

オブジェクトトラッキングにおける軌跡予測

Trajectory prediction for object tracking

大久保 順一^{*1} 吉田 龍人^{*1} 堀井 大輔^{*1} 菊池 恵和^{*1} 藤井 純一郎^{*1} 菅原 宏明^{*1}
 Junichi Okubo Ryuto Yoshida Daisuke Horii Yoshikazu Kikuchi Junichiro Fujii Hiroaki Sugawara

^{*1} 八千代エンジニアリング株式会社
 Yachiyo Engineering Co., Ltd.

In Smart City planning, vehicle counting is very important task. In this task, it is key to use trajectory matching to count in intersection. In the intersection due to detection box crossing, it is difficult to track using IoU so that we need to adjust tracking by the prediction upon Kalman filter. We propose effective way to do this task in the tracking system.

1. はじめに

SmartCityなどの実現に向けてITの利活用による、交通流の把握は近年ますます重要性を帯びている。今まで直線部分における交通流の把握にITの活用が多くなってきたが、交差点ではまだITの活用方法が定まっていない。大規模な交通流解析では、主にETC2.0プローブ情報の点群通過履歴が活用されるが、普及率が10%弱と低くサンプル数が少ない。そのため、拡大解釈による交通流解析は難しく、一般的な交差点での活用では普及されていない。本研究ではこれらを安価に実現するため、ビデオカメラ画像での方法について述べる。

交差点では車両の方向が変化するため、トラッキングロジックには軌跡予測を採用した。また交差点の全方向での交通流を捉えるために、本研究では複数台のカメラを活用して、トラッキングの精度向上についての取り組みをおこなった。

2. 既往研究と本研究

2.1 交差点における交通流調査へのAI技術の応用の既往研究

深層学習の交通流調査への応用研究は、CVPRで2017よりAI-City Challengeとして毎年コンペティションが開催され、精度の向上がおこなわれている。AI-City Challengeでのトラック1が交差点での交通流把握をおこなうタスクとなっている。

交差点における車両の動きは車線を跨いで右折など方向の変化が大きい。一方で軌跡という点でみると、一定の区間を通るという特徴を持つが、この軌跡は信号の動きと関連して、定期的に範囲が変化するという特徴を持つ。つまり同じ画角からの画像であっても同一位置での動きが時間経過によって異なることが特徴である。

[Zhongji 2020]はこの分野でObject Detectionの結果をMulti Object Tracking(MOT)で追跡をおこない、最後にMovement Assignmentにて軌跡との一致をおこない、高い精度を実現した。

[Derek 2021]は同様の手法をとりながらMOTではCNNを用いた方法での一致をおこなった。

その他多くの研究も手法としてはDetectionとMOTを組み合わせた手法をとっている。

2.2 本研究の提案手法

本研究のベースとなるTRAVICの手法を示す。[大久保2020]のTRAVICにおいて、著者らはMOTとしてDetectionされた矩形同士のユークリッド距離の近いものを一致とするセントロイドトラッキングを用いた。その他MOTではIoUの一致度を用いる方法も一般的である。

図1のとおり交差点での車の動きを分析すると、車の重なりなどによりDetectionの位置が一定方向に動く場合に比べて安定しないという特徴がある。



図1 交差点での車列の特性

距離やIoUなどの一致度を使つてのトラッキングの場合に、Detectionの位置が安定しない場合には精度が低下することが[Zhongji 2020]で指摘されている。

そこで本研究では自由度の高いカルマンフィルターを用いたロジックを併用することを提案する。

一般にカルマンフィルターでは観測により状態を補正することによって、予測位置の精度を高めていく。カルマンフィルターのアルゴリズムの適応は2つの考え方がある。Detectionされた矩形の一致に予測位置を使う。もうひとつは[Zhongji 2020]に提案されているように、複数のDetectionされた矩形候補の中から、予測位置を外れるものを外すという方法である。

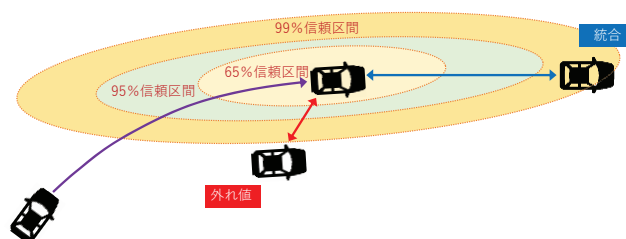


図2 カルマンフィルターによる外れ値検出

図 2 は交差点での Detection 矩形を分析していくと、車両の移動により、矩形は一定の軌跡を通過するが、別の車両の影になるオクルージョンなどが発生する前後には、Detection が乱れて、外れ値が多く発生することが見受けられることを示す。このことから本研究では、カルマンフィルターで予測される矩形とマハラノビス距離を用いて Detection された矩形を IoU 基準でマッチングするが、カルマンフィルターによって外れ値とされる矩形候補は除外していく。

また MOT での主要な課題として、信頼度の低い Detection への対応も必要となる。信頼度は先ほど挙げたオクルージョン意外にも、車両が同一方向に動き続ける場合でも渋滞などにより速度が低下すると車両の密集度が上がり、結果的に Detection も密集しやすく、このような場合ひとつひとつの Detection の信頼性は低下する。低下した場合はノイズ Detection が発生するので、これを除去することが必要とされる。

本研究では、カルマンフィルターを用いることで、このノイズ Detection を除去することによる精度の向上を研究した。

3. 実証実験

実証実験は、令和3年度に図 3 に示す東京都中央区の都道を対象に実施した。



図 3 実験地

3.1 深層学習の構築

深層学習は MobileNetSSD を用いた。学習セットは車両に特化したものではなく Intel 社製の ImageNet で学習されたものを用いた。ReIdentification モデルも同じく Intel 社製のものを用いた。

実装フレームワークは Intel 社製の OpenVino を用いたが、オブジェクトトラッキング部分には独自の実装をおこなった。オブジェクトトラッキングは重みを用いての 2 部グラフマッチングとし、重みとして Detection 位置の IoU と Reidentification を使う場合と、カルマンフィルターを併用した重みとを切り替えての比較実験をおこなった。

3.2 トラッキング精度

(1) 精度評価

精度評価は、実際の交通量調査の動画の中から、SW 地点のビデオ撮影の結果をカウントしたものについて、あらかじめ作成した正解データと一致させることで検証をおこなった。表 1 に精度を示す。

表 1 認識精度

	直進 左車線	直進 右車線	左折	右折
実台数	52	51	38	26
従来手法	57.69%	43.14%	60.53%	80.77%
本研究	76.92%	64.71%	94.74%	84.62%

4. 結論

4.1 考察

本実験の結果、軌跡による一致を取り入れることで認識率は向上することがわかった。これは交差点での車の動きは車線によりほぼ同一の軌跡を通る傾向が強いためであると考えられる。

直進部分の精度も大きく向上した。これは今回の実験が交通量の多い交差点でおこなったために交通量が増えることによる速度低下時に発生するオクルージョンに対して提案手法が有効であったことを示すものと考えられる。

4.2 課題

本研究では軌跡予測を取り入れることで車線変化の大きい交差点における AI 技術適応の可能性について研究をおこなった。

実用精度 (95%) まで高めていくためには、さらにアルゴリズムを改良していく必要がある。今回のモデルについては日本の車両の特徴を反映している教師セットを使って学習したものではなく、日本で多い軽自動車などの車両での精度が低下しているので、これらを追加した独自モデルを用いることでさらに精度は高まることが予測できる。

また車種別交通量調査も実際の調査では必須であるので、これについても独自モデルを学習させることで対応をおこなってきたい。

参考文献

[Derek 2021] Derek Gloudemans, Daniel B.: Work Fast Vehicle Turning-Movement Counting using Localization-based Tracking, 2021 CVPR, 2021.

[Zhongji 2020] Zhongji Liu, Wei Zhang, Xu Gao, Hao Meng,, Xiao Tan, Xiaoxing Zhu, Zhan Xue, Xiaoqing Ye, Hongwu Zhang, Shilei Wen, Errui Ding.: Robust Movement-Specific Vehicle Counting at Crowded Intersections, 2020 CVPR, 2020.

[大久保 2020] 大久保 順一, 菅原 宏明, 藤井 純一郎, 小篠 耕平, 小早川 悟, 和田 英之: 車種別交通量調査への深層学習の応用, 2020 年度人工知能学会全国大会, 2020.