5ZB-05

MIST のスコアの時系列解析に基づく 異常スコア変化点検出方式の提案

戸澤 孝之[†] 阿倍 博信[†] 東京電機大学

1. はじめに

近年,監視カメラ映像は犯罪捜査に欠かせない物となっているため,監視カメラ自体にも設置することによる犯罪抑止効果があるなど,監視カメラは安全な生活を目指す上で欠かせないものとなっている.

本研究では、防犯カメラ映像をさらに活用することで今まで以上の犯罪抑止効果を生み出すことができるのではないかと考え、監視カメラ映像の解析に基づいた異常行動の自動検出と予測を目的とする.

2. 関連研究

関連研究としては、長山らの Gabor 特徴情報と多数決ネットワークによる街頭犯罪の高精度検知[1]があげられる.この研究は監視カメラから異常行動を自動検出することを目的としており、従来の動き情報に加えて Gabor 情報を複数の AI システムに入力して単純多数決により検知を行う. Gabor 情報を加えることにより動き情報単体による検知よりも高精度となっている.

しかし,動きの前提として,被害者と加害者が一人ずつという状況に限定されることが課題であった.

3. 異常スコア変化点検出方式の提案

3.1 概要

関連研究の課題をふまえて、本研究では、異常検知フレームワークである MIST に動画を入力して異常スコアを取得し、時系列解析により異常行動の自動検出と予測を目的とする.

時系列解析方式の選定において,一般的に使用される AR モデルなどはデータの定常性を仮定している.

しかし,異常行動の時系列スコアデータは定常性が見られない場合が多いため,平常時からの変化点を検出する方式を採用した.

3.2 MIST

監視映像に対する異常行動の検出は,異常行動検出フレームワークのひとつである MIST[2]

A proposal of abnormal score change point detection method based on time seriesanalysis of MIST Scores †Takayuki Tozawa, Hironobu Abe: Tokyo Denki University

(Multiple Instance Self-Training Framework for Video Anomaly Detection)を使用した. 図 1 に MIST の概要について示す.

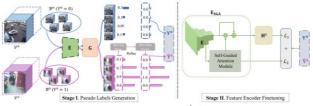


図1. MIST の概要

MIST の出力する異常スコアの時系列解析に基づく異常行動の検出方式は下記の 2 方式を採用することとした.以下,各方式について特性などを後述の実験にて調査した.

3.2 Bayesian Online Change Point Detection

1 つ目の方式は Bayesian Online Change Point Detection[3]である. この方式は生成されたパラメータからなる系列データが急激に変化した場合を識別するものである.

この方式はデータの定常性を仮定していない。 観測されたデータを基に最後の変化点からの時間経過を表す「Lan Length」に対する事後分布の推定からなる。

3.3 Change Finder

2 つ目の方式は Change Finder [4] である. この方式は時系列データを部分的に用いて AR モデルを構築,予測値と観測値の差をスコアとする. 2 段階の学習構造を持ち,第1段階では時系列データから AR モデルを学習する.

幅 L のウィンドウサイズ内のデータの平均値を L だけずらしながら計算し、移動平均系列を作成する.

第 2 段階の学習では第一段階で構成された時系列データ (移動平均系列と同義) に対して AR モデル適用, L の範囲で対数損失の平均を計算し, スコアとする. ここで出たスコアが高いほどその時点が変化点である度合いが高くなる.

「AR モデルは定常であることを仮定」という問題であったが、忘却機能を持たせた SDAR アルゴリズムの採用により非定常データにも対応、同時に計算量を削減している.

4. 実験

4.1 実験概要

データセットの動画を MIST により連続的に取得した異常スコア対して時系列解析方式として提案した 2 つの方式を適用し、提案方式の有用性について検証した.

4.2 データセット

異常行動のデータセットとして UBI-Fights [5] を使用した.このデータセットは、戦闘や暴行、乱闘などが収められた監視カメラ映像のデータセットである.UBI-Fights には、動画の最初から最後まで継続的に暴行が発生している動画が多く含まれているが、これらは今回の実験の目的に則さないと判断した.

今回はこの中から通常の状態から異常な状態 (乱闘など)に遷移している動画を選定して実験 を実施した.

4.3 パラメータ調整

異常スコアの変化が小さいと検出ができないため、MIST が出力した時系列データを元の値の2倍から10倍まで段階的に増やした形で検証を行った.その後、各種パラメータを調整し、変化点検出の影響について調査した.

4.4 実験結果

Bayesian Online Change Point Detection の 実験結果を図 2 に、Change Finder の実験結果を 図 3 にそれぞれ示す. どちらも同じ動画から取 られたスコアを使用している.

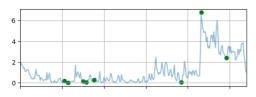


図 2. Bayesian Online Change Point Detection の適用結果(倍率×8,1ambda=30)

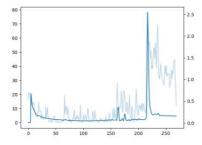


図 3. Change Finder の適用結果(倍率×3 R=0.01, order=1, smooth=3)

5. 考察

5.1 Bayesian Online Change Point Detection の実験結果に対する考察

この方式はデータの倍率が大きくなるほど検

出された変化点が増えていることから,スコアの振れ幅が小さすぎると他と比較して大きな変化であったとしても検出できないが,大きくし過ぎるとノイズを数多く拾ってしまうことが分かった.

また,頂点から下がる場合と下がった後に上がる場合の変化点は検出できているが,平常時から大きく変化し始めた点の検出は精度が低くなるため改善の余地があると分かった.

5.2 Change Finder の実験結果に対する考察

この方式は、動画開始時のフレームで状態に 関わらず大きく反応することが多いことが分かった. 倍率を大きくすると最初の振れが起こり やすく小さな変化に敏感になる傾向が分かった.

6. おわりに

本研究では、異常行動検出フレームワーク MIST を用いた異常行動の自動検出と予測を目的 として、MIST が算出したスコアを時系列解析により変化点を検出する方式ついて検証を行った.

Bayesian Online Change Point Detection は,変化点をピンポイントで検出できるものの,異常行動の開始時である上昇部分の検出精度に難があることが分かった.一方, Change Finder は,開始時に状態に関わらずスコアが上昇する傾向が見られるが,パラメータ調整で解消される例もある.

今後は、各方式を組み合わせるなど、ノイズに影響されないような仕組みや方式についても 検討を行っていく予定である.

参考文献

- [1] 長山 格, 島袋 航一, 宮原 彬: 犯行映像の Gabor 特徴情報と多数決ネットワークによる街頭 犯罪の高精度検知, 電気学会論文誌 D, pp. 735-743 (2016).
- [2] Jia-Chang Feng, Fa-Ting Hong, Wei-Shi Zheng: MIST: Multiple Instance Self-Training Framework for Video Anomaly. Detection, IEEE CVPR2021, pp. 14009-14018 (2021).
- [3] Ryan Prescott Adams, David J. C. MacKay: Bayesian Online Changepoint Detection, arXiv:0710.3742 (2007).
- [4]島田直希: 時系列解析 -自己回帰型モデル・状態空間モデル・異常検知-, 共立出版 (2019).
- [5] Bruno Degardin, Hugo Proença: Human Activity Analysis: Iterative Weak/Self-Supervised Learning Frameworks for Detecting Abnormal Events, IEEE IJCB2020, pp. 2474-9680 (2020).