直前ラウンドの観戦画面のミニマップ部分の映像と、タイムバーが含まれる。初期状態ではミニマップ全体の複製映像が表示されるが、重要なイベントや貢献行動可視化の際には、それぞれの発生地点(重要なイベントであればファ-

ストブラッド等はキルを行ったキャラクタ、ラストキルはキルされたキャラクタ、スパイク設置・解除であればスパイクの座標、貢献行動であればアビリティアイコンの中心座標)を中心として拡大表示する。ハイライトビュー内の、直前ラウンドのミニマップ部分の映像は、現在のラウンドの購入フェーズが終了するまで、すなわち従来のリプレイ映像が終了するのと同時に再生完了となるよう、高速再生する。ただし、重要なイベントや貢献行動が発生した場合、その発生 3 秒前から、重要なイベント(キルやスパイク設置)は発生 3 秒後まで、貢献行動は発生 1 秒後まで標準速度(等倍速度)で再生する。タイムバー(図中、青の矩形で囲んだ)は、左端が直前ラウンドの試合開始時刻、右端が試合終了時刻である。左端から右端へ向かって、現在の再生位置を示す白い棒が移動する。タイムバー上、赤で着色されている箇所が重要なイベント発生時間帯であり、緑で着色されている箇所が貢献行動発生時間帯である。

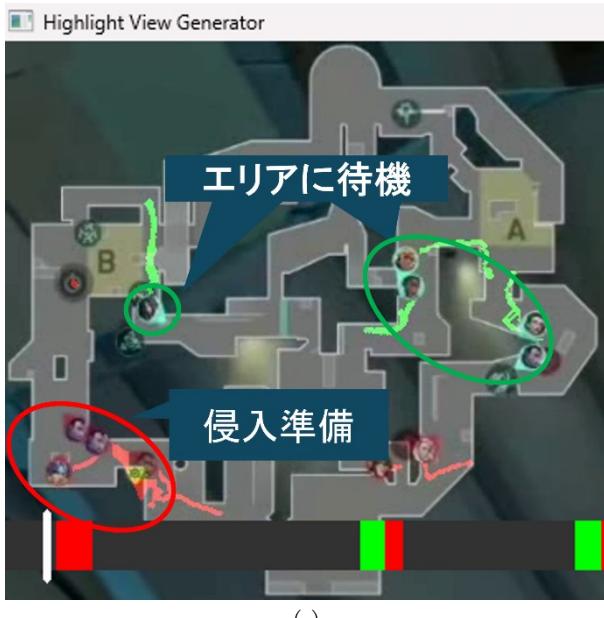


図 4. ハイライトビューのレイアウト

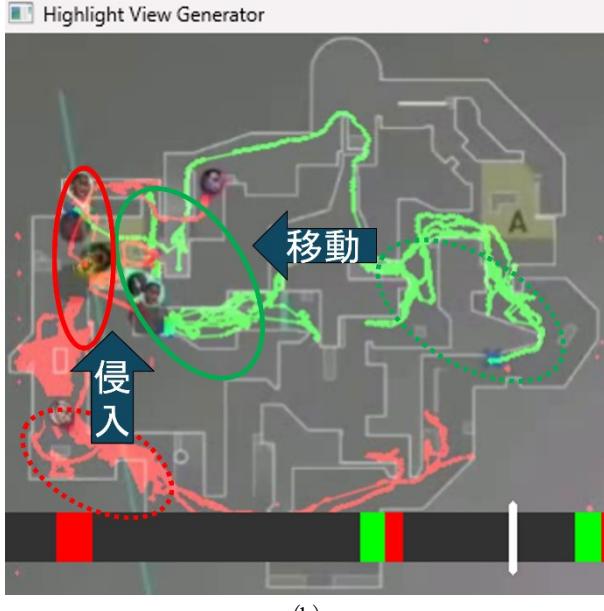
4.2 可視化例

4.2.1 移動軌跡の可視化

移動軌跡を描画しているハイライトビューの可視化結果を図 5 に示す。本システムでは、攻撃側のキャラクタの移動軌跡を赤色、防衛側のキャラクタの移動軌跡を緑色で描画する。図 5(a)は、ラウンド序盤において攻撃側が侵入を試みている段階(図中、赤色の実線の枠で囲った箇所)であり、防衛側(緑色)の配置にはまだ大きな変化が見られず、各エリアで待機している状態(図中、緑色の実線の枠で囲った箇所)が確認できる。一方、図 5(b)では、攻撃側の進行ルートに対し、防衛側が対応して大きく移動(ローテーション)している様子が捉えられている。画面左側において、攻撃側(赤色)がサイト内へ侵入していく様子(図中、赤の実線の枠で囲った)が確認できる。画面右側のサイトにいた防衛側プレイヤ(図中、緑色の実線の枠で囲った)が、交戦地点である左側のサイトへ向かって移動した長い緑色の軌跡が可視化されている。従来の一人称視点では見逃しがちな、このようなチーム全体のエリア移動を把握することができる。



(a)



(b)

図 5. 移動軌跡の可視化例

4.2.2 重要イベントの可視化

重要イベント発生時のハイライトビューを図 6 に示す。イベント発生地点を拡大表示し、ハイライトビューを黄色の枠で囲み、テキストラベル(図では、"FIRST BLOOD")を描画する。また、キル発生時には Killer(図では、黄色の枠と文字で表示)から Victim(図では、赤色の枠と文字で表示)を実線の矢印が指し、両者の位置関係を示す。ラウンドの序盤での行動であり、タイムバー上の左端付近の赤色で示されている時間帯での行動である。

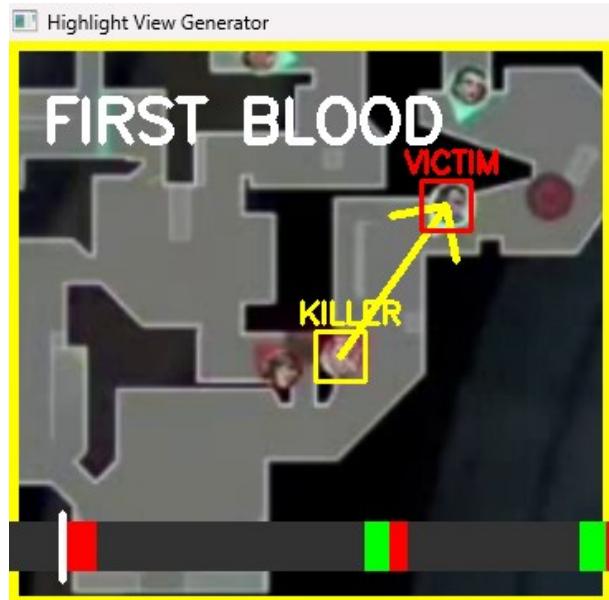


図 6. 重要イベントの可視化例

4.2.3 貢献行動の可視化例

貢献行動として特定されたシーンの可視化結果を図 7 に示す。図 7(a)はエリアコントロール行動であるスモークが展開された地点に対し、緑色の円形エフェクトと「CONTRIBUTION」のラベルを描画している。ラウンド終盤での行動でありタイムバー上の右端付近の緑色で示されている時間帯での行動である。

図 7(b)は、索敵行動であるソーヴァの「リコンボルト」が貢献行動として特定された例である。敵の位置を特定するアビリティが使用された地点にエフェクトと「RECON」のラベルが表示されている。

5. おわりに

本稿では、『VALORANT』の大会観戦者を対象にした、直前ラウンドのイベント確認支援インターフェースを提案した。具体的には、分析フェーズにおいて、ゲーム映像のミニマップ部分を複製し、物体検出モデルを用いて移動軌跡、重要イベント、貢献行動を抽出し、それらの時空間的な関係性に基づいて重要なシーンを特定し、JSON 形式のデータセットを作成した。描画フェーズにおいて、ミニマップ部分の映像に重ねて、キャラクタの移動軌跡、重要イベントや貢献行動の発生を示すアノテーションを描画したハイライトビューを構築した。ハイライトビューにより購入フェーズという限られた時間内で、直前のラウンドで起きた勝敗を分ける決定的な場面である重要イベントと、それに関連する貢献したキャラクタのアビリティ使用との繋がりに焦点を当てて提示した。

今後の課題として、被験者実験による有効性の検証や、検出対象となるイベントおよび戦術的行動の種類の拡充などが挙げられる。



(a)



(b)

図 7. 貢献行動の可視化例

- [5] Delière, A., Cioppa, A., Giancola, S., Seikavandi, M. J., Dueholm, J. V., Nasrollahi, K., Ghanem, B., Moeslund, T. B., Droggenbroeck, M. V. (2021) SoccerNet-v2: A Dataset and Benchmarks for Holistic Understanding of Broadcast Soccer Videos, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, pp. 4503–4514.
- [6] Peché, J., Tsishurou, A., Zap, A., Wallner, G. (2025) Where are the Frontlines? A Visualization Approach for Map Control in Team-Based Games, *arXiv preprint arXiv:2507.19193*.
- [7] 八木聖太・梶並知記(2024) FPS ゲームのエリア優位性に着目した観戦支援手法の検討, 日本デジタルゲーム学会第 14 回年次大会予稿集, pp. 140–145.
- [8] Li, Q., Xu, P., Chan, Y. Y., Wang, Y., Wang, Z., Qu, H., Ma, X. (2017) A Visual Analytics Approach for Understanding Reasons behind Snowballing and Comeback in MOBA Games, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 23(1), pp. 211–220.
- [9] 佐藤隼介・梶並知記(2022) FPS ゲームにおける角待ちに注目した可視化インターフェース, 日本デジタルゲーム学会第 12 回年次大会予稿集, pp. 23–26.
- [10] 山田幹大(2025) タクティカルシューターゲームにおけるチームでの移動を考慮した軌跡特徴量による戦略解析, 日本デジタルゲーム学会 2025 年夏季研究発表大会予稿集, pp. 79–84.

ゲーム

(1) 『VALORANT』, Riot Games, 2020. (PC)

参考文献

- [1] Esports Charts (2024) "VALORANT - Esports Statistics, Live Viewership & Twitch Stats", <https://escharts.com/ja/games/valorant> (2026 年 1 月 17 日取得)
- [2] Choudhury, K. (2025) "VCT EMEA Stage 2 brings player focused upgrades, player council and more", <https://www.thespike.gg/valorant/news/vct-emea-stage-2-kicks-off-with-player-council-better-pcs-and-more/6435> (2026 年 1 月 17 日取得)
- [3] Merler, M., Mac, K. C., Joshi, D., Nguyen, Q.-B., Hammer, S., Kent, J., Xiong, J., Do, M. N., Smith, J. R., Feris, R. S. (2019) Automatic Curation of Sports Highlights using Multimodal Excitement Features, *IEEE Transactions on Multimedia*, 21(5), pp. 1147–1160.
- [4] Guntuboina, C., Porwal, A., Jain, P., Shingrakhia, H. (2021) Deep Learning Based Automated Sports Video Summarization using YOLO, *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 20(1), pp. 99–116.