G-1

ETC 車両検知器データによる車種判別

Vehicle Classification by Vehicle Detector Data in ETC

○大村　卓也[1]，泉　隆[2]，高橋　友彰[2]
*Takuya Omura[1], Takashi Izumi[2], Tomoaki Takahashi[2]

ETC is the Electronic Toll Collection System which has been introduced on expressway in Japan. We focused on vehicle detector data in ETC. We are studying the vehicle classification using vehicle detector data with aiming at advance of vehicle detector in ETC. We have proposed the method for vehicle classification by combining features extracted from vehicle detector data, using Boosting algorithm.
In this report, we examined features for vehicle classification. Examined content was effective in vehicle classification.

1. まえがき

ETC (Electronic Toll Collection System) は高速道路における料金収受を無線通信により行うシステムである。ETC レーンの構成[1]を Figure 1 に示す。

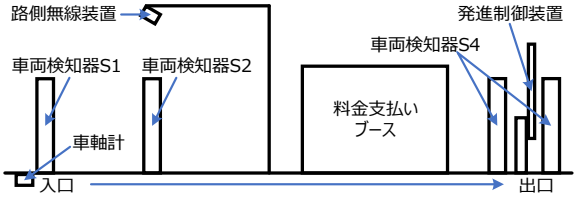

Figure 1. Configuration of ETC lane

ETC レーンにおいて車両検知器に着目し，ETC 車両検知器の高度化を目的として，ETC 車両検知器データを利用した通行車両の車種判別について研究している。これにより，新たに機器を追加する必要がなく，省スペースかつ低コストで車種判別を行える可能性がある。車種判別結果は，ETC 車載器未装着の現金車（現金支払いの車両）の車種を収受員が確定する際の補助として用いること等を想定している。

まず車両検知器データを扱い易いデータに変換し，次にデータから車種と関連のある特徴量を抽出し，最後に Boosting により特徴量を組み合わせた車種判別を行う。

本報告では，車種判別に用いる特徴量について検討する。

2. ETC 車両検知器データ

ETC 車両検知器は，発光器から投光された赤外線が受光器に届くか否かにより，車両を検知する。これより，ETC レーン上の様々な機器の動作タイミングを計る役割がある。

車両検知器からスキャン間隔ごとに得られる，高さ方向の 1 次元 2 値データ（物体の有無）を収集して，横軸を時刻とする 2 次元 2 値データを得る。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，車両側面の概形を得る[2]。この画像を車影と呼ぶ。例を Figure 2 に示す。

Figure 2. Example of vehicle shadow

3. 特徴量の抽出

車影より車種と関連のある特徴量を抽出する。

前回[2]は，{車高，最低地上高，前後面傾き，上下面傾き，車長，車軸数} の特徴量を用いて車種判別を行ったが，{車高，最低地上高，前後面傾き，上下面傾き} の車種判別に対する有効性が曖昧なため，除外する。また，車影の形状を特徴量として得るために，{HOG 特徴量，Haar-like 特徴量} を追加する。したがって，今回は以下に示す特徴量を用いる。

〈3･1〉 車長[2]

車両検知器 S1 と S2 を連動させて，S1-S2 間の車両の移動時間t_m[s]を取得する。取得した移動時間を用いて，式(1)より車両の速度v[m/s]を算出する。

$$v = \mathrm{D}/t_m \tag{1}$$

D：S1-S2 間の距離[m]

車両の速度を用いて，式(2)より車長L[m]を算出する。

$$L = v \times t_p \tag{2}$$

t_p：S1 の通過時間[s]

〈3･2〉 車軸数[2]

車軸はタイヤの中心にあるため，車影よりタイヤ検出ができれば車軸を検出したことになる。そこで，タイヤが表れやすい車影下端の黒画素列に着目する。同一車両におけるタイヤ直径は，ほぼ一定であることから，黒画素列の幅によりタイヤを検出する。タイヤの数を車軸数とする。

〈3･3〉 HOG 特徴量[3]

局所領域内の輝度勾配の方向に対する強度を特徴量とするもので，車影の概形を特徴量として抽出することができる。以下に HOG 特徴量の抽出手順を示す。

〈3･3･1〉 車影の正規化

車両速度及び車長によりサンプリング回数が異なり車影の横幅が不定のため，横 200×縦 50pixel に正規化する。

〈3･3･2〉 輝度の勾配強度と勾配方向の算出

輝度の勾配強度mと勾配方向θを式(3)，(4)より算出する。なお，車影の黒画素を輝度 1，白画素を輝度 0 とする。

$$\mathrm{m}(x,y) = \sqrt{f_x(x,y)^2 + f_y(x,y)^2} \tag{3}$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} f_x(x,y)/f_y(x,y) \tag{4}$$

$$f_x(x,y) = L(x+1,y) - L(x-1,y)$$
$$f_y(x,y) = L(x,y+1) - L(x,y-1)$$

L：輝度　　x,y：任意の pixel の座標

勾配方向はx軸から反時計回りの角度であり，0°～360°の範囲で算出される。一般的な画像では，照明変動により対象と背景の輝度が逆転しても勾配方向を不変にするために，0°～180°に変換して用いる。しかし，車影は照明変動がないため，勾配方向を変換せずにそのまま用いる。

〈3･3･3〉 セルごとに勾配方向ヒストグラムの作成

勾配方向ヒストグラムv_cを式(5)より作成する。なお，セルは 20×5pixel とする。

$$v_c(\theta') = \sum_x \sum_y m(x,y)\delta_{\theta',\theta(x,y)} \tag{5}$$

$$\delta_{i,j} = \begin{cases} 1 & (i=j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases}$$

c：任意のセル　θ'：任意の勾配方向

〈3･3･4〉 ブロックごとの正規化

HOG 特徴量v_bを式(6)で求める。なお，ブロックは 3×3 セルとする。

$$v_b(c,\theta') = \frac{v_c(\theta')}{\sqrt{\left(\sum_{c_i}\sum_{\theta_i'} v_{c_i}(\theta_i')^2\right) + 1}} \tag{6}$$

b：任意のブロック

1：日大理工・院（前）・情報　2：日大理工・教員・情報

〈3･4〉 Haar-like 特徴量(4)

2 つの局所領域間の平均輝度の差を特徴量とするもので，車影の黒画素と白画素の配置が特徴量となる。

Haar-like 特徴量$H(r1, r2)$は，式(7)より算出する。なお，HOG 特徴量と同様に横 200×縦 50pixel に車影を正規化して用いる。また，黒画素を輝度 1，白画素を輝度 0 とする。

$$H(r1, r2) = S(r1) - S(r2) \quad (7)$$

r：局所領域　　$S(r)$：r の平均輝度

本研究では，局所領域の r1 及び r2 において，Figure 3 の 4 パターンを用いる。

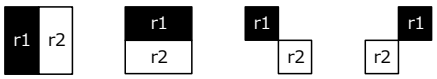

Figure 3. Pattern of local areas

領域のサイズ及び車影に対する位置を網羅的に変化させることで，多数の Haar-like 特徴量を抽出する。

4. 特徴量を統合した車種判別

本研究では，多数の特徴量を用いることになるため，それに適している Boosting を用いる。

Boosting は，教師有の機械学習の一種であり，弱識別器（識別精度の低い識別器）を多数組合せて，強識別器（識別精度の高い識別器）を生成する手法である。代表的なアルゴリズムとして AdaBoost(5)があり，2 クラス識別を行う手法である。

車種判別は NEXCO の 5 車種区分｛軽自動車，普通車，中型車，大型車，特大車｝で行うこととし，これは多クラス識別問題となるので，2 クラス識別の AdaBoost を 1 vs 他方式により多クラス識別に拡張して用いる。

〈4･1〉 1 vs 他 AdaBoost を用いた車種判別

本研究では弱識別器$h_t^k(x)$を式(8)の閾値関数で定義する。

$$h_t^k(x) = \begin{cases} 1 & v(x) \geq \theta \\ -1 & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

x：車影　t：任意の学習回数　k：任意の車種

$v(x)$：xの特徴量　θ：閾値

弱識別器の出力は，｛1：車種k，-1：k以外の車種｝である。また，特徴量に対する閾値θを網羅的に変化させることで，多数の弱識別器候補を生成する。

任意の車種 kか否か（1 vs 他）を識別するための学習を，AdaBoost により 5 車種それぞれで行う。毎回の学習で，以下の処理を繰り返す。まず，エラー率（識別を誤った車影の重みに依る）が最小の弱識別器$h_t^k(x)$を採用する。次に，エラー率に応じて弱識別器の重みα_t^kを算出する。そして，車影の重みの更新を行う。

学習結果の強識別器$H^k(x)$は式(9)より構成する。

$$H^k(x) = \sum_t \frac{\alpha_t^k}{\sum_{t'} \alpha_{t'}^k} h_t^k(x) \quad (9)$$

$1/\sum_{t'} \alpha_{t'}^k$：弱識別器の重みの正規化

$H^k(x)$の値は車種kらしさを表すため，$H^k(x)$が最大の車種kを車種判別関数$C(x)$の出力とする（式(10)）。

$$C(x) = \arg\max_k H^k(x) \quad (10)$$

$C(x)$を用いて車種判別を行う。

5. 車種判別実験

検討した特徴量の有効性を検証するために実験を行う。

〈5･1〉 対象データ

首都高速道路 用賀本線料金所 第 6 レーン S1-S2

2014/02/18 16 時 ～ 2014/02/19 14 時　18,672 台

車種区分の正解は，ETC 車載器情報を基に決めた。

通行順番が奇数番のデータを学習データ，偶数番のデータを検証データに分けた。データの内訳を Table 1 に示す。

Table 1. Detail of targets for vehicle classification [vehicles]

	軽	普通	中型	大型	特大	全体
学習	471	5,634	1,221	1,898	112	9,336
検証	471	5,658	1,247	1,861	99	9,336
合計	942	11,292	2,468	3,759	211	18,672

〈5･2〉 学習過程

学習データに対して学習を行う。学習 100 回以降で，かつ識別率（車種を正しく識別した割合）が 100%に達した時点で学習を停止した。なお，識別率が 100%に達しなくても，学習 500 回で学習を停止した。

〈5･3〉 車種判別の処理時間

車種判別に用いた PC のスペックを以下に示す。

CPU：Core i7 4770 3.4GHz　　RAM：16GB DDR3

OS：Windows 10 Pro 64bit

車種判別に要する処理時間を Table 2 に示す。いずれもリアルタイム性は十分に満足する。

Table 2. Processing time of vehicle classification [ms/vehicle]

前回の特徴量	今回の特徴量
3.74	6.19

〈5･4〉 車種判別結果

検証データに対して車種判別を行う。前回の特徴量を用いた車種判別結果を Table 3 に，今回の特徴量を用いた車種判別結果を Table 4 にそれぞれ示す。なお，5 車種区分（NEXCO）で車種判別を行い，さらに 2 車種区分（首都高）に変換した。

Table 3. Rate of vehicle classification using previous features [%]

	軽	普通	中型	大型	特大	全体
	普通			大型		
5 車種区分	98.51	98.96	91.66	94.79	69.70	96.82
2 車種区分	99.30			95.82		98.56

Table 4. Rate of vehicle classification using new features [%]

	軽	普通	中型	大型	特大	全体
	普通			大型		
5 車種区分	97.88	99.51	95.51	97.42	100.0	98.48
2 車種区分	99.91			97.86		99.48

Table 4 より，5 車種区分及び 2 車種区分での車種判別において，いずれも全体として高い識別率を得た。

Table 3，4 より，前回よりも今回の特徴量を用いた方が全体の識別率は高く，検討した特徴量は車種判別に有効であることを確認できた。

6. まとめ

今回検討した特徴量は識別率を向上させ，車種判別に有効であることを確認した。

車両検知器データを用いて，5 車種区分（NEXCO）で車種判別を行った。車種判別の結果，平均 98.48%と高い識別率を得た。また，車種判別に要する処理時間は，6.19[ms/台]であり，リアルタイム性を十分に満足している。

今後は，学習手法についての再検討を行う。

最後に，本研究にご協力を頂いた首都高速道路(株)並びに首都高 ETC メンテナンス(株)関係各位に感謝致します。

文　　献

(1) 道路システム高度化推進機構：ETC 便覧（2012-10）
(2) 大村 卓也・泉 隆・高橋 友彰：「ETC 車両検知器による車種判別」，平成 26 年度日本大学理工学部学術講演会，G-6，pp.419-420（2014-12）
(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)