

ETC 車両検知器を利用した車種判別 - 学習区分細分化による精度向上 -

Vehicle Classification using Vehicle Detector Data in ETC

- A Study on Accuracy Improvement by Subdivision of Learning Classification -

増島 悠人^{†1} 泉 隆^{†1} 山内 伸一郎^{†2} 及川 宗敏^{†3}

Yuto Masujima Takashi Izumi Shinichiro Yamauchi Munetoshi Oikawa

1. はじめに

ETC(Electronic Toll Collection System/ノンストップ自動料金支払いシステム)は料金収受を無線通信により行うシステムであり、高速道路料金所に設置・運用されている[1]。ETC レーンの構成例を図 1 に示す。

本研究では、ETC レーンに設置されている ETC 車両検知器に着目し、ETC 車両検知器データを利用して通行車両を高速道路の料金支払い車種区分に対する車種判別について検討している[2]。これにより、新たに機器を追加する必要がなく、現在より低コストかつ省スペースで車種判別を行える可能性がある。

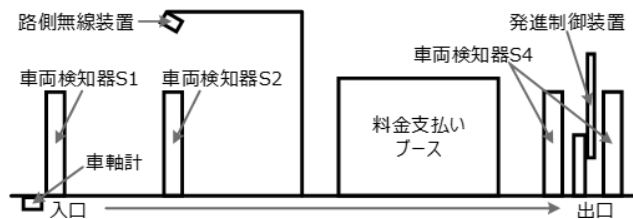


図 1 ETC レーンの構成例

本稿では、車種判別精度向上のため学習区分の細分化について検討を行う。また、学習区分の細分化に用いている k-means++法のクラスター数を自動で推定する方法の検討を行い、提案方法の有効性を車種判別実験により確認する。

2. ETC 車両検知器

ETC 車両検知器は図 2 に示すように ETC レーンの側方に設置され、発光器群から発光される赤外線を受光器群で受光するか否かで車両を検知する。ETC 車両検知器から、車両の有無である高さ方向の 1 次元 2 値データを収集して、横軸を時刻とする 2 次元 2 値データを得る。この 2 次元 2 値データから、物体有を黒、物体無を白で表す 2 値画像を作成することで、車両側面の概形画像を得る。この画像を本研究では車影と呼ぶ。

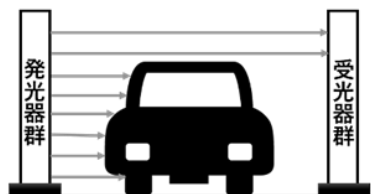


図 2 ETC 車両検知器

3. 特徴量の抽出

車種判別を行うため、車影から車種と関連のある複数の特徴量を抽出する。車種区分に関連する特徴量は、車長[2]、車軸数[2]、車影の概形を得る特徴量として、黒画素数[2]、HOG 特徴量[3]、Haar-like 特徴量[4]の抽出をそれぞれ行う。

4. 特徴量を組み合わせた車種判別

本研究では、車影から車種と関連のある特徴量を多数用いることから、学習方法には多くの特徴量を効率的に学習することができる AdaBoost[5]を採用する。

AdaBoost は、教師あり学習を実行するための機械学習の一種であり、複数の弱識別器（識別精度の低い識別器）を組み合わせて強識別器（識別精度の高い識別器）を生成する Boosting の代表的なアルゴリズムの一つである。

本研究の車種判別は多クラスに分類を行うことから、2 クラス識別の AdaBoost を 1vs 他方式により多クラスに拡張して用いる。

5. 学習区分の細分化

5.1 概要

従来の学習区分で同一車種区分の車影の例を図 3 に示す。図 3 から、従来の学習区分では同じ区分であっても概形や特徴が全く異なる車両が含まれていることがわかる。このことから、従来の学習区分では学習に用いる特徴量のばらつきが多く、効率的な学習が行えていない可能性があると考えられる。そこで、学習区分の細分化を行うことで、効率的な学習が行えると考えた。

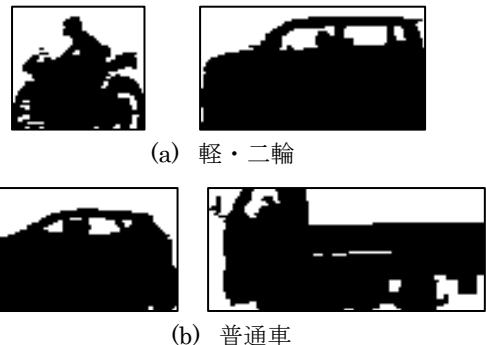


図 3 同一車種区分における概形の異なる車影

^{†1} 日本大学 Nihon University

^{†2} 首都高 ETC メンテナンス Metropolitan Expressway ETC Maintenance

^{†3} 首都高速道路 Metropolitan Expressway

5.2 k-means++法を用いた学習区分の細分化

本稿では、学習区分の細分化を k-means++法[6]を用いて行う。k-means++法は、非階層クラスター分析手法のひとつである k-means 法のクラスター中心の初期値決めを改善した方法である。

5.3 クラスタ数kの自動推定

k-means++法ではクラスター数kを設定する必要があり、設定した値によってクラスタリングの精度が大きく異なる。また、本研究では学習区分ごとにクラスタリングを行うため、学習区分ごとに最適なクラスター数を指定する必要がある。そこで、最適なクラスター数を自動推定する方法を提案する。

提案方法では、k-means++法をクラスター数k=2として再帰的に実行する。その際、逐次的に学習回数を抑えたAdaBoostを用いて学習を行い、学習データに対する誤り率を分割停止基準として用い、kを決定する。これにより、最適なクラスター数を自動で推定することができ、本研究で用いるAdaBoostの学習に特化した細分化を行うことができると考える。

6. 車種判別実験

提案方法の有効性確認のため、車種判別実験を行う。

6.1 実験方法

車種判別実験は、k-means++法を用いた学習区分の細分化をk=1(細分化なし)、k=2、k=3の3通りで行い、提案方法との比較を行う。それぞれ10分割交差検証を用いることで汎化性能の算出を行う。また、学習は100回以上かつ各車種10回連続で判別率100%を算出した時点で停止することとする。提案方法の分割停止基準はAdaBoostの学習10回目時点での誤り率が0.5%以下とした。

6.2 使用データ

本研究で使用するデータを以下に示す。

首都高速道路 用賀本線料金所

第6レーン S1, S2

2014/02/18-19 18,669台

正解データはETC車載器情報とカメラ映像の目視確認により作成した。使用するデータの内訳を表1に示す。なお、本来は大型車と特大車に分類されているバスとトレーラは、本実験で使用するデータ数に偏りがあることや、正解データ作成時に正確な車種区分に分類することが困難であったといった問題があることから、本稿では料金支払い5車種区分{軽・二輪、普通車、中型車、大型車、特大車}から6車種区分{軽・二輪、普通車、中型車、大型車、バス、トレーラ}に変更して車種判別を行う。

表1 使用するデータの内訳[台]

	軽・二	普通	中型	大型	バス	トレ	全体
台数	943	11,268	2,490	3,533	190	245	18,669

6.3 車種判別結果

車種判別結果のまとめを表2に示す。

表2 車種判別結果[%]

	軽・二	普通	中型	大型	バス	トレ	車種平均	全体
k=1	99.58	99.56	95.26	98.19	97.89	99.60	98.35	98.71
k=2	99.37	99.50	95.30	98.41	98.42	99.60	98.43	98.72
k=3	99.58	99.51	95.42	98.22	98.42	99.18	98.39	98.71
提案	99.58	99.53	95.58	98.16	98.42	99.60	98.48	98.74

6.4 考察

表2から、kの値を設定している場合より提案方法の車種平均と全体の正判別率が高く、kの値を自動推定した場合の正判別率が向上していることがわかる。特に、他の車種より正判別率の低い中型車の正判別率はk=1(細分化なし)から0.32%向上している。これらのことから、提案手法は車種判別精度の向上に有効であると考えられる。また、本実験では分割停止基準や学習回数の調整を特に行わずに検証を行っており、さらなる精度向上の余地があると考えられる。

7. まとめ

本稿では、車種判別精度向上のため学習区分の細分化について検討を行った。学習区分の細分化に用いているk-means++法のクラスター数の自動推定手法の検討を行い、車種判別実験により確認した。その結果、提案手法の正判別率が98.74%となり、クラスター数kの設定をして学習区分の細分化を行った結果より高い正判別率を得ることができた。

今後は、最適な学習回数の推定、特徴量の次元削減、クラスタリング手法の改善等を行うことで車種判別精度の向上を図る。

参考文献

- [1] 道路システム高度化推進機構:「ETC便覧」(2012)
- [2] 増島 悠人・泉 隆・高橋 友彰・山内 伸一郎・及川 宗敏:「ETC車両検知器データによる車種判別」,平成29年電気学会全国大会,4-215 (2017-3)
- [3] N.Dalal and B.Triggs: "Histograms of oriented gradients for human detection", IEEE CVPR, pp.886-893 (2005)
- [4] P.Viola and M.Jones: "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", IEEE CVPR, vol.1, pp.511-518 (2001)
- [5] Y.Freund and R.E.Schapire: "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting", Journal of Computer and System Sciences 55, pp.119-139 (1995)
- [6] D.Arthur and S.Vassilvitskii: "k-means++: the advantages of careful seeding", Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms, pp.1027-1035 (2007)