

対戦アクションゲームにおけるプレイヤーの 挙動観察のためのシーン検索

三ツ井 慧太郎¹

岡部 誠¹

受付日 2021 年 8 月 26 日, 採録日 2021 年 8 月 26 日

概要 : 私たちは対戦アクションゲームにおけるプレイヤーの挙動観察のためのシーン検索技術を提案する。近年、eSports (競技性の高いビデオゲーム) が流行っており、多くのプレイヤーが各々のスキルを上げ、対戦相手に勝ちたいと考えている。スキルを上げるための1つの方法は、様々な別のプレイヤーの対戦動画を見て、その挙動を観察することで強い行動パターンを学んでいくことである。本提案は、対戦中のある瞬間の画像を入力すると、その画像と似通った状態のシーンを動画データベースから複数検索して提示する。ユーザは提示された動画を観察することで、その瞬間以降に対戦相手がどういった挙動を取りうるか、また、自分はどういった行動に移るべきかの作戦を練ることができる。しかし、既存の動画検索技術では対戦ステージの背景の変化に対応した検索ができず、我々の目的を達成することができなかった。そこで、対戦ステージの背景の変化を無視し、プレイヤーの位置関係のみを考慮した特徴ベクトルを生成できるディープニューラルネットワークを開発することによって、シーン検索のための新手法を提案する。

キーワード : eSports、深層学習、画像検索

1. はじめに

近年、競技性の高いビデオゲームをスポーツ競技として捉えて“eSports”という名称で呼ぶほど、ビデオゲームに注目が集まっている。eSports はファースト・パーソン・シューティング(FPS)や、対戦型格闘ゲーム、サッカーやバスケットボールなどのスポーツゲーム、レーシングゲームなど、多種多様なジャンルがあり、それぞれのジャンルに複数のタイトルがある。eSports で活躍するためには、プレイヤーたちは各タイトルに特化してゲームを練習し強くなる必要がある。我々は毎年世界大会が開かれているニンテンドー・スイッチの「大乱闘スマッシュブラザーズ SP (2018 年発売、以下スマブラ)」を題材にプレイヤーが効率よく強くなるための支援に取り組んでいる。

eSports において、強いプレイヤーになるためには重要なことが 2 つある。1 つはゲームの操作技術を磨くことである。これは移動操作をミス無くこなしたり、技を出す際のコマンドを正確に入力するための練習などであるが、これはプレイヤー単独でも時間さえかければ習得が可能である。もう 1 つの重要なことは対戦相手を意識した練習をすることである。eSports はビデオゲームを媒体にしているが、要は人と人の試合であり、そこに面白さがある。相手をだますようなフェイントを掛けたり、相手のミスを誘発するよう

な行動を仕掛けたりする駆け引きが面白さの理由である。しかし、この対戦相手を意識した練習はプレイヤー単独でやるのが難しい。強い AI プレイヤーとの対戦[1]は 1 つのアプローチかも知れないが、AI は人間離れした挙動をすることがあるため実践的な練習にならない可能性がある。もう 1 つのアプローチは、様々なプレイヤーの過去の対戦動画を見て、その挙動を観察することで強い行動パターンを学んでいくことである。しかし、過去動画を見ての対戦相手の傾向の研究も、ある程度の経験がないと何を観察すべきなのか、何が傾向なのかが分からない。

そこで我々は、対戦相手の挙動観察を支援する手法として、対戦中のある瞬間の画像を入力すると、その画像と似通った状態のシーンを過去の対戦動画から複数検索して提示するようなシステムを開発している。ユーザは提示された動画を観察することで、その瞬間以降に対戦相手がどういった挙動を取りうるか、また、自分はどういった行動に移るべきかの作戦を練ることができるのではないかと期待している。

この目的を実現するため、既存の画像/動画検索手法について調査したが、我々の要求に対応するものは存在しなかった。既存手法の大きな問題の 1 つは、我々はプレイヤー同士の位置関係に興味があるが、プレイヤーが戦っているステージや背景には興味が無い。しかし、既存の画像/動画検

¹ 静岡大学大学院総合科学技術研究科工学専攻
数理システム工学コース

素手法は画像全体の見た目が似たものを検索してしまう。我々は、ステージや背景の状態を無視し、プレイヤー同士の位置関係のみに着目できるような検索手法を提案する。具体的には、入力画像をプレイヤー同士の位置関係のみの情報を持った特徴ベクトルに変換できるようなディープニューラルネットワークを構築することで、新しい動画検索手法を提案する。

2. 提案手法

関数 f は画像 x を入力すると特徴ベクトル $y = f(x)$ を出力するニューラルネットワークであるとする。入力画像 x_i が図1-aのような画像であって $y_i = f(x_i)$ であるとする。このとき、背景は異なるがプレイヤー同士の位置関係が図1-aと同じような画像(図1-b)を x_p とすれば、その特徴ベクトル $y_p = f(x_p)$ は y_i と似たものであってほしい。逆に、プレイヤー同士の位置関係が図1-aと異なるような画像(図1-c)を x_n とすれば、その特徴ベクトル $y_n = f(x_n)$ は y_i と異なったものであってほしい。このような関数 f を実現できれば、特徴ベクトル y の類似度を使うことで、背景を無視しプレイヤー同士の位置関係のみに着目したシーン検索が実現できる。

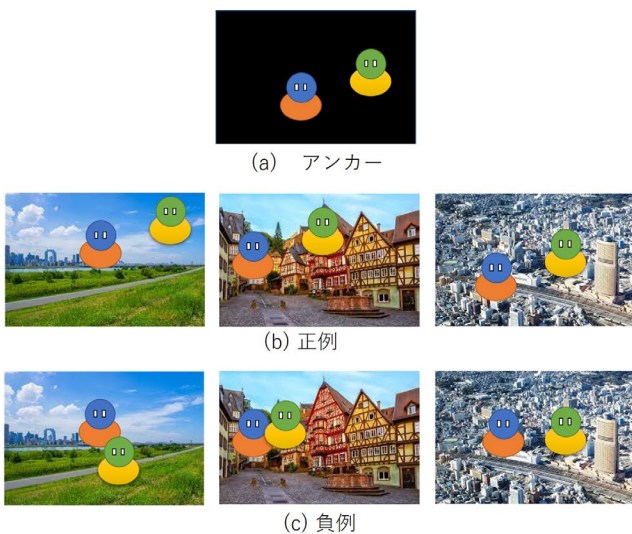


図1 : Supervised Contrastive Learning におけるアンカー画像(a)とそれに対する正例(b)と負例(c)。

関数 f に ResNet-50[2]を用いた。画像 x のサイズは 256×144 ピクセル $\times 3$ チャンネルであり、特徴ベクトル y のサイズは2048次元である。上記のような関数 f を実現するために Supervised Contrastive Learning[3]を用いる。損失関数は

$$\sum_{i \in I} \frac{-1}{|P(i)|} \sum_{p \in P(i)} \log \frac{\exp(y_i \cdot y_p / \tau)}{\sum_{a \in A(i)} \exp(y_i \cdot y_a / \tau)}$$

である。 I は全ての画像の添え字の集合、 $P(i)$ は正例の画像の添え字の集合、 $A(i)$ はアンカー画像以外の全ての画像の添え字の集合、 τ は温度と呼ばれるハイパーパラメータである。 $a \cdot b$ はベクトル a とベクトル b の内積である。上記の損失関数を最小化することによって、 y_i と y_p の内積が y_i と y_n の内積よ

りも大きくなるように関数 f を学習することができる。

3. 実験結果

データセットの作成にあたり、スマブラの対戦動画から2000フレームを抽出した。この動画は"75m"というステージで対戦されたものだが、このステージに関しては背景に現れるピクセルの色数が少ない。そのために容易に背景部分のピクセルを特定することができ、背景を図1のように別の画像に入れ替えることができる。そのようにして背景を入れ替えたバージョンを20種類作ったため、合計で $2000 \times 21 = 42000$ 枚の画像からなるデータセットを作成した。

学習は2000フレームから5フレームをランダムに抽出し、それらの背景を入れ替えたバージョン(合計で $5 \times 21 = 105$ 枚)を1つのバッチとして学習を行う。即ち、このバッチ中であるアンカー画像を1枚選んだ時、そのアンカー画像に対する正例がこのバッチには20枚、負例がこのバッチには84枚存在する。この105枚のバッチに対し学習を行う。ところが、ハードウェアの制約上、バッチサイズを105として学習することができなかつたため、このバッチにおける学習を、内部的なバッチサイズを20、内部的なエポック数は5として実行した。このような学習を400回繰り返すことで2000フレーム全てに対する学習を行ったとし、これを1エポックとする。400回の損失関数の値の平均の推移を図2にプロットした。

実際の検索結果の画像については研究会で紹介するが、背景が異なってもプレイヤーの位置関係が同様な画像であれば、我々の関数 f は類似する特徴ベクトルを出力することが分かった。しかし、細かなプレイヤーの挙動によって検索に失敗することも多く、引き続き、学習に与えるべきデータセットについて見直していきたい。

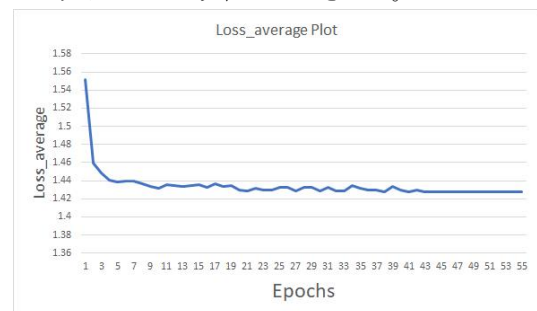


図2 : 損失関数の値の変化。

参考文献

- [1] Vlad Firoiu, William F. Whitney, Joshua B. Tenenbaum, "Beating the World's Best at Super Smash Bros. with Deep Reinforcement Learning", arXiv:1702.06230 [cs.LG].
- [2] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. "Deep residual learning for image recognition", CVPR 2016.
- [3] Prannay Khosla, Piotr Teterwak, Chen Wang, Aaron Sarna, Yonglong Tian, Phillip Isola, Aaron Maschiot, Ce Liu, Dilip Krishnan, "Supervised Contrastive Learning", arXiv:2004.11362 [cs.LG].