

## ETC 車両検知器による車種判別

## Vehicle Classification by Vehicle Detector in ETC

○大村 卓也<sup>1</sup>, 泉 隆<sup>2</sup>, 高橋 友彰<sup>2</sup>  
\*Takuya Omura<sup>1</sup>, Takashi Izumi<sup>2</sup>, Tomoaki Takahashi<sup>2</sup>

Abstract: 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. In this report, we examined the vehicle classification which integrates using Boosting multiple feature values extracted from vehicle detector data.

## 1 まえがき

ETC (Electronic Toll Collection System) は高速道路での料金收受を無線通信によりキャッシュレスで行うシステムであり, 日本全国各地で導入されている. ETC レーン構成<sup>(1)</sup>を Figure 1 に示す.

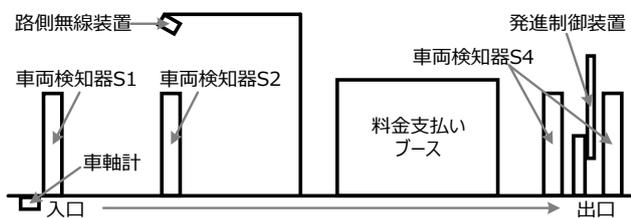


Figure 1. Configuration of ETC lane

ETC レーンの中でも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. 車種は, 車長, 車高, 車幅, 車軸数など様々な情報の組合せから決定されている. これに関連して, 先に車両検知器を用いた車軸検出<sup>(2)</sup>及び車長検出<sup>(3)</sup>について検討した. 本稿では, 車両検知器データより抽出した, 車種と関連のある特徴量を Boosting により統合した車種判別について検討したので報告する.

## 2 ETC 車両検知器

ETC 車両検知器は, 発光器と受光器が対になった赤外線センサ群から構成されており, 発光器から出力された光が受光器に届くか否かによって物体の有無を判定する.

車両検知器から得られる高さ方向の 1 次元 2 値データ (物体の有無) をスキャン間隔ごとに収集することで, 横軸を時間軸とする 2 次元 2 値データを得ることができる. このデータより, 物体有を黒, 物体無を白で表す画像を作成することで, 車両側面の概形が得られる<sup>(4)</sup>. 本研究ではこの画像を車影と呼ぶ. 車影の例を Figure 2 に示す.

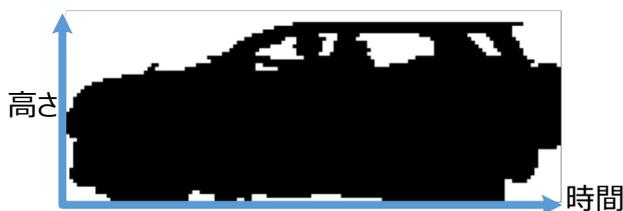


Figure 2. Example of vehicle shadow

## 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. 抽出した特徴量と車種との関連は, Boosting で弱識別器として選択された際の重み (信頼度) によって判断する.

## 3.1 車高

車影に映った車両の中で, 最高部の行を車高とする.

## 3.2 最低地上高

車影の行を下端から上端へ走査した際に, 黒画素が 60% 以上になった行を最低地上高とする.

## 3.3 前後面傾き

車高と最低地上高の間の車両の前面 (前から見た際の面) と後面の傾きを最小二乗法で求め, 角度に変換する.

## 3.4 上下面傾き

車両の上面と下面の傾きを最小二乗法で求め, 角度に変換する.

## 3.5 車長

S1-S2 間の車両先頭の平均速度  $v$  [km/h] が分かる場合は車長を算出することができる. 車長  $L$  [m] は式(1)より求める.

$$L = \frac{v}{60^2} \times T \times n \quad (1)$$

$v$ : 平均速度 [km/h]     $T$ : 検知器のスキャン間隔 [ms]

$n$ : 車影のスキャン回数

3.6 車軸数<sup>(2)</sup>

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となる. タイヤが存在する車影下端の黒画素列に着目し, 黒画素列の幅によりタイヤを検出する.

## 4 特徴量を統合した車種判別

車種判別は多クラス識別問題であるので, 2 値識別の AdaBoost<sup>(5)</sup>を多クラス識別に対応させる必要があり, 1vs 他方式を用いる.

## 4.1 1 vs 他 AdaBoost を用いた車種判別

任意の車種  $k$  か否か (1vs 他) を識別するための学習を, AdaBoost によりそれぞれの車種で行う.

弱識別器  $h_t^k(x)$  を式(2)の閾値関数で定義する.

$$h_t^k(x) = \begin{cases} 1 & p \cdot v(x) \geq p \cdot \theta \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$x$ : 車影     $t$ : 任意の学習回数     $v(x)$ : 特徴量

$\theta$ : 閾値     $p$ : 不等号の向き {1, -1}

エラー率が最小の弱識別器を採用し、エラー率に応じて弱識別器の重み $\alpha_t^k$ を算出する。

学習結果の強識別器 $H^k(x)$ は式(3)より構成する。 $H^k(x)$ の値は車種 $k$ らしさを表す。

$$H^k(x) = \sum_{t=1}^T \frac{\alpha_t^k}{\sum_{t=1}^T \alpha_t^k} h_t^k(x) \quad (3)$$

$T$  : 合計の学習回数  $\frac{1}{\sum_{t=1}^T \alpha_t^k}$  : 弱識別器の重みの正規化

$H^k(x)$ が最大の車種 $k$ を車種判別関数 $C(x)$ の出力とする。 $C(x)$ を用いて車種判別を行う。

$$C(x) = \underset{k}{\operatorname{argmax}} H^k(x) \quad (4)$$

#### 4.2 弱識別器に用いる特徴量

3に示したすべての特徴量を用いる。

### 5 車種判別実験

検討した特徴量や車種判別方法の有効性を検証するために車種判別実験を行う。

#### 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  
2013/08/08 15時 ~ 2013/08/09 17時 23,940台

ETC 車載器情報等による、通行車両の車種(軽自動車, 普通車, 中型車, 大型車, 特大車), 平均速度(S1-S2間)等のデータが存在する。全体の台数が等しくなるように、通行車両を時間で区切り学習データ(前半)と検証データ(後半)に分け、Table 1に示す。

Table 1. Details of the target for vehicle classification

	軽	普通	中型	大型	特大	全体
学習[台]	441	8669	1034	1175	651	11970
検証[台]	602	7202	1625	1578	963	11970
合計[台]	1043	15871	2659	2753	1614	23940

#### 5.2 学習過程

学習データに対して学習を行う。学習回数による識別率の変化を Figure 3 に示す。車種の正解には車載器情報を用いる。識別率とは、車種を正しく識別した割合を表す。学習回数 100 回の時点で学習を終了した。

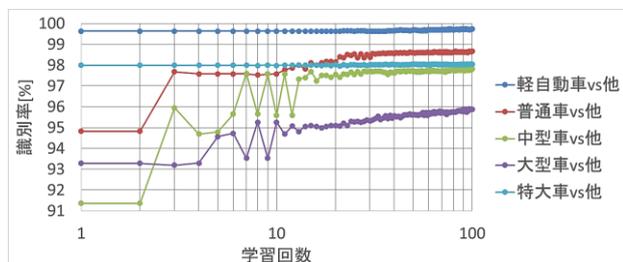


Figure 3. Classification rate vs learning times

Figure 3 より、大型車 vs 他の識別が最も困難であることが分かる。また、100 回以上学習した際にも学習データに対する識別率は 100%にならなかったため、車種判別に必要な特徴量が不足していると言える。

#### 5.3 学習結果

選択された弱識別器の重みによって、有効な特徴量の順位付けをした。上位 3 種類を以下に示す。

- 軽自動車 vs 他 車長 > 上面傾き > 前面傾き
- 普通車 vs 他 車長 > 前面傾き > 車高
- 中型車 vs 他 前面傾き > 車長 > 下面傾き
- 大型車 vs 他 車長 > 前面傾き > 最低地上高
- 特大車 vs 他 車軸数 > 車長 > 前面傾き

以上の結果より、車長、前面傾き及び車軸数が有効な特徴量であることから、これらの特徴量が車種との関連が強いと言える。

#### 5.4 車種判別結果

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 8.1 Pro 64bit

処理時間は、2.35[ms/台]であり、車両検知器のスキャン間隔(5[ms])よりも短いためリアルタイムでの処理が可能である。

検証データに対する車種判別結果を Table 2 に示す。NEXCO 区分で車種判別を行い、さらに首都高区分に変換した。

Table 2. Rate of vehicle classification [%]

	軽	普通	中型	大型	特大	全体
	普通			大型		
NEXCO	92.19	98.54	86.95	79.40	77.78	92.46
首都高	98.97			90.55		97.18

Table 2 より、特大車の識別率が低いことが分かるが、全体としては 92.46%と高い識別率を得た。

特大車の識別率が低い原因としては、5.3 より特大車では車軸数が最も有効な特徴量であるが、車軸数の検出精度が低い<sup>(2)</sup>ことが考えられる。

全体的な誤識別の原因としては、5.2 より車種判別に必要な特徴量が不足していることが挙げられる。

### 6 まとめ

車両検知器データより NEXCO 区分での車種判別を行った結果、識別率は 92.46%と高い識別率を得た。

今後は、車軸数の検出精度改善を行うとともに、車種判別に必要な特徴の追加を検討する。

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。

### 7 文献

- (1) ORSE : ETC 便覧 (2012-10)
- (2) 大村・岡村・泉・山内・及川 : 「ETC 車両検知器による車軸検出」, 平成 26 年電気学会全国大会, 4-205, Vol.4, p.348 (2014-03)
- (3) 大村・泉・高橋・山内・及川 : 「ETC 車両検知器による車長検出」, 平成 26 年電気学会産業応用部門大会, Y-120 (2014-08)
- (4) 荒川・泉・及川 : 「ETC 車両検知器による車種判別のためのデータの分析」, 電気学会交通・電気鉄道 ITS 合同研究会, TER-12-64 ITS-12-31, pp.9-14 (2012-11)
- (5) Yoav Freund and Robert 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)