

ETC レーン内カメラ動画像を用いた車種判別の検討

—YOLO11 による車種判別モデルの構築—

An Investigation of Vehicle Classification in ETC Lane Video Data

— Construction of a Vehicle Classification Model Using YOLO11 —

○鹿野 裕人¹, 滕 琳², 泉 隆²

Hiroto Kano¹, Lin Teng², Takashi Izumi²

Electronic Toll Collection (ETC) systems charge highway tolls via onboard units, but fraudulent device replacement has emerged as a problem. To address this, we apply vehicle classification using lane-installed cameras and object detection. This study develops a YOLO11-based model, achieving high accuracy and real-time performance.

1. まえがき

ETC は高速道路の料金所において車両が停止することなく通行料金を支払うシステムである^[1]. ETC 利用率は年々増加している一方, ETC 車載器を不正に載せ替えることで本来の料金を支払わず通行するケースが発生している^[2]. 本研究ではその対策案として ETC レーン内に設置されるカメラを用いて物体検出を行い, 車種判別を行い, ETC 車載器の情報と照合することで不正の検知を目的としている.

先行研究^[3]では YOLOv7 を用いた車種判別を行っており, 高い精度での検出を行っていたが, クラスごとに精度の差が大きくなるのが課題であった. 本稿では車種判別の精度向上を目指して, YOLO シリーズの最新モデルである YOLO11 を用いて車種判別モデルを構築したため, 報告する.

2. YOLO11 車種判別モデルについて

本稿では, AI による物体検出アルゴリズムである YOLO11 を用いて, 車種判別モデルを構築する. YOLO11 には n, s, m, l, x のモデルがあり, n が軽量モデルであり, x が大型で高精度のモデルとなっている. 5つのモデルのうちどのモデルが ETC レーン内の車種判別に適しているかを検証する.



Figure 1. Example of vehicle detection result

モデル構築は 5つのモデルを 3章に紹介するデータセ

ットを学習する. なお, 車種については高速道路の料金区分の軽・二輪, 普通車, 中型車, 大型車や特大車の 5種類を用いる^[4]ETC レーンのカメラデータ例 (正判別例を図 1 に示す.)

3. データセットについて

図 1 のように ETC レーン内にて通行車両を後方から撮影した映像を, フレームごとに区切り, 各フレームの中央に車両がある画像を 10,000 枚取得し, その中から時間帯のばらつきが出るよう無作為に選択した

Table 1. Class classification

種類	ラベル	学習枚数	テスト枚数
軽・二輪	乗用車	63	21
	コンテナ	12	4
	平ボディ	5	2
	バン	46	14
	バイク	9	3
普通車	乗用車	1941	648
	コンテナ	6	1
	平ボディ	37	13
	バン	352	119
中型車	コンテナ	162	52
	平ボディ	45	17
	バン	34	10
	バス	18	6
大型車	コンテナ	148	50
	平ボディ	12	3
	バス	24	2
特大車	コンテナ	71	24
	平ボディ	9	3
	バス	24	8
合計		3000	1000

使用データは 2013 年 8 月 8 日 15 時 8 分から 2013 年 8 月 9 日 0 時 47 分までの首都高用賀本線 6 レーンの画

1: 日大理工・学部・情報, 2: 日大理工・教員・情報

像で、構成として学習用データ 3,000 枚、検証用データ 1,000 枚、テストデータ 1,000 枚となっている。学習データのクラス分類として、先行研究にて高速道路で使用されている料金区分 5 クラスと車両形状によって細分化し 18 クラスとの比較実験を行っており、18 クラスがより精度が高かったため、本研究も 18 クラスを採用した。なお、データセットの内訳を表 1 に示す。

表 1 のデータセットを用いて YOLO11 の n, s, m, l, x の 5 つのモデルを学習・構築し実験を行う。なお、モデル構築を行う際のパラメータは、epochs=300, imgsz=640, batch=16 としている。

4. 車種判別実験

YOLO11 の x の実験結果を表 2 に示す。推論結果と正解クラスを記述した json ファイルを比較することで正判別率、適合率、再現率を算出した。正判別率は全体の精度を示し、適合率は検出したもののうち正しく検出できている割合、再現率は正解枚数のうち正しく検出できた割合を示す。適合率が低いとどのクラスの誤検出が多いかを確認でき、再現率からは見落としの多いクラスを確認できる。

Table 2. Model x inference results

クラス	適合率	再現率	正判別率
軽・乗用車	85.0	81.0	81.0
軽・コンテナ	100	100	100
軽・平ボディ	100	100	100
軽・バン	85.7	85.7	85.7
バイク	100	100	100
普通・乗用車	97.6	98.0	98.0
普通・コンテナ	0	0	0
普通・平ボディ	80.0	92.3	92.3
普通・バン	92.2	90.0	89.9
中型・コンテナ	86.8	88.5	88.5
中型・平ボディ	82.3	82.4	82.4
中型・バン	77.8	70.0	70
中型・バス	100	100	100
大型・コンテナ	85.7	84.0	84
大型・平ボディ	25.0	33.3	33.3
大型・バス	0	0	0
特大・コンテナ	73.9	70.9	70.8
特大・平ボディ	0	0	0
特大・バス	80.0	100	100

表 2 の結果より、普通・コンテナ、大型・平ボディ、大型・バス、特大・平ボディが適合率、再現率が低くなっている。表 1 の学習枚数を確認すると枚数が少ないことが確認できる。軽・コンテナや、軽・平ボディ、バイク、中型・バスの学習枚数も少ない。しかし、軽・

コンテナ、軽・平ボディ、中型・バスは他クラスの類似形状と比較し、車体が小さく、バイクは形状が全く違うことから学習枚数が少なくても判別できたのではないかと考えた。

これらのことから現データセットで精度の低いクラスは適合率と再現率の低いクラスの学習枚数を増やすことで精度向上が見込めるかと考える。

Table 3. True positive rate per model

n	s	m	l	x
92.8%	92.9%	93.2%	92.8%	93.4%

また、YOLO11 の n, s, m, l, x モデルを用いて車種判別結果を表 3 にまとめる。5 つのモデルのうち最も大規模であるモデル x が 93.4%と最も高い正判別率となった。学習時間もモデル x が最も長いですが、全モデルの推論時間は 1 画像あたり約 15ms であるためリアルタイム処理できることも確認できた。高速道路の利用車両数は 1 日 100 万台以上である^[5]ことから、ETC レーン内における車種判別にはモデル x が適していると考えられる。

5. まとめ

本稿では、ETC レーン内における車種判別モデルを構築し、車種判別実験を行った。

YOLO11 の 5 つのモデルのうち、最も高い正判別率に加え、1 画像あたり約 15ms で推論を行えるモデル x が最も ETC レーン内における車種判別に適したモデルであると確認できた。

今後として、x モデルを用いて、適合率と再現率が低いクラスに対し、学習枚数を増やすことで、精度向上に向けて検討する。

6. 参考文献

- [1] NEXCO 中日本 “ETC のはじめかた”, https://dc2.c-nexco.co.jp/etc/etc_guide/start/
- [2] ドラぷら “高速道路の不正通行に対する方針と取り組み”, https://www.driveplaza.com/etc/etc_guide/effort/ (2025-09 参照)
- [3] 北山皓輝 “カメラ画像による ETC レーン通過車両の車種判別”, 日本大学理工学部応用情報工学科卒業論文 (2025)
- [4] ETC 利用照会サービス “表示内容の説明”, https://www.etc-meisai.jp/soukou_meisai_exp.html (2025-09 参照)
- [5] 首都高速道路株式会社 “首都高速道路通行台数等データ”, https://www.shutoko.co.jp/company/database/traffic_data/ (2025-09 参照)