

3D 距離画像センサを利用した車種判別

-SVMによる車種判別の検討-

櫻井 航太[†] 渡邊 信弘[‡] 泉 隆^{††} 藤 琳^{‡‡}
 日本大学

1. まえがき

交通管制システムは、道路交通の安全性、円滑性、快適性を確保するため、果たすべき役割は大きい。その中で車両検知器は、交通量や速度などを計測し、渋滞情報等を作成するのに重要な設備である。現在主に使われている超音波式やループコイル式、画像式などの車両検知器は、温度や風による精度低下などの課題が存在する^[1]。そのため、本研究では新たな車両検知器として 3D 距離画像センサ（以下 3D センサ）を利用し、検知車両の車種判別を検討している。先行研究^[2]では、3D センサから得た車の情報から HOG 特徴量を抽出し、SVM によって車種判別を行ったが、車の概形が似ているクラスでの誤判別などが多かった。

そこで、本稿では SVM におけるマージン最大化の手法に着目し、ソフトマージン法を用いた SVM を検討したので報告する。

2. 3D センサを用いた車両検知器

本研究の 3D センサは、日本信号株式会社「アンフィニソレイユ FX8」^[3]を使用した。表 1 の仕様の中で応答速度は 16fps を用いた。また、3D センサの設置イメージを図 1 に示す。

表 1 アンフィニソレイユ FX8 仕様

測定方法		光パルス飛行時間計測法	
検出距離範囲 ^{*1}		0m~15m	
画角	水平	60度	
	垂直	50度	
応答速度		16fps	4fps
測距点数 ^{*2}		約 53×33	約 100×60
角度分解能		20×27mrad	11×15mrad
距離分解能		Min. 4mm	

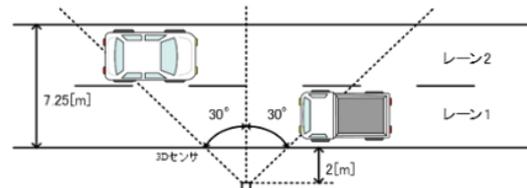


図 1 3D センサ設置イメージ

3. 3D センサを用いた車種判別

本研究は 3D センサから取得した画像より HOG 特徴量^[4]を抽出し、SVM によって車種判別を行う。このとき取得する画像を車影と呼ぶ。図 2 に車影の例を示す。



図 2 車影の例

3.1. SVM による車種判別

SVM(Support Vector Machine)^[5]は対象データのクラスを線形分離可能と仮定し、各クラスのサポートベクターのマージンが最大となるような超平面を求める手法である。しかし、本研究において車影画像を完全に線形分離することは不可能である。そこで、本研究ではマージン最大化の手法に、ある程度の分類誤差を許容し超平面を求めるソフトマージン法を検討する。この方法は線形分離できないデータに対しても、一定の精度を保ち分類できるため、これを用いて車種判別精度の向上を図ることとする。また、SVM に用いる評価指標を以下に示す。

3.2. 評価指標

- 真陽性 (TP : True Positive)
モデルが陽性と予測して、正解が陽性。
- 真陰性 (TN : True Negative)
モデルが陰性と予測して、正解が陰性。
- 偽陽性 (FP : False Positive)
モデルが陽性と予測したが、正解が陰性。
- 偽陰性 (FN : False Negative)
モデルが陰性と予測したが、正解が陽性。

Vehicle Classification by Laser Range Image Sensor
 -Examination of Vehicle Classification by SVM-

[†] Kota Sakurai · Nihon University

[‡] Nobuhiro Watanabe · Nihon University

^{††} Takashi Izumi · Nihon University

^{‡‡} Lin Teng · Nihon University

• 正解率 (Accuracy)

正しく車種予測をした割合であり、主にこの評価指標が用いられる。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

• 適合率 (Precision)

モデルが陽性と予測した内、実際に陽性である割合である。例えば普通車に属さないデータに対し、普通車と予測したとき値が低くなる。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

• 再現率 (Recall)

実際に陽性であるデータの内、モデルが陽性と予測した割合である。例えば普通車に属すデータに対し、普通車以外の予測したとき値が低くなる。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

• F 値

適合率と再現率の調和平均である。分子が適合率と再現率の乗算となっており、2つの値が共に高い値でないと低い値となる。

$$F \text{ measure} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

これらの値をクラスごとに求め、各値について平均を求めることで、モデルの評価を行う。平均の計算には、クラス間でデータ数に偏りがある場合に有効な Micro 平均を用いる。

4. 車種判別実験

実験では、Standard (普通車) 3000 枚、Motorcycle (二輪車) 200 枚、Medium (中型車) 226 枚、Large (大型車) 90 枚を用いる。先行研究(ハードマージン法)と提案手法であるソフトマージン法を用いた SVM による学習を行い、車種判別結果の比較を行った。実験結果を表2及び表3に示す。

表2 先行研究手法 実験結果 [%]

	Accuracy	Precision	Recall	F Measure
Standard	97	95	100	98
Motorcycle	100	100	100	100
Medium	95	86	83	85
Large	98	100	87	93
Micro Ave	98	95	95	95

表3 提案手法 実験結果 [%]

	Accuracy	Precision	Recall	F Measure
Standard	99	98	100	99
Motorcycle	99	100	97	98
Medium	99	97	97	97
Large	99	100	97	98
Micro Ave	99	98	98	98

4.1. 実験結果の考察

表2、表3の結果を比較すると、正解率 (Accuracy) の Micro 平均の値に関して、提案手法は1%高く、また全てのクラスにおいて99%という高い精度が得られた。特に中型車の予測では先行研究の場合、適合率(Precision)、再現率(Recall)が低かったが、ソフトマージン法を用いた提案手法では、適合率(Precision)が11%、再現率(Recall)が14%高い値となり、識別精度の上昇が確認できる。これは車の概形が似ているクラスの誤判別が減少した結果であり、このことから3Dセンサを用いたHOG-SVMによる車種判別にソフトマージン法を用いることで優れた精度で判別可能であることがわかる。

しかし、二輪車のクラスについてはハードマージン法の場合には誤判別は存在しなかったが、ソフトマージン法の場合に図3に示す画像が普通車に誤判別されてしまった。これに関して、ソフトマージン法の誤差許容範囲などのパラメータ調整や車長による判別を組み合わせることにより、改善できると考えている。



図3 二輪車 誤判別画像

5. まとめ

本研究ではソフトマージン法を用いた SVM による車種判別について検討した。車種判別結果からソフトマージン法を用いた場合の正解率の Micro 平均はハードマージン法を用いた場合よりも優れた値となり、3Dセンサを用いた SVM による車種判別においてはソフトマージン法が有効であることがわかった。

今後の課題としては、ソフトマージン法の誤差許容範囲などのパラメータを調整して識別精度の向上を目指す。

参考文献

[1] 泉隆ほか, 「高速道路交通管制技術ハンドブック新版」, 電気書院 (2017-4)
 [2] 高寅誠, 渡邊信弘, 藤琳, 泉隆, 「3D 距離画像センサを利用した車種判別-SVM 学習のための水増し手法による学習データの調整」, 令和3年電気学会東京支部千葉支所研究発表会 (2021-1)
 [3] 日本信号, 「3D センサ アンフィニソレイユ」 <http://www.signal.co.jp/vbc/mems/sensor>
 [4] 庄野逸, 「局所画像特徴量 HOG」 映像情報メディア学会誌 vol67. (2013)
 [5] 福水健次, 「カーネル法入門」. 朝倉文庫 (2010)