

AI を用いた簡易的交通量計測システムの提案

香川大学 賛助会員 ○平木健登
香川大学 正会員 玉置哲也

1. 序論

現在、インフラの分野において災害対策やインフラの老朽化などへの対策の必要性は高まっている。しかし、少子高齢化に伴い、深刻な人手不足になることが予想される。そこで国土交通省では、AIなどを活用することでこれらの課題を解決しようと検討している。特に Deep learning の進化により発展している画像解析の分野では、AI を用いて交通量を計測することが可能で、近年では大がかりな準備を必要とせず実施できるため、CCTV の設置されていないような場所やカメラの設置をすることが困難な場所など、様々な環境条件でも簡易に AI を用いた計測を実施することが可能である。そこで、撮影角度や影など、様々な撮影条件に対応する必要があり、精度の検証や利用が可能な環境条件を明確にする必要がある。

本研究では、OpenCV と YOLO(You Only Look Once)による交通量計測システム(以下、Background Subtraction の頭文字と YOLO を合わせて BS-YOLO とする)の提案と Nicolai et al.²⁾が作成した DeepSORT(Simple Online And Realtime Tracking With A Deep Metric)を用いる。この2つの手法を比較することで提案手法の精度の検証や利用が可能な環境条件を明確にする。

2. AI による交通量計測技術

AI を用いた計測の研究は、多くの研究者によって進められている。最も基礎的な交通量計測方法は、まず、読み込んだ映像に対して計測を行う位置を設定する(図1の左上の画像の青線)。次に、このカウント線を背検出された物体(図1左上の画像の緑枠)が通過した際に1台とカウントする。このような計測方法では、カウントの際に、カウント対象(車体)ではないものが検出されて追加した場合においても車体として計上されてしまっていた。そこで、BS-YOLO では、カウント線を通じた物体に対して、YOLO によって検出と分類を行うことで、計測精度の向上及び種類別のカウント可能とした。一方で物体を追跡する方法の研究も進められている。その中でも代表的な手法である DeepSORT は、1フレームごとに検出を行い、検出された物体を追跡されている物体と紐づけることで追跡を行う(図1の右の画像)。また、追跡した跡を記録することもできる(図1の右下の画像の赤い点)。

3. 使用したデータ

本研究では、提案した計測手法の実用性を探るために BS-YOLO と DeepSORT を比較することでそれぞれの適用可能な計測環境を明確にする。計測する車両は、国土交通省が示す車種分類を参考に乗用車、バス、小型貨物車、普通貨物車の4種類とした。計測場所は、香川大学林町キャンパスの3号館の2階で時間別に朝、昼、夕、天候別に雨の日に撮影を行った。これに加えて香川大学林町キャンパスの北西ゲート付近で俯角0°かつ0°30°45°60°の水平角別に撮影を行った(図2)。

また、それぞれの撮影条件を計測番号ごとに表1に示した。

4. 計測結果

BS-YOLO の精度評価を行うために、BS-YOLO の再現率、適合率、F 値を各計測番号別に表2に示した。再現率、適合率、F 値は、次のように定義されるものである。また、F 値は再現率と適合率の調和平均である。

- ・再現率 = (検出正解数) / (正解数)
- ・適合率 = (検出正解数) / (全検出数)
- ・F 値 = (2.0 * 再現率 * 適合率) / (再現率 + 適合率)

表1-2 を見てみると計測番号1, 2, 3, 4 では、検出正解数と正解数の差と検出正解数と検出数の差の両方が小さいため再現率と適合率はともに高くなっている。しかし、計測番号5, 6, 7, 8 では正解数と検出数の差は大きくはないが、検出正解数と正解数の差と検出正解数と検出数の差が大きいため再現率と適合率が低くな

っている。また、検出正解数と正解数の差が検出正解数と検出数の差よりも大きいため適合率よりも再現率の方が低くなった。計測番号 5, 6, 7, 8 において再現率, 適合率, F 値が低い原因は YOLO による誤認識が多いことだと考えられる。また, 計測番号 5, 6, 7, 8 では, 花壇や植木などの障害物が YOLO での検出や分類をする際に邪魔になるものが多い, 逆に計測番号 1, 2, 3, 4 では, YOLO での検出と分類を行う際に障害物が邪魔をしていないので精度が良いと考えられる。

DeepSORT は, ID の切り替えが起きている物体もあった。特に計測番号 6, 7, 8 のような手前と奥で物体の大きさが変化する計測場所が多く, 小さすぎる物体は追跡できていなかった。

5. 考察

BS-YOLO と DeepSORT のどちらも時間別, 天候別に行った計測での精度がかなりよく, 逆に俯角 0° かつ水平角別に行った計測はいい精度が得られなかった。BS-YOLO は, 俯角 0° である場所での YOLO による検出と分類ができていなかった。角度ごとに精度の差が生まれた原因は YOLO を学習する際に用いたデータセットの量が車両の角度によって偏っていたことであると考えられる。また, DeepSORT は BS-YOLO とは異なりフレームごとに検出と分類を行う。このため誤認識する回数が BS-YOLO に比べて多くなっていると考えられる。

6. 結論

本研究では, BS-YOLO と DeepSORT の比較を行い, AI を用いた計測の精度の検証やそれぞれの利用が可能な環境条件を明確にした。交通量を計測するには, BS-YOLO よりも DeepSORT の方が誤認識の数が増えると考えられる。そして, YOLO による学習を十分に行っている状態かつ障害物の少ない環境での車両台数を計測するにあたって BS-YOLO の方が, 高精度での計測を行えることが分かった。また, DeepSORT は車両台数をカウントする以外にも移動経路を計測することが可能であり, 移動経路の情報をもとに車両の進行方向や速度の情報を得ることが可能であると考えられる。

参考文献

- 1) NicolaiWojke,AlexBewley,DietrichPaulus,SIMPLE ONLINE AND REALTIME TRACKING WITH A DEEP ASSOCIATION METRIC,2017

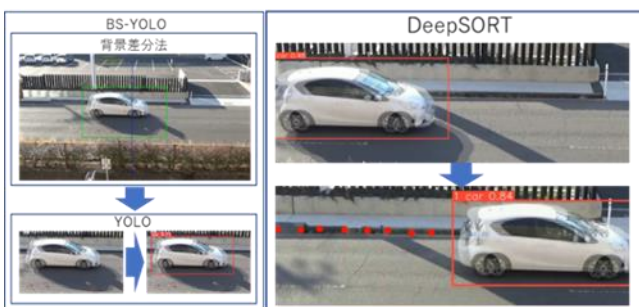


図 1 BS-YOLO と DeepSORT の計測

表 1 撮影条件

| 計測番号 | 撮影日時 | 時間帯 | 撮影時間 | 解像度 | 撮影場所 | 天候 | 水平角 |
|------|-------|-----|-------|-----------|---------|----|------------|
| 1 | 1月22日 | 朝 | 5分41秒 | 1280×720 | 三号館二階 | 晴れ | 0° |
| 2 | 1月22日 | 昼 | 5分46秒 | 1280×720 | 三号館二階 | 晴れ | 0° |
| 3 | 1月22日 | 夜 | 5分49秒 | 1280×720 | 三号館二階 | 晴れ | 0° |
| 4 | 1月23日 | 昼 | 7分11秒 | 1280×720 | 三号館二階 | 雨 | 0° |
| 5 | 1月22日 | 昼 | 4分5秒 | 1280×1080 | 北西ゲート付近 | 晴れ | 60° |
| 6 | 1月22日 | 昼 | 4分1秒 | 1280×1080 | 北西ゲート付近 | 晴れ | 45° |
| 7 | 1月22日 | 昼 | 4分3秒 | 1280×1080 | 北西ゲート付近 | 晴れ | 30° |
| 8 | 1月22日 | 昼 | 4分47秒 | 1280×1080 | 北西ゲート付近 | 晴れ | 0° |

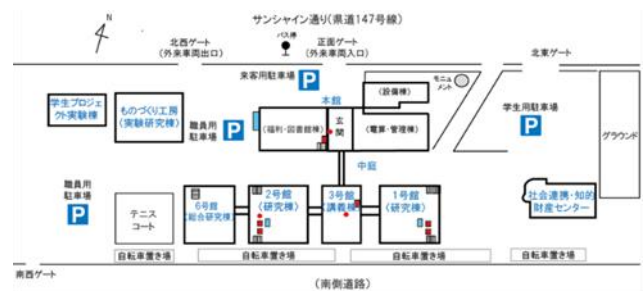


図 2 香川大学林町キャンパスのマップ(香川大学創造工学部より転載)

表 2 BS-YOLO の精度

| 計測番号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|-------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 検出正解数 | 22 | 35 | 41 | 50 | 49 | 25 | 31 | 25 |
| 検出数 | 25 | 40 | 41 | 53 | 80 | 55 | 70 | 51 |
| 正解数 | 25 | 36 | 42 | 53 | 96 | 69 | 78 | 59 |
| 再現率 | 0.88 | 0.97 | 0.98 | 0.94 | 0.51 | 0.36 | 0.40 | 0.42 |
| 適合率 | 0.88 | 0.88 | 1.00 | 0.94 | 0.61 | 0.45 | 0.44 | 0.49 |
| F値 | 0.88 | 0.92 | 0.99 | 0.94 | 0.56 | 0.40 | 0.42 | 0.45 |

