

# YOLO-v3 による車両検出の性能向上に対する検討

A Study on Performance Improvement of Vehicle Detection by YOLO-v3

○杉山順一 豊田計時 (一関工業高等専門学校)

## 1. はじめに

見晴らしの良い交差点で起きる事故であるのにも関わらず、全体の交通死亡事故数の1割を占める田園型事故（十勝型事故）に着目した。その原因は主に周辺視野の特性から生じる視覚的錯覚にあり、対策が難しく効果的な対策方法の開発が急がれている<sup>1</sup>。対策の1つとして自動車に取り付けたカメラを通じて車両を機械的に検出する方法がある<sup>2</sup>。しかし、この方法には車両検出における高い検出精度と処理性能が必要となってくる。

そこで、現在強く注目されているYOLO-v3を用いて深層学習を行い、車両検出器の検出器を生成する。さらに、田園型事故では相手の車両が側面で見えるため、車両側面に特化した深層学習と検出を行うことで検出性能向上を図る。

## 2. 研究概要

### 2.1. 学習器の生成手順

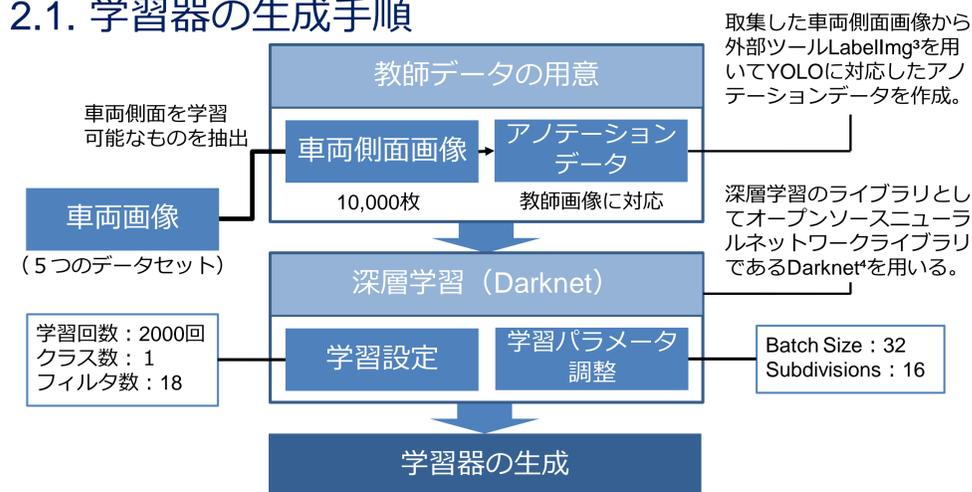


図1 学習器の生成手順

- 車両側面に特化した学習器のため、学習クラス数は1とする。学習回数は一般に1クラスに対して2000回とされているため、本研究では2000回の学習を行う。フィルタ数は次式より算出。

$$Filters = 3(Classes + 5) \quad ^5$$

- 学習パラメータBatch Sizeを64、Subdivisionsを8と推奨されているが、開発環境のメモリ不足のため設定を緩和した。

### 2.2. 学習器の性能評価

#### ① 学習器の信頼性評価

- 学習時にDarknetにより計測されるAverage Lossの推移から学習器の信頼性を評価する。
- Average Loss：学習中の学習器の状態と教師画像とを比較し、その誤差がどれだけあるかを示す。

#### ② 学習器の検出性能評価

- YOLO公式サイト<sup>6</sup>の学習器と、車両側面を検出可能な検証画像10枚に対して10回ずつ検出を行い、その結果を比較する。
- Darknetにより計測された信頼度と検出処理時間の平均を検証画像ごとに算出し、その結果を比較する。
- 信頼度：検出した物体に対して、どれだけの確率で学習したクラスの物体といえるかを示す。

### 2.3. 開発環境

表1 開発環境

OS	Windows 10 Home 64bit	cuDNN	cuDNN v7. 6. 4
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-8750H 2.20GHz	Darknet	Darknet (Released on 19 Feb 2019)
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1070 GRAM : 8GB	Anaconda	Anaconda 3.5.20
RAM	16GB	OpenCV	OpenCV 2.4.13
CUDA	CUDA 10.0	Python	Python 3.6.5

## 3. 結果と評価

### 3.1. 学習器の信頼性評価

図2に学習中の学習回数に対するAverage Lossの推移を示す。

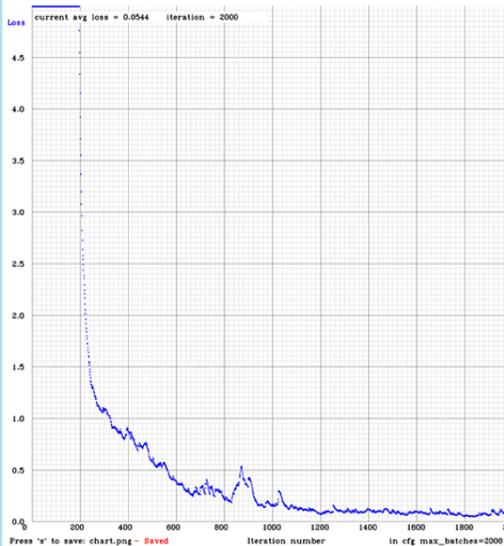


図2 Average Lossの推移

#### ■ 学習器の信頼性

一般に、Average Lossは0.1または0.2を下回ることがふさわしいとされているが、本研究の学習器ではそれを大きく下回り、最終的に0.0544を達成した。



信頼性の高い学習器の生成に成功

### 3.2. 学習器の検出性能評価

図3に検証画像に対する車両検出において算出された信頼度、検出処理時間を示す。

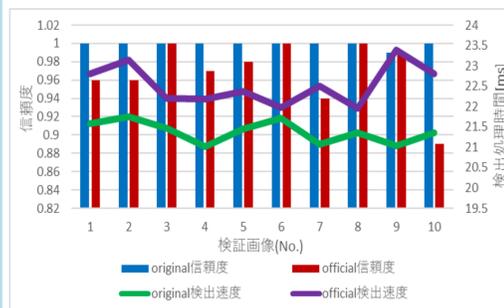


図3 信頼度と検出処理時間の比較

#### ■ 検出処理時間の評価

微量ではあるが、既存の学習器に対してすべての検証画像でほぼ一定量の処理時間短縮を実現した。



学習クラスを絞ることで検出性能の向上が見込める

#### ■ 検出精度の評価

検証画像に対して車両検出させたところ、既存の検出器と比べ、信頼度の向上が見られた。さらに、既存の学習器では検証画像によって信頼度にばらつきがあるが、本研究の学習器は安定した信頼度が確保されている。



車両側面の学習の重要性

実用的な環境を考え、映像に対する検出性能の評価も試みたが、検出プログラムが停止、検証できなかった。深層学習のOpenCVやPythonのバージョンの適性や互換性に問題があると考えられる。

## 4. おわりに

本研究では、DarknetとYOLO-v3を用いて車両側面に特化した学習器の生成を行った。最終的なAverage Lossは最適値を大きく下回り、信頼性の高い学習器を実現した。また、YOLOの公式サイトで提供されている学習器とで車両検出の結果を比較し、生成した学習器の性能評価を行った。学習器の検出性能に関しては、公式の学習器よりも検出の信頼度と検出速度ともに性能向上が見られ、車両検出の際の車両側面の学習の重要性が現れた。

今後の展望として、カメラ画像のように対象が動く状態での検出の検証を行い、車両側面に特化した学習器の特性をより明確にする。また、状況の変化に応じた検出性能からさらなる性能向上を進めることで、実用的な車両検出に近づくと考える。

本研究が将来的に物体検出などのAI技術や自動運転技術に貢献できると確信している。

#### <参考文献>

- 交通事故弁護士ナビ, 田園型事故とは | 発生する原因と事故を介するための注意点, 2021年2月8日, <https://jico-pro.com/magazine/93/>
- 山館岳也, 側面車両に特化した学習器の生成と最適化, 平成30年度一関高専特別研究論文, pp1, 2018.

3. LabelImg, <https://github.com/tzutalin/labelImg>

4. Darknet, <https://github.com/pjreddie/darknet>

5. Joseph Redmon, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, CVPR, 2016.

6. YOLO, <https://pjreddie.com/darknet/yolo/>