

強化学習による動画内類似画像の高速検索

小林弘人¹入江豪²古田諒佑³谷口行信¹東京理科大学¹NTT コミュニケーション科学基礎研究所²東京大学³

1 はじめに

近年、YouTube などの動画コンテンツは身近な娯楽である。動画コンテンツを視聴していると、あるシーンの場所にスキップしたかったり、同じようなシーンを何度も見たかったりする。シーンを人間が手動で探すのは手間と時間がかかり、計算機で先頭フレームから順に走査したり、事前に検索インデックスを付与する手法はクエリ画像が少ない場合は非効率である。本研究では、クエリ画像に類似する画像を動画から高速に検索する手法を検討している。強化学習によりフレームスキップ行動を学習し、効率的な検索パスを獲得することを目指す。

2 関連研究

Krishna ら [1] は、1 枚の画像の中から、クエリ画像と類似する領域を強化学習により高速に検索する手法を提案した。同じ課題に対しては従来、スライディングウィンドウによる検索手法が用いられてきた。スライディングウィンドウによる手法は再現率が高いものの、多くのウィンドウを評価する必要があるため実行に時間を要するものであった。対して、Krishna ら [1] の強化学習による手法はマッチング精度は高く、単一のエージェントが数回の行動で候補領域に到達するため高速に実行できる。エージェントの学習には再帰型ニューラルネットワークの LSTM を用い時系列を考慮した行動学習を可能にした。

3 学習手法

本研究の強化学習では、単一のエージェントが動画のフレームを訪れていく。あらかじめ数通りのスキップ行動を設定しておき、エージェントが次にどのフレームを訪れるかはスキップ行動の選択によって決定される。実験では ± 1 , ± 5 , ± 20 , ± 60 フレームの 8 通りのスキップ行動を設定した。動画の先頭フレームから行動を開始し、30 回行動した後そのエピソードを終了する。

エージェントが観察する状態は、クエリ画像、現在フレーム画像、現在フレーム番号の 3 要素である。

クエリ画像の類似画像を動画内の連続するフレームの区間としてあらかじめ設定しておき、エージェントが訪れたフレームが設定した区間内であるならば $+1$ の報酬を与える。この報酬により、エージェントはより多くの報酬を得るために少ない行動回数で類似画像に到達する。

強化学習アルゴリズムに A3C[2] を用いた。エージェントの方策は確率的であり、同じ状態において同じ行動をとるとは限らない。ネットワークの概略図を図 1 に示す。

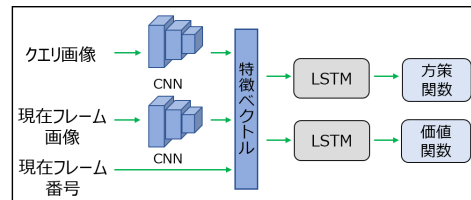


図 1: ネットワークの概略図



図 2: 獲得した行動パターン

4 実験

キッチンまわりの一人称視点動画である EPIC-KITCHIENS-100 の 1 本の動画を対象動画とし、その動画から 3 つのフレームをクエリ候補として選んだ。エピソード実行時には、クエリ候補からランダムにクエリ画像として選択する。1000 エピソード学習した。学習の結果、エージェントはクエリごとに異なる行動パターンをとった。いずれも、 $+60$ や $+20$ を選択して大きく移動することで最小行動回数で類似画像に到達し、その後 ± 1 や ± 5 で類似画像の範囲内を移動することで報酬を得続ける報酬最大方策を獲得した。学習したクエリ画像に類似するクエリを入力した場合も、多くの試行で最適な行動パターンをとった。最初の 4 回の行動パターンの例を図 2 に示す。対して学習に用いていない、クエリ画像と類似しないフレームをクエリ画像として用いたところエージェントは類似画像に到達しなかった。学習した画像に対しては画像特徴をとらえ最適な行動を学習できたものの、未知のクエリには対応できなかったといえる。

5 おわりに

本研究では、強化学習を用い、動画内類似画像を高速に検索する手法の検討を行った。

今後、未知のクエリや動画に対応するために大規模な学習を行い結果を評価する。また、エージェントへの報酬の与え方や類似画像の定め方などを検討する。

参考文献

- [1] O. Krishna, et al.: Learning Search Path for Region-level Image Matching. In *ICASSP 2019*, pp. 1967-1971, 2019.
- [2] V. Mnih, et al.: Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning. In *ICML 2016*, Volume 48, pp.1928-1937, 2016.