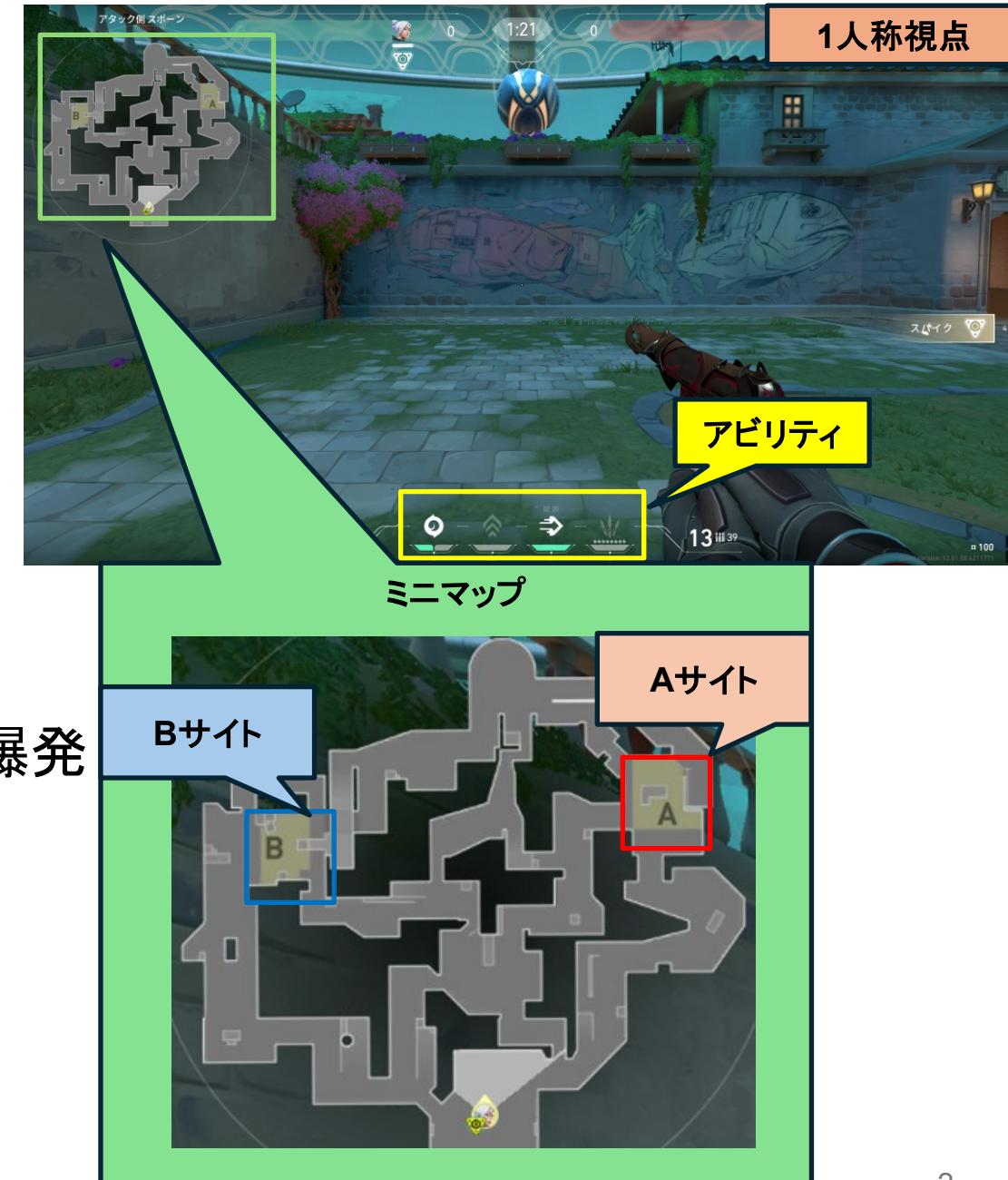


# VALORANT大会観戦者を対象にした 直前ラウンドのイベント確認支援 インターフェースの試作

下神大和 梶並知記  
文教大学

# VALORANTとは

- ・FPSゲームの一種
- ・5対5のタクティカルシューターゲーム
- ・各キャラクターが固有のアビリティを保有
- ・キャラクターを1人称で操作
- ・攻撃側と防衛側に分かれ13ラウンド先取で勝利



## 攻撃側の各ラウンド勝利条件

- ・特定のサイトにスパイク（爆弾）を設置し、爆発
- ・相手チームを全滅（スパイク未設置でもOK）

## 防衛側の各ラウンド勝利条件

- ・スパイク設置を阻止し、制限時間まで防衛
- ・スパイクが設置された後に解除
- ・相手チームを全滅（スパイク未設置なら勝利）

# 現状の観戦環境と課題

## 現状の観戦環境

- ・一人称視点が主体
- ・リプレイはラウンド間の購入フェーズ中に放映
- ・リプレイは「キルシーン」等の局所的な場面が中心
- ・購入フェーズは時間が限定

## 課題

- ・チーム全体の移動やエリア取得の把握が困難
- ・ラウンドの重要な場面の特定が困難
- ・キルなどの結果に至るまでの原因が不明瞭

→ 観戦者がラウンドの勝敗要因を直感的に理解することを支援

リアルタイム解説（1人称視点） チーム名、取得ラウンド数



キルシーンのリプレイ映像



# 研究目的

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提案

1ラウンド目	2ラウンド目	…
購入フェーズ	戦闘フェーズ	購入フェーズ 戦闘フェーズ …

この時間活用



可視化

全キャラクタの移動軌跡  
発生した重要イベント（結果）  
発生した貢献行動（原因）



観戦者がラウンドの勝敗要因を  
直感的に理解することを支援

# 関連研究

ハイライト生成に関する研究

- ・YOLOを用いた深層学習に基づく自動スポーツビデオ要約[Guntuboina21]
- ・マルチモーダルな興奮度特徴量を用いたスポーツハイライトの自動キュレーション[Merler19]

→ キーイベント抽出が鍵

観戦支援や振り返り支援に関する研究

- ・FPSゲームのエリア優位性に着目した観戦支援の検討[八木24]
- ・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[佐藤22]

→ ミニマップへのアノテーションが鍵

直前のラウンドの勝敗を分けた一連の攻防を

短時間で把握するための支援は不十分



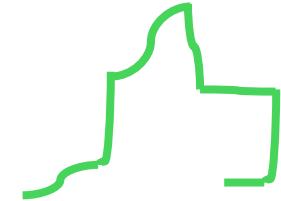
本研究では、キーイベント抽出の手法とミニマップ上の図形アノテーションによる可視化手法を応用

# 提案手法概要

移動軌跡 : 全キャラクタのラウンド開始時からの移動経路

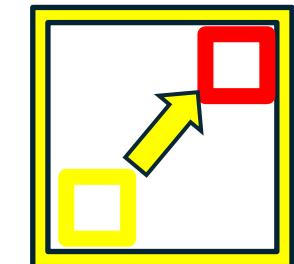
チームの戦略や意図を把握する上で有効な情報源[山田25]

1フレームごとにミニマップ上のキャラクタのXY座標を取得  
直線で接続しミニマップ上に描画



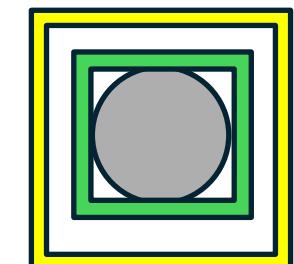
重要イベント : ラウンドの勝敗を分けた決定的な場面、あるいは戦況の流れを大きく変えた瞬間

キル、スパイク設置、スパイク解除が該当  
ミニマップ上に図形で強調表示



貢献行動 : 重要イベント成功の要因となったアビリティ使用

重要イベントに貢献したアビリティをミニマップ上に  
図形で強調表示



## ハイライトビューの構築

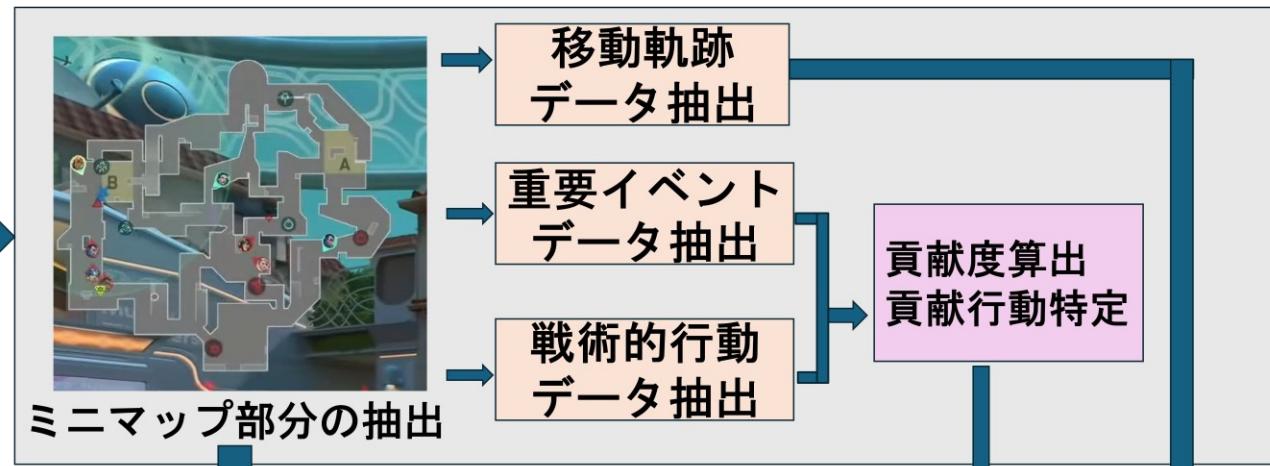
- ・ミニマップ部分 + 可視化する3つの要素
- ・重要イベント・貢献行動シーン → 等倍速再生
- ・その他 → 高速再生（購入フェーズ終了と同時に再生終了）

# システム構築手順

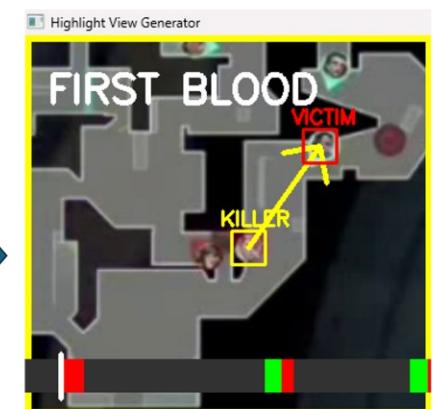
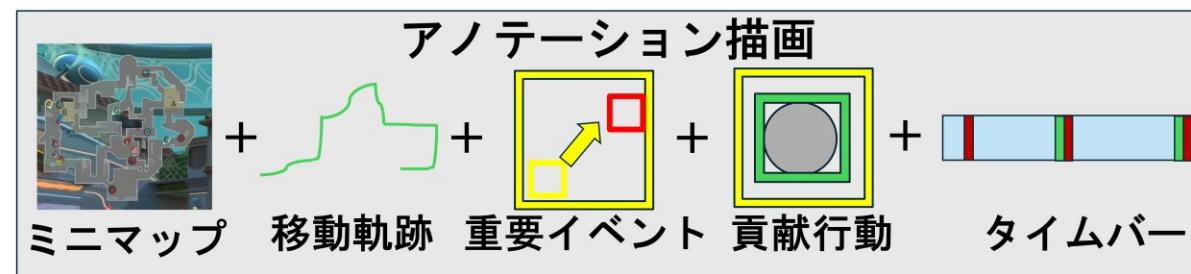
## 分析フェーズ



観戦画面の映像



## 描画フェーズ

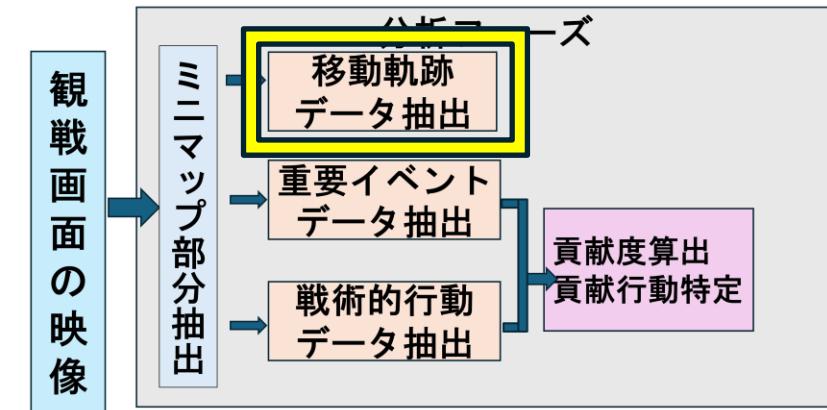


ハイライトビュー

# 分析フェーズ：移動軌跡データの抽出

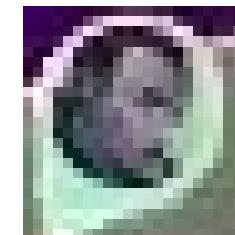
## 移動軌跡

- YOLOv8を使用
- Roboflow を用いてラベル付けを実施し物体検出モデルによるキャラアイコンの学習
- ミニマップ上のキャラクタアイコンを検出



キャラアイコンのラベル付けの例

- 入力映像をフレームごとに解析
- 検出されたアイコンの中心座標 (x, y) を取得
- フレーム番号と共に時系列データとして記録し、軌跡データ化



キャラクタアイコンの例

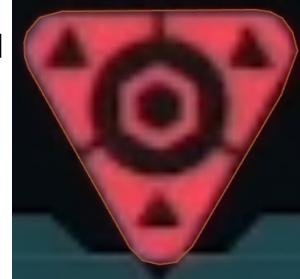
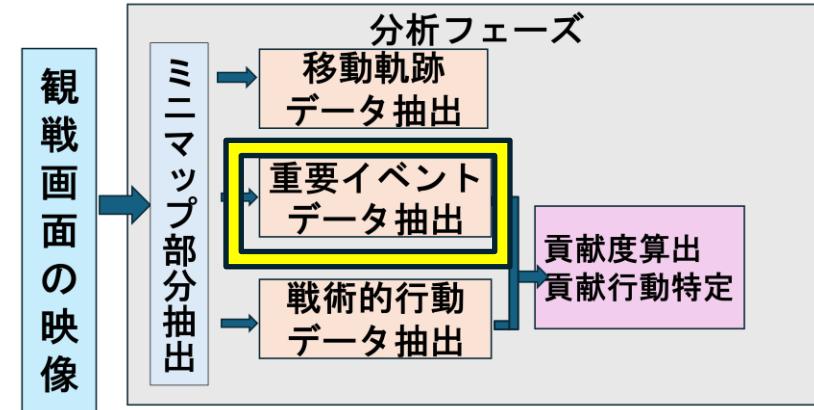


出力されるJSONデータ

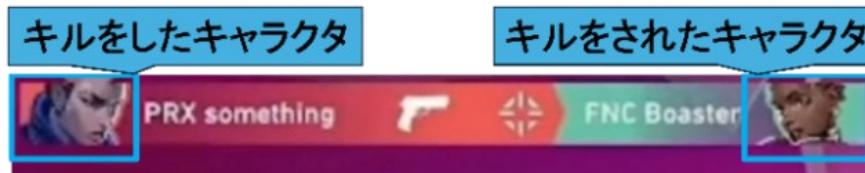
# 分析フェーズ：重要イベントデータの抽出

## 重要イベント

- 物体検出モデルによる画面上の通知（キルログ、スパイク通知）の学習
- ファーストブラッド、マルチキル、ラストキル、スパイク設置/解除を検出
- 発生したフレーム番号、重要イベントの種類  
キャラクタ名、中心座標を記録



スパイク設置通知のラベル付け



重要イベント検出に用いるキルログの例

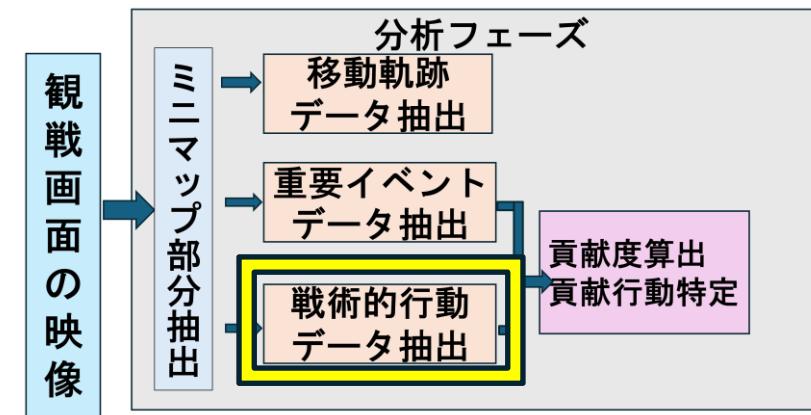


出力されるJSONデータ

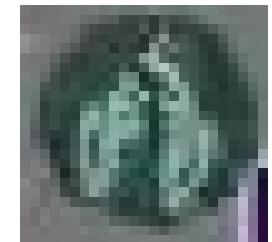
# 分析フェーズ：貢献行動データの抽出

## 貢献行動

- ・物体検出モデルによるミニマップ上のアビリティアイコンの学習
- ・ミニマップ上のアビリティアイコンを検出
- ・発生したフレーム番号、アビリティの種類、中心座標を記録



アビリティアイコンのラベル付けの例



アビリティアイコンの例

フレーム番号: 202, 種類: 'smoke\_friend', 座標: [41, 146]

```
{"frame": 202, "class": "smoke_friend", "x": 41, "y": 146}
```

出力されるJSONデータ

# 分析フェーズ：貢献度の算出

対象：イベント発生前の戦術的行動  
時間的・空間的に近い行動ほど高評価

重要イベント*i*に対する  
戦術的行動*j*の貢献度 $S_{ij}$

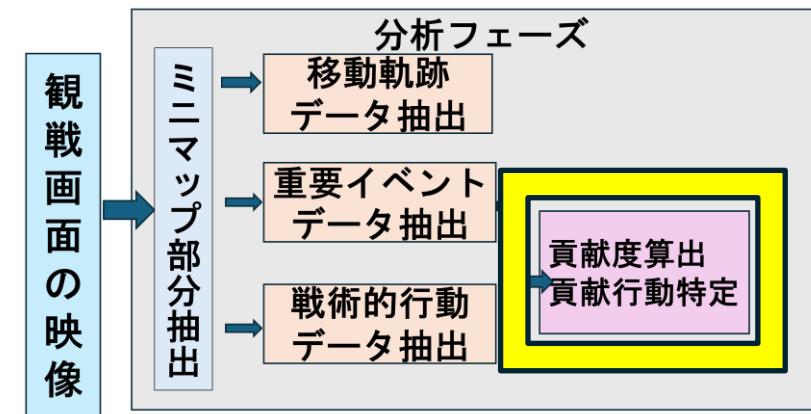
$$S_{ij} = \frac{1}{{\Delta t_{ij}}^2} \cdot \frac{1}{d_{ij}}$$

$\Delta t_{ij}$  : *i*と*j*の発生時刻の差（秒）  
 $d_{ij}$  : *i*と*j*間の直線距離（ピクセル）

重要イベント1 ファーストブラッド発生



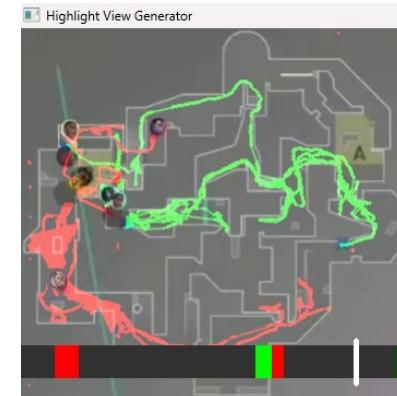
$S_{11} = 0.0025$  (スモーク : 距離近、時刻差大)  
 $S_{12} = 0.0020$  (索敵 : 距離遠、時刻差小)  
→ スコアの高いスモークを貢献行動として特定



# 描画フェーズ：アノテーション描画

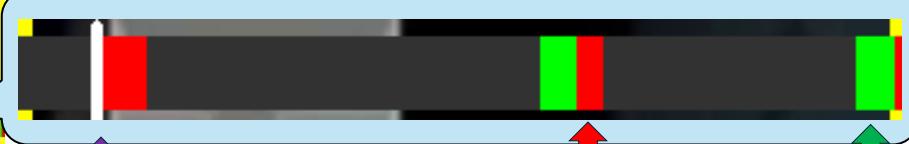
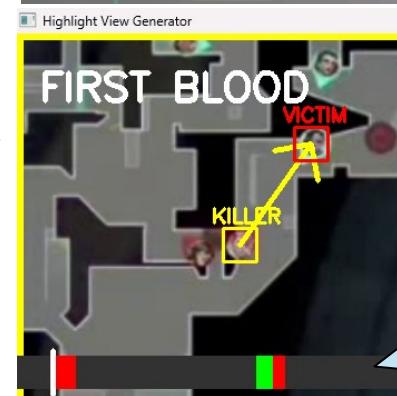
## 移動軌跡

- ・攻撃側（赤）、防衛側（緑）で色分け
- ・時間経過とともに累積描画



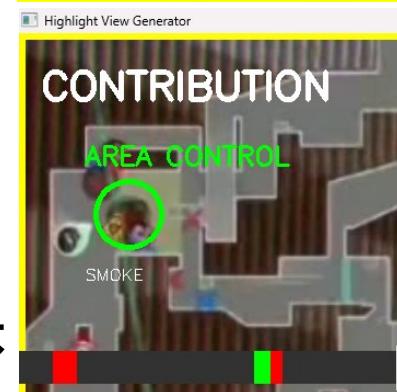
## 重要イベント

- ・発生地点を拡大表示（ズームイン）  
ファーストブラッド、マルチキルはキルした座標を拡大表示  
ラストキルはキルされた座標を拡大表示  
スパイク設置は設置位置を拡大表示
- ・Killer→Victimの位置関係を矢印で明示



## 貢献行動

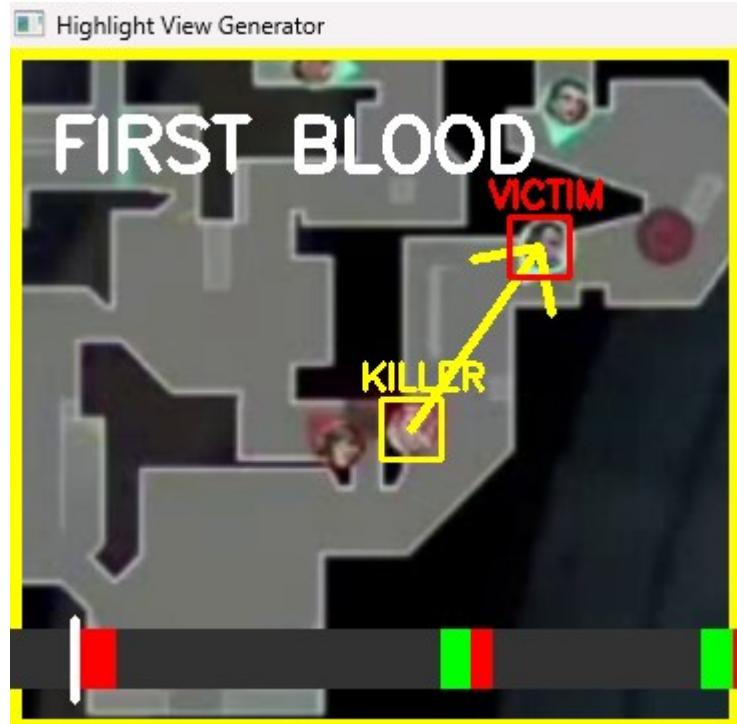
- ・貢献行動発生地点を拡大表示
- ・発生地点にエフェクトとラベルを表示
- ・「CONTRIBUTION」の文字で強調



# 画面レイアウト

## ハイライトビュー

- ・ミニマップ部分のみ
- ・タイムバーあり



## 従来のリプレイ放送画面

- ・選手の様子
- ・解説の音声
- ・リプレイ映像



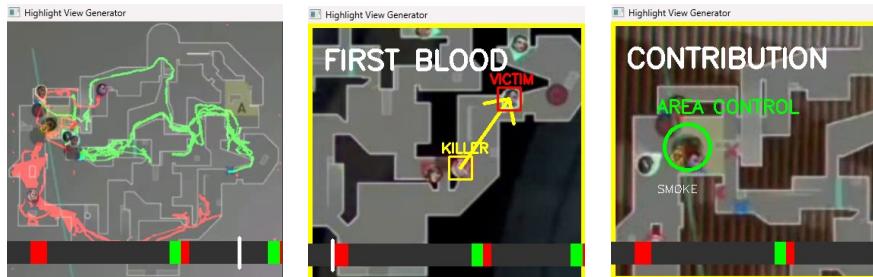


引用 : VALORANT Masters Toronto 2025 - Grand Finals - Day 13

# まとめと今後の課題

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提案

移動軌跡、重要イベント、貢献行動を可視化した  
ハイライトビューを構築



従来の観戦画面と並べて配置



購入フェーズ時に再生

今後の課題

- 被験者実験による有効性の検証