

ETC 車両検知器による車種判別のためのデータ分析  
 -AdaBoost による車体形状の識別-

Analysis data for Vehicle Classification by Vehicle Detector in ETC  
 -Classification for vehicle shape using AdaBoost-

○荒川 友理<sup>1</sup>, 泉 隆<sup>2</sup>  
 \*Yuri Arakawa<sup>1</sup>, Takashi Izumi<sup>2</sup>

Abstract: The ETC is operated in the expressway. ETC is automatic payment system by wireless telecommunications in expressway toll gate. It was set up to reduce the traffic jam in the toll gate. We paid attention to the vehicle detector of ETC. We created vehicle pattern by vehicle detector data and analysis for Vehicle Classification by Boosting.

1. まえがき

国土交通省の ITS 推進の一環として、自動料金収受システム ETC (Electronic Toll Collection) が各高速道路料金所に設置され、運用されている。ETC とは無線通信による課金処理により、料金所での料金支払いをキャッシュレスで行うものであり車両検知、無線通信やセキュリティなどの要素技術から成り立っている。ETC レーンシステムは、図 1 のように構成されている。高速道路の渋滞原因のおよそ三割を占める料金所での渋滞の改善や経費削減のために設置され[1]昨今の高い普及率(2011 年末で 86%[1])からその成果を上げている。現在 ETC は車種判別を専用の機器を用いて行うか、車載器に登録された情報によって行っている。このため、車載器の取り替え時の誤りがあると車種不一致が発生することがある。本研究では、すでに設置してある ETC 車両検知器から得られる情報をもとに車種判別を行うことを目的とする。これにより新たな装置を追加することなく、低コストでの車種判別が可能になる。

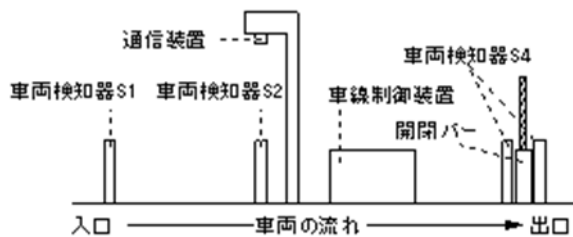


Figure 1. ETC lane system.

2. ETC 車両検知器

車両検知器は、高さ方向に密に設置された赤外線センサを有する発光器群と受光器群が対になって構成されており、車両が通ると光が遮断され、車両(あるいは物体)ありと判断される。高さ方向の 1 次元データがサンプリング間隔毎に収集され、車両データ(車影)

を得られる。

Table 1. Specification of vehicle detector.

センサ種別	赤外線センサ	
センサ方式	透過式	
センサ配置	下部 (560mm)	20mm 間隔, 25 光軸
	上部 (1080mm)	45mm 間隔, 26 光軸
サンプリング間隔	4ms	
2 連センサの間隔	0.8m	

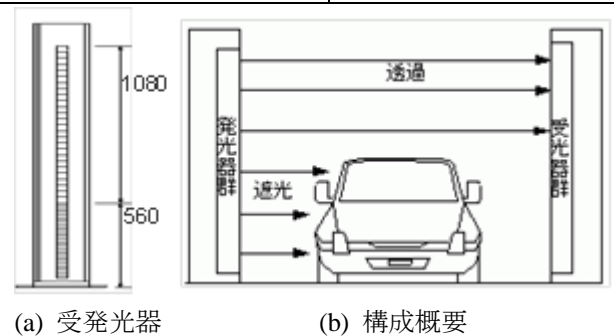


Figure 2. Composition of vehicle detector.

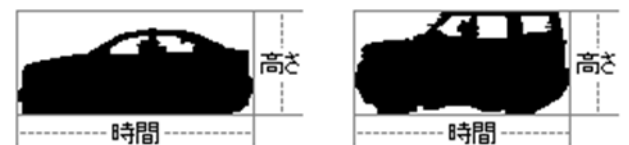


Figure 3. Acquisition of vehicle data.

3. 車両検知器による車種判別

高速道路における車種区分は最大 5 区分であり、それらは車体形状と関連性を持つ。一般的な車種判別装置は様々なパラメータにより車種判別を行うが、車両検知器から得られるデータは車両高さ・長さ、そして車影のみである。そこで、それらの少ない情報を有効に活用するために、車両を車体形状ごとに分類し、そ

1 : 日本大学・院・情報 2 : 日本大学・教員・子情

の中で長さや高さによる区分の絞り込みを行う階層的処理を行う。本稿では、車影から得られる種々の特徴量を AdaBoost により組み合わせて車体形状を分離可能な識別器が構成可能かを検討した。

#### 4. AdaBoost

重み付き学習データに対して最小エラーとなる弱識別器による識別を行い、結果を基に学習データの重みを更新する手法である[3]。以下にアルゴリズムを示す。

学習データ  $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ ,  $x$ : 特徴量,  $y$ : 属性 (正誤), 学習データ重み  $d_n^{(0)}$  ( $n=1, 2, \dots, N$   $t=1, 2, \dots, T$ ) 識別器群  $h = \{h_1(x), h_2(x), h_3(x), \dots, h_T(x)\}, h_t = \{1, -1\}$ , エラー率  $\epsilon_t$

Step1. 初期化

学習重み  $d_n^{(1)} = 1/N$  for all  $n=1, \dots, N$

Step2. 学習処理

$t=1, \dots, T$  まで

(a) 識別器のエラー率の算出

$$\epsilon_j = \sum_{n=1}^N d_n^{(t)} I(y_n \neq h_j(x_n))$$

(b) 識別器の選択

$$h_t = \arg \min \epsilon_j$$

(c) エラー率から重みの算出

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}$$

(d) 学習データの重みの更新

$$d_n^{(t+1)} = \frac{d_n^{(t)} \exp\{-\alpha_t y_n h_t(x_n)\}}{\sum_{n=0}^N d_n^{(t)} \exp\{-\alpha_t y_n h_t(x_n)\}}$$

(e) 終了条件の判定

$$\epsilon_t = 0 \text{ or } \epsilon_t \geq \frac{1}{2}$$

Step3. 出力

$$H(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right]$$

ここで弱識別器群は以下の車影特徴量ヒストグラムから生成される。

Table 2. Feature of vehicle shadow.

特徴量名	算出方法 (種類)
下部領域密度	車影領域の下半分の白黒比率 (1 種)
HLAC 特徴量	車影・車影輪郭の HLAC 算出結果 (50 種)
X 方向複雑度	車影の横方向微分値 (車影全体・下部)
Y 方向複雑度	車影の縦方向微分値 (車影全・下部)
車両前面傾き	車影左側の白黒変化点を最小二乗法で直線近似 (1 種)

#### 5. 実験

車両前面傾きにおいて車体形状が重複している「トラック」「ワンボックス」「バス」について AdaBoost による強識別器を生成し分離精度を検証する。実験用

のデータセットを以下に示す。

首都高速道路用賀料金所 ETC レーン 出口側車両検知器 (L6S1) 796 台 (逆走車両, 人, バイクを除く)

生成した強識別器により以下の識別結果を得た。

Table 3. Experiment result of classifier by AdaBoost.

識別データ	識別率[%]
トラックワンボックス	98.3
トラックワンボックス (前面傾き重複領域)	100.0
トラックバス	100.0

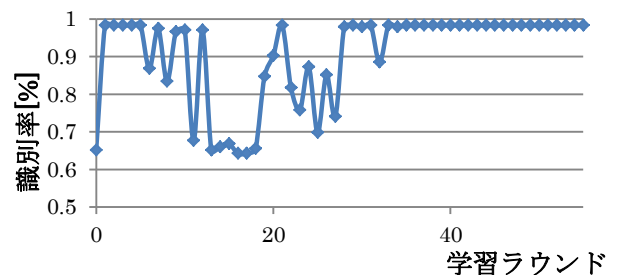


Figure 4. Transition of classification rate by learning rounds (Truck -Onebox)

結果よりトラックワンボックスは前面傾きが重複している区間のみであれば完全分離できることがわかった。また、強識別器は 3 個程度の弱識別器の組み合わせで最大精度を達成できており、用意した弱識別器より少ない弱識別器で強識別器を構成できることがわかった。

#### 6. まとめ

Boosting によりこれまで算出してきた車影の特徴を組み合わせることで車両前面傾きにおける車体形状の重複領域について分離可能であることがわかった。今後は、これらのデータを用いて車両・非車両や飛来物等の判定を行う。

最後に、本研究にご協力いただいた草刈利彦氏、及川宗敏氏 (首都高速道路) および伊藤功氏 (イトコー技術事務所) に感謝いたします。

#### 7. 参考文献

- [1] ORSE : 「ETC 便覧」 (2011)
- [2] Yoav Freund : 「A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting」, Journal of Computer and System Sciences 55, pp119-139(1997)
- [3] 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分析」, 電気学会 ITS 研究会, ITS-12-13, pp.13-18(2012)