

路車協調用画像センサの開発

東久保 政 勝*・栗 田 多喜夫

Development of Image Processing Sensors for Cooperative Driving Safety Support Systems — by Masakatsu Higashikubo and Takio Kurita — To realize Cooperative Driving Safety Support Systems (DSSS) aiming at the reduction of traffic fatalities and serious injuries, an image processing sensor needs to be installed on the road. With such a sensor, automobiles, motorbikes and pedestrians in driver’s blind corners are spotted and the obtained traffic data is provided to the driver. Due to the purpose, the sensor should be able to detect the position and travel speed of objects with a higher precision than that of traffic counters, regardless of weather conditions and time zones. The authors have developed an image processing algorithm to respond to the demand. In this paper, the authors report the outline and experimental results of the developed algorithm.

Keywords: DSSS, image sensor, HOG, SVM, boosting

1. 緒 言

交通事故抑止を目的とした路車協調型安全運転支援システムの実現のために、車両内からは視野外となる範囲(図1)の交通状況を計測し、ドライバーに提供する画像センサが求められており、筆者等はその計測処理手法を開発した。本センサは、交差点付近の車両及び二輪車の、位置及び移動速度をあらゆる環境下(時間帯、天候)において高精度に計測する必要があり、従来の渋滞抑止を目的としたセンサよりも高度な計測処理技術が求められる。本稿では、開発した計測手法の概要及び車両検出の実験結果を報告する。

年連続で減少し、平成20年中の交通事故による死者数は5,155人となった。これは各種車載安全装置の普及や医療技術の向上に依るところが大きい。この状況を踏まえて、麻生総理は平成21年1月の施政方針演説において、今後10年間で、死者数を更に半減させ、「世界一安全な国、日本」を目指す方針を示しており、更なる事故抑止への取り組みが求められている。

事故発生状況を詳細に分析すると、事故の類型別においては、表1に示すように、追突、出会い頭及び右折時衝突事故が全体の6割以上を占めていることが分かる。また原付以上運転者(第1当事者)による交通事故件数を法令違反別にみると、表2に示すように安全不確認、脇見運転、動静不注視などの安全運転義務違反が全体の約4分の3を占めている。



図1 路車協調用画像センサの計測範囲例

表1 平成20年度の事故類型別交通事故件数

事故類型	件数
追突	239,236
出会い頭	208,290
人対車両	70,704
右折時衝突	68,147
単独事故	38,671
正面衝突	19,247
その他	121,852
合計	766,147

表2 平成20年度の法令違反別交通事故件数

法令違反	件数
信号無視	22,512
最高速度違反	8,613
一時不停止	33,670
運転操作不適	49,724
漫然運転	47,929
脇見運転	115,139
動静不注視	78,233
安全不確認	227,553
その他	140,147
合計	723,520

安全運転義務違反

2. 開発の背景と目的

2-1 社会情勢と路車協調型安全運転支援システム市場の出現 我が国の交通事故発生状況は警察庁交通局の発表⁽¹⁾の図2に示すように、交通事故による死者数は、8

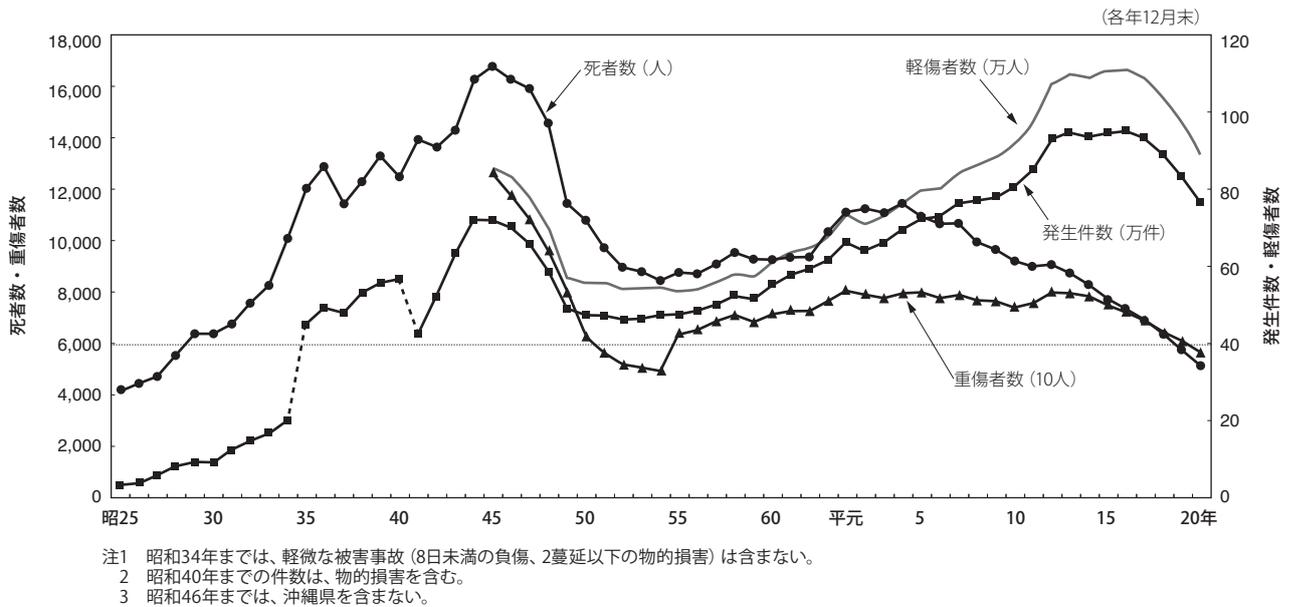


図2 交通事故発生状況の推移⁽¹⁾

このような事故発生状況において、施政方針演説の「今後10年間で、死者数を更に半減させる」という目標を達成するには、従来の車両側、路側インフラ側のそれぞれのシステムによる事故抑止だけでは回避できない事故の対策が必要であり、路側インフラ装置と車載装置が協調して事故を抑止する「路車協調型安全運転支援システム」⁽²⁾の実現が求められている。

この実現には、インフラ側の要素技術として、センシング、通信、交通信号制御の各種技術開発が必要であり、特にセンシング技術においては、計測範囲の広さ、製品寿命、コスト、性能のバランスを考慮し、画像処理方式が最有力と考える。

2-2 路車協調型画像センサの目的と目標 路車協調型安全運転支援システムを実現する画像センサの役割として、図1に示すように、車載装置単独では検出が難しい見通し外情報を計測し、検出結果及び画像情報を車両に提供することが重要である。また、その検出対象は、車両だけでなく、二輪車や歩行者も含み、それらの位置、速度及び移動方向を計測することにより、事故抑止に必要な情報をドライバー等に提供できる。具体的には、右折の際、対向する大型車両の死角で見えない二輪車の存在を知らせる、右左折時に他の車両に気を取られて見落とす歩行者の存在を知らせる、等である。

また、性能面においても、事故抑止実現のため、個々の車両や二輪車をあらゆる環境下(時間帯、天候)において高精度に計測する必要があり、従来の渋滞抑止を目的としたセンサよりも高度な計測処理技術が求められる。

路車協調型画像センサの仕様については、本報告書作成

時点においても国内共通仕様は確定されておらず、参入予定各社が独自の基準を設定している。それらの状況や住友電工の従来事業からの経験より、表3の仕様を満たす必要があると判断し、これを目標仕様とした。

表3 路車協調型画像センサの目標仕様

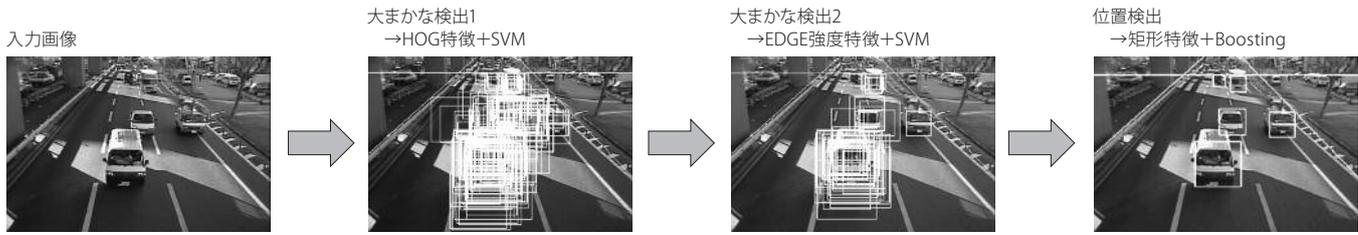
項目	仕様	算出基準、補足
計測範囲	4車線100m長	
処理時間	100ミリ秒/フレーム以下	
車両検出	検出漏れ1%以下 誤検出1回/ 1フレーム以下	検出漏れ=100-フレームごとの車両検出総数/正解総数*100
車種識別	誤識別5%以下	誤識別台数/全台数
追跡・速度	誤差10%以下	(計測速度-真の速度)/真の速度

3. 開発した計測手法

3-1 計測処理全体の流れ 図3に、車両検出機能を実現するために考案した要素技術の組み合わせ及び処理手順を示す。各要素技術には特性があり、それらの長所を活かした方式とした。

3-2 手法説明 ここで、図3に示した検出手法の概要を説明する。

(1) Histograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴
 HOG特徴とは、画像の局所領域において輝度の勾配強



検出方法	長所	短所	用途
HOG+SVM	検出漏れが殆どない 位置ズレでも検出可	検出枠内に少しでも侵入すれば検出する 正確な位置は検出できない	存在計測
EDGE強度+SVM	検出漏れが殆どない HOG+SVMより正しい位置を検出	検出枠内に少しでも侵入すれば検出する HOG+SVMより誤検出が多い	存在計測
矩形+Boosting	正確な位置の検出	類似物体の誤検出	位置検出

図3 計測処理全体の流れと各手法の特性

度を方向ごとにヒストグラム化した特徴ベクトルであり、Dalal⁽³⁾らが人検出法における特徴量として提案した。

HOG特徴の利点は、局所領域ごとに輝度値勾配のヒストグラムを作成するので、明度の変化や幾何学的変化（平行移動、回転）に対して頑健であることが知られている。

HOG特徴のパラメータ（局所領域のサイズ、勾配方向数、平滑化、領域組み合わせ等）の設定において、車両や二輪車検出に最適な組合せを当社独自に開発することにより、入力画像全体より車両存在範囲を絞り込みつつ、検出漏れを起こさない特徴ベクトルの抽出手法を実現した。

(2) Support Vector Machine (SVM)⁽⁴⁾

図4に示すように、マージン（各クラスの境界サンプルとの距離）が最大となる識別面を算出する手法であり、理論的には、誤判定が最小となる識別方式の1つである。

識別器訓練の計算量は大きく、大規模（10000サンプル以上）問題をそのまま解くことは困難であるが、一方で識別処理は高速であり、特に線形SVMは積和演算で済むことが知られている。

SVMの適用においても、車両や二輪車検出に適したパラメータの設定方法を当社独自に開発した。さらに大規模

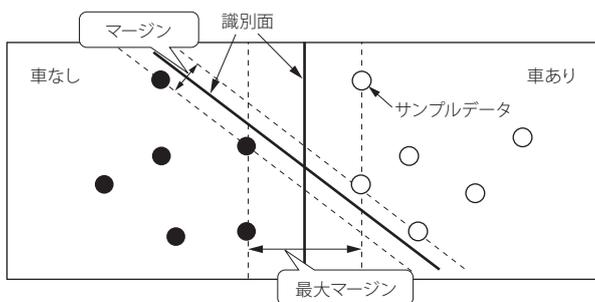


図4 SVMにおけるマージンの概念

データであっても、最適なサンプルデータを抽出し、実現可能な時間内で訓練を完了させる方式を開発した。

(3) 矩形特徴 + Boosting

図5に示すように、任意の検出窓内に、隣接する2つの長方形を設定し、その内部の平均輝度差を矩形特徴とする。個々の矩形特徴の識別能力は低く、一般に弱識別器と呼ばれているが、複数の弱識別器を集めて、1つのより強力な識別器を作る手法（Boosting手法）と組み合わせることにより、高精度な識別が実現できることが知られている。

一例として、Viola⁽⁵⁾らは矩形特徴 + Boostingにいくつかの工夫を加えた顔検出技術を提案している。

筆者らも、矩形特徴 + Boosting技術に、車両及び二輪車検出に適した独自の工夫を加えることにより、検出漏れを最小限に抑える方式を開発した。

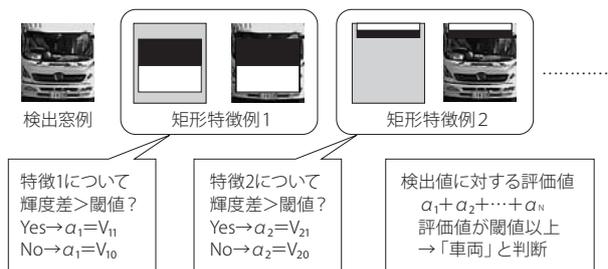


図5 矩形特徴 + Boosting 処理の概要

4. 実験結果

4-1 大まかな車両検出処理

(1) スキャン範囲とHOG特徴

図3の“大まかな検出1”に示すように、予め計測対象範

表4 実験データ内容

映像シーン	シーン特徴	フレーム数	スキャン位置数	訓練データ			全正解車両数
				全データ数	負例(車なし)数	正例(車あり)数	
No.379	横カゲ	12948	4816	58453	37037	21416	19749
No.383	木葉カゲ	26204	3999	50058	34920	15138	13373
No.85	車尾・昼	9999	4369	88689	61066	27623	22781
No.86	車尾・夜	9999	4369	46236	27872	18364	15231
No.122	夜	3001	3427	12762	11730	1032	869
No.384	夜	11119	4816	61214	45584	15630	13839

表5 HOG + SVM 訓練及び検出結果

映像シーン	訓練データのサブセット			全訓練データ識別率			全データスキャン結果			
	サブセットデータ数	負例データ数	正例データ数	全正解率	負例正解率	正例正解率	全検出数	検出成功数	検出漏れ数	漏れ率
No.379	584	311	273	100.00%	100.00%	100.00%	5141359	19579	170	0.86%
No.383	500	279	221	99.97%	100.00%	99.89%	6495247	13371	2	0.01%
No.85	886	528	358	99.60%	99.79%	99.19%	8755370	22653	128	0.56%
No.86	462	269	193	99.92%	99.98%	99.83%	5481497	15097	134	0.88%
No.122	127	117	10	100.00%	100.00%	100.00%	400799	869	0	0.00%
No.384	612	447	165	100.00%	100.00%	100.00%	10378419	13836	3	0.02%

漏れ率=検出漏れ数/全正解車両数×100

検出成功基準: 検出正解窓の中心と検出結果窓の中心の距離が、正解窓サイズの0.3倍以下

囲 (=道路両端と上限の設定線内部) 及び、y 座標 (画像上下方向) ごとに車両検出窓サイズの変動範囲を設定した。次に、この計測対象範囲内において、車両検出窓の位置をスキャンさせながら、その変動範囲内の大ききで切り出し、16×16サイズにリサイズした画像に対して、HOG + SVM による訓練及び検出を行った。なお、HOG 特徴は、8×8サイズのセル毎に算出し、セル同士をその半分の大ききが重なるように、16×16サイズ画像内に9セルを設定した。また輝度勾配方向の量子化数を8とした結果、特徴ベクトルの次元数は72である。

(2) EDGE + SVM の導入

HOG + SVM では、位置ズレに弱いため、誤検出が非常に多くなる問題があった。そこで、HOG と異なる特徴として、水平方向のエッジ強度画像と垂直方向のエッジ強度画像を導入した。算出方法は、16×16サイズ画像の外周を除く位置に対して、sobel フィルタを用いた。これにより特徴ベクトルの次元数は14×14×2画像=392である。

EDGE + SVM による訓練結果を用いて、HOG + SVM の検出結果を判定し、誤検出を削減させた。

(3) SVM 訓練の高速化

訓練データのサンプル数が10000を超えるようなSVMの訓練は計算量が膨大になるという問題の対策として、訓練データの一部をサブセットとして、ランダムに繰り返し抽出及び訓練を行い、最良結果 (全訓練データにおける正

解数最大) となる識別器を算出させた。また、サブセット抽出時に、最良結果を更新したサブセットの一部を残し、その他に対して、ランダム抽出した訓練データを置き換えるように工夫した。さらにいくつかの改良を行うことにより、高精度な識別器を実現可能な時間内で算出することに成功した。

(4) 大まかな車両検出処理の実験結果

表4に実験データ内容を、表5及び表6に検出結果を示す。訓練データのうち正例データは、全スキャン位置より、車両が検出窓内の中心に位置する画像データを手作業で切り出した。また負例データは、計測範囲全体に車両が存在しないフレームを3、4枚選択し、そのフレーム内の全スキャン位置及びサイズ変化した画像を抽出した。また、全正解車両数は、正例データの内、サイズが16×16以上のものに限定させている。

(5) 考察

HOG + SVM による検出結果に対して、EDGE + SVM による検出位置絞り込みにより、全検出数、すなわち誤検出が大幅に抑えられており、また検出漏れも4%以下に抑えられた。なお、検出漏れの大半は、正解位置の近傍を検出しており、明らかな検出漏れは存在しなかった。

4-2 矩形特徴 + Boosting 方式による位置検出

(1) 検出器の訓練

位置検出方式として、矩形特徴 + Boosting 方式を導入

表6 EDGE + SVMによる訓練及びHOG + SVMスキャン結果に対する検出結果

映像シーン	訓練データのサブセット			全訓練データ識別率			HOG+SVMスキャン結果に対する検出結果			
	サブセットデータ数	負例データ数	正例データ数	全正解率	負例正解率	正例正解率	全検出数	検出成功数	検出漏れ数	漏れ率
No.379	584	338	246	99.92%	99.98%	99.81%	574528	18945	804	4.07%
No.383	564	632	496	99.88%	99.97%	99.73%	1998130	13303	70	0.52%
No.85	886	526	360	99.74%	99.91%	99.37%	3107169	22288	493	2.16%
No.86	462	252	210	99.78%	99.93%	99.56%	1964435	14867	364	2.39%
No.122	127	103	24	100.00%	100.00%	100.00%	48002	856	13	1.50%
No.384	612	429	183	100.00%	100.00%	100.00%	697575	13768	71	0.51%

表7 大まかな検出結果に対する矩形特徴+ Boosting 検出器による検出結果

映像シーン	フレーム数	全正解車両数	検出成功数	検出成功率	全誤検出数	1フレームあたり誤検出数
No.379	12948	19749	19320	97.8%	8857	0.68
No.383	26204	13373	13256	99.1%	8032	0.31
No.85	9999	22781	22271	97.8%	10853	1.1
No.86	9999	15231	14708	96.6%	7987	0.80
No.122	3001	869	861	99.1%	326	0.11
No.384	11119	13839	13704	99.0%	8505	0.76

検出成功率=検出成功数/全正解車両数×100

し、さらに独自の高速かつ高性能な訓練方式を開発した。検出器の訓練においては、大規模データの計算量が膨大となるため、SVM訓練と同様に、訓練データの一部をサブセットとしてランダムに繰り返し抽出及び訓練を行い、最良結果となる検出器を算出させた。

(2) 車両位置検出

訓練した検出器を用いて、大まかな車両検出結果に対して、検出処理を行った。さらに、検出窓の重なりに対しては、各検出窓の評価値の重心位置を算出し、その位置を車両位置とした。

(3) 実験結果

表7に、あらかじめ手作業で作成した検出正解窓に対する検出した車両位置の検出性能をまとめた。

(4) 考察

矩形特徴+ Boosting 処理により、車両位置を高精度に特定するとともに、誤検出は1フレームあたり1個以下に抑えられた。また、大まかな検出結果では検出漏れしていた車両の一部についても、車両位置検出処理における重心位置算出によって、検出成功基準内に収まり、検出漏れが低減した。

4-3 実験結果まとめ HOG + SVM & Edge + SVMの検出結果に対して、矩形特徴+ Boostingによる検出を行う手法により、約97%以上の検出性能が得られた。特に、夜間のシーンでは99%以上と極めて高性能であり、

路面反射による誤検出もほとんどない。

しかし、昼間のシーン (No.379, 383) では、道路上にできた樹木や建物の影による誤検出は完全には除去し切れていない。また、検出漏れの要因は低コントラスト車が大車であることが判明している。

今後は、前後時間での追跡結果などと組み合わせることにより、これらの改善を進める。

5. 結 言

車両及び二輪車の検出機能を実現するために、要素技術の長所を活かした組み合わせ方式及び独自の改良方式を開発し、最大4車線×100m長の広範囲計測において、検出漏れ3%以下、誤検出は1フレームあたり1個以下までを達成させた。また、大規模な訓練を効率的に実施する手法を開発することに成功し、上記の成果達成に貢献した。

検出漏れの目標仕様である1%以下には未達であるが、検出方式のブラッシュアップ及び前後時間での追跡結果などと組み合わせることにより改善を進める。

車種判別については、本報告では省略したが、既に目標を達成しており、追跡については初期検証段階である。

また、処理時間については、3GHzのCPU処理により、300ミリ秒/フレーム以下で実現しており、HOG特徴算出の回路化や計算方式のブラッシュアップ、さらに並列演算プロセッサの導入等により、表3の目標仕様における100ミリ秒/フレーム以下の目処が立っている。

今後は上記の課題に対処すると共に、現地調整を簡易化させるための自動学習機能の開発も進めていく。

参 考 文 献 -----

- (1) 警察庁交通局、「平成20年中の交通事故の発生状況」
<http://www.npa.go.jp/toukei/koutuu48/H20.All.pdf> (2009)
- (2) 社団法人新交通管理システム協会、「安全運転支援システム (DSSS)」
<http://www.utms.or.jp/japanese/system/dsss.html>.
- (3) N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, Jun (2005)
- (4) 栗田多喜夫、「サポートベクターマシン入門」
<http://www.neurosci.aist.go.jp/~kurita/lecture/svm/svm.html>.
- (5) Viola and Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", in Proc. of CVPR, vol.1, pp.511-518, December (2001)

執 筆 者

東久保政勝* : 情報通信研究所 主席
道路交通計測用画像センサの研究開発に
従事



栗田多喜夫 : (独)産業技術総合研究所 工学博士

* 主執筆者