

## AI 技術を活用した車両挙動データ自動取得に関する研究

名古屋工業大学	学生会員	○原 史弥
中部電力パワーグリッド株式会社	非会員	清水 太貴
名古屋工業大学	正会員	藤田 素弘

## 1. はじめに

本研究では、交通調査の課題を解決することを目的として、車両検出器を用いた挙動データ自動取得システムを試作した。評価項目には、同一方向へ進む複数車線路をカメラで撮影し、撮影した動画から画像を抽出し、入力画像として、車種ごとの検出精度を評価した。また、挙動データとして交通量、車頭時間、走行速度を算出し、挙動データごとの集計結果を分析し、実用性について評価した。

## 2. 使用データの詳細

今回試作した車両検出器では大型車にはバスが相当し、小型貨物車と大型貨物車は区別はせず、トラックと一括りにして学習を行った。学習に用いた画像データは、名古屋市千種区千種2丁目吹上ランプ北交差点を東西方向に走行する車両を車両の横から全体が写るように上から撮影した動画と、豊田市挙母町1丁目交差点を南北方向に走行する車両を同様にして撮影した動画から保存した画像を用いている。また、画像1枚ごとに学習させたい部分のラベル付けを行った後、訓練データ・検証データ・テストデータにそれぞれ6:2:2となるように分けた。

## 3. 車両検出器作成手法

本研究では、独自学習データを元にディープラーニングを用いて、普通車・バス・トラックを学習した独自の車両検出器を開発するとともに、車両挙動データを取得するプログラムを作成した。

## 4. 作成した車両検出器の評価・分析

最も損失が小さくなった時の重みでテストデータに対して検出精度の評価を行った。Precisionは検出した物体の適合率を表しており、Recallは再現率を表している。また、正しく検出ができたかを判断する閾値としてIoUを用いた。これは0から1の数値で表される検出した物体の領域を評価する指標で

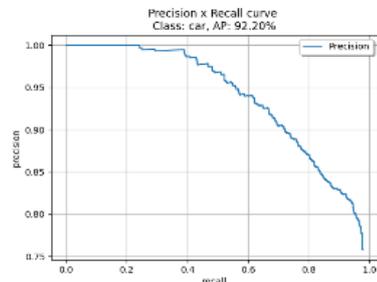


図-1 普通車の検出評価結果

あり、本研究ではIoUによる評価を0.75に設定した。以上の指標を用いて各クラスのAP(平均適合率)と全クラスのmAP(平均適合率の平均)を算出して検出の評価を行った。普通車のAPを算出した結果が図-1である。それぞれのクラス別のAPは、普通車は92.20%であることに対して、バスは77.16%、トラックでは44.30%と、検出精度が低い結果となった。また、mAPは71.22%であった。訓練データ内では普通車が最もデータ数が多かったため学習データ数が検出精度に影響したと考えられる。トラックの精度がバスに比べて更に悪い原因は、トラックはバスに比べて多種多様な形状であるため各種類で学習データ数がより少なかったことが考えられる。

## 5. 取得した車両挙動データの評価・分析

作成した車両検出器を用いて交通量・車頭時間・走行速度をそれぞれ取得するプログラムを作成した。それぞれの挙動データの取得精度と、実際のデータとの分析結果を述べる。

## 1) 交通量

表-1は交通量の取得結果を表したものであり、図-2は交通量の算出例である。これは各車両の検出精度を向上させるように学習を繰り返すことで、交通量取得精度も高くなると言える。

## 2) 車頭時間

車頭時間での取得精度は96%であった。次に、取得した車頭時間と実際の車頭時間との差異を分析するために実際の車頭時間との絶対誤差と%誤差を表

したものが図-3 である。車頭時間では最大 1.3 秒の誤差があったが、ほとんど 0.4 秒以下の誤差であった。また、平均%誤差は 3.6%であり、かなり実際の値に近い車頭時間を取得できていることが分かる。一方で車両の検出が曖昧であったり、バウンディングボックスが歪んでいるなど、車両の検出にエラーが見られた時に誤差が 15%以上あった。よって、車頭時間においても車両の検出精度を上げることで取得精度と誤差が改善されると言える。

### 3) 走行速度

走行速度での取得精度は 96%であった。次に、車頭時間と同様に実際の走行速度との絶対誤差と%誤差を表したものが図-4 である。75%のデータにおいては誤差が 3km/h 以内で取得できたが、25%のデータにおいてはそれ以上の誤差があり、最大 7.9km/h の誤差があった。また、25%のデータにおいては 10%以上の誤差があり、最大で 38.5%の誤差があった。車頭時間と同様にバウンディングボックスの歪みは見られたが、これによる誤差は 0.1~0.2 秒ほどであり、大きな誤差とはならなかったが、0.1 秒のズレが時速換算で 5~10km/h ほどの影響を及ぼすため、より大きな誤差が出たと言える。走行速度では車両の検出精度を上げることで、カメラ位置を道路からなるべく遠ざける等の調整をすることで取得精度と誤差が改善されると言える。

## 6. おわりに

車両検出器の検出精度は、各挙動データの取得精度で 96%以上の精度を示したが、まだ改善の余地があると言える。今後はトラックも小型貨物、大型貨物と区別して学習すべきである。更に二輪車を新たに学習に加えることで、より対象を細分化して挙動データを算出することができるようになると思われる。

取得したそれぞれの挙動データについては、取得精度、実際の値との誤差のどちらも、車両検出器の検出精度を向上させることでほとんど解決すると考えられる。しかし、車頭時間と走行速度の取得では、車両を撮影するカメラの高さ、車両からカメラまでの水平距離を調整する必要があるが見られた。このことからより実用性を高めるために、今後は挙動データを正確に取得するためのカメラ位置の高さ、車両

表-1 各車両の交通量

	乗用車	バス	トラック	合計
実際の台数	242	8	15	265
取得台数	237	8	11	256
精度	0.97934	1	0.733333	0.966038

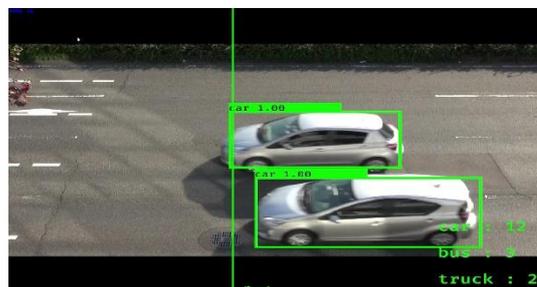


図-2 交通量算出の様子

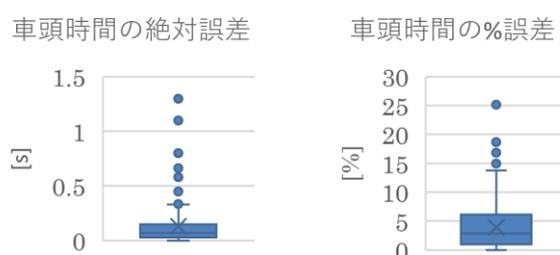


図-3 車頭時間の分析結果

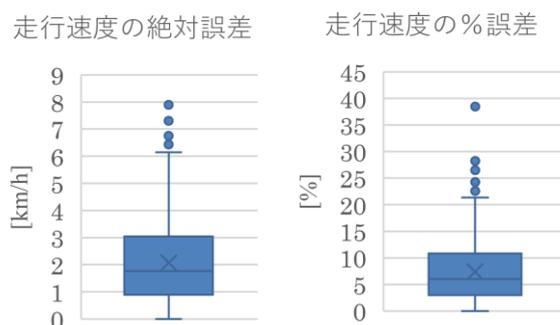


図-4 走行速度の分析結果

との水平距離を何メートルにする必要があるのかを明確に数値化していく必要がある。また、これは挙動データを取得したい道路の車線の数とも関係すると考えられるため、その関係性も明確に数値化する必要がある。

## 参考文献

- 1) 斉藤康毅, ゼロから作る Deep Learning Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, オライリージャパン, 2016
- 2) 金城俊哉, Pythonプログラミングパーフェクトマスター 主要機能徹底解説, 秀和システム, 2020