

車両部位検出を利用した回帰による車両台数推定

新村文郷† 出口大輔‡ 井手一郎† 村瀬洋†

†名古屋大学 大学院情報科学研究科 ‡名古屋大学 情報連携統括本部

E-mail: shinmuraf@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract

安全運転支援において、周囲の道路状況を理解することは重要である。自車周囲を走行する他車両の台数の把握は、道路状況の理解に役立つ重要な情報と考えられる。本発表では、車載カメラ画像中から車両の台数を推定するため、車両部位検出を利用した回帰による車両台数推定手法を提案する。車両を検出して台数を数える手法では、車両のオクルージョンにより検出精度が低下する問題がある。この問題を回避するため、提案手法では車両部位を検出して台数を数えるアプローチを用いる。車両の部位数から台数を推定する場合、車両の台数と部位数の関係は複雑であり、部位数から車両台数を一意に求めることは難しい。そこで、回帰を導入することにより、推定誤差の低減を図る。提案手法の有効性を確認するため、実環境で撮影した車載カメラ画像に対して提案手法を適用して車両台数を推定し、推定精度を評価した。評価の結果、提案手法は平均絶対誤差 1.11 台の精度で車両台数を推定可能なことを確認した。

1 はじめに

近年、交通事故の発生件数や死者数は減少傾向にある [1] が、依然として交通事故は深刻な社会問題の一つである。高齢化の進む日本では、安全な交通社会の実現が強く求められている。安全運転やその支援において、自車周囲の道路状況を理解することは重要である。道路状況を正しく理解することで、適切な運転や支援が可能となる。自車両の周囲を走行する他車両の台数の把握は、周囲の道路状況を理解するための重要な情報の一つであり、危険予測や混雑状況の把握に役立つと考えられる。そこで本研究では、車両の正面方向を撮影した車載カメラ画像から、画像中の車両の台数を推定する手法を提案する。

車両台数を求める方法として、画像中から車両を検出し、それを数える方法がある。車両検出では、Histograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴を用いて SVM 識別器を学習し、検出に利用する手法 [2] をはじ

め、これまでに多くの手法が提案されている [2, 3, 4]。しかし、道路の混雑状況によっては車両の大部分が隠れるため、車両の検出精度が低下する問題がある。例えば図 1 のように、手前の車両によって大部分が隠れた車両の検出は難しい。そのため、車両検出に基づく手法で正確に台数を求めることは困難である。

一方、映像中の歩行者数を推定する研究が行われている [5, 6, 7]。歩行者数推定では、歩行者を検出して数える手法が提案されている [5]。しかし、車両の場合と同様に、混雑状況下では歩行者の大部分が隠れるため、精度よく人物を検出することは困難である。そこで、歩行者数と相関がある特徴を用いて、動画像から得られる特徴量を歩行者数へ換算する計算式を定義し、歩行者数を推定する手法が提案されている [6, 7]。文献 [6] では、動画像から得られるオプティカルフローをクラスタ化し、事前に学習した歩行者一人あたりのクラスタ数をもとに、オプティカルフローのクラスタ数を歩行者数へ換算し、歩行者数を推定する手法が提案され、その有効性が示されている。以上を考慮し、特定の特徴量を用いて車両台数を推定することもまた有効と考えられる。

車載カメラの映像では、カメラの移動により背景からもオプティカルフローが検出される。そのため、文献 [6] の手法を適用することはできない。一方、車両には窓やタイヤといった特徴的な部位が存在し、道路の混雑によって車両の大部分が隠れたとしても、これらの部位は検出可能な場合が多い。そこで、画像中からこれらの車両部位を検出し、その検出結果に基づいて車両の台数を推定するアプローチを用いる。しかしながら、車両の隠れ方は様々であり、検出可能な部位の数や組み合わせは複雑である。そこで、各部位の検出数と車両台数との関係を回帰により学習し、車両台数



図 1 車両の大部分が隠れた例

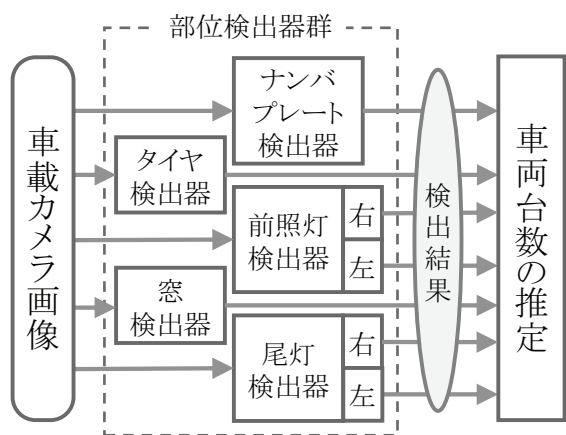


図2 処理の概要図

を推定するアプローチを用いる。

以上のように、本発表では車載カメラ画像中から車両台数を推定する。車両のオクルージョンによる推定精度の低下を軽減し、車両台数と部位数の複雑な関係においても精度良く台数の推定を行うため、車両部位の検出結果を利用した回帰による車両台数の推定手法を提案する。本発表では、予備検討 [9] の車両台数推定手法を改良し、より大規模なデータを用いた実験により得られた結果について報告する。

2 提案手法

本手法では、まず車載カメラ画像から車両の各部位を検出し、その検出結果をもとに車両台数を推定する。提案手法の処理の概要を図2に示す。

本手法では、車両を特徴付ける部位として、ナンバープレート、窓、タイヤ、前照灯、尾灯を利用する。ここで、前照灯と尾灯は左右で別の部位として扱う。これら7種類の部位が検出対象である。

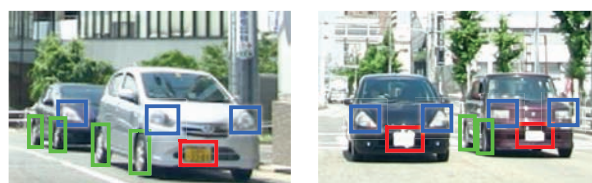
2.1 学習段階

台数推定を行う前に、車両部位検出に用いる検出器と車両台数推定に用いる推定器を学習により構築する。本節では、車両部位検出のための検出器構築方法と車両台数推定のための推定器構築方法について、それぞれ順に説明する。

2.1.1 車両部位検出器の構築

本手法では、車両の部位ごとに別々の検出器を構築する。構築する検出器は検出対象となる7種類で、各検出器の構築にはHOG特徴量と線形SVMを利用する。

まず、各部位の学習サンプルを用意し、各学習サンプルからHOG特徴量 [8] を計算する。そして、算出したHOG特徴量を用いて、線形SVM識別器を学習する。これにより、各部位のHOG特徴を学習する。学習した線形SVM識別器を、部位の検出器として利用する。



画像中の車両部位	部位数	画像中の車両部位	部位数
ナンバープレート	1	ナンバープレート	2
前照灯	3	前照灯	4
タイヤ	4	タイヤ	2
車両台数 ... 2台		車両台数 ... 2台	

図3 同じ車両台数で部位数が異なる例

2.1.2 車両台数推定器の構築

画像中の車両台数を求めるため、車両台数と部位数の関係を用いて台数を推定する。一般に、車両台数と部位数の関係は複雑である。図3に示すように、画像中の車両台数が同じであっても、画像中の各部位の数は異なる場合がある。したがって、部位数から車両台数を計算することはできない。また、このような車両台数と各部位数の組み合わせは膨大であり、すべての組み合わせを網羅することは困難である。この問題を解決するため、本手法ではSVR (サポートベクトル回帰) による回帰を利用する。回帰では、車両台数と部位数の関係を学習し、推定値の誤差が小さくなるように回帰モデルを構築する。これにより、複雑な車両台数と部位数の関係においても、誤差を低減した車両台数推定を行うことができる。

まず、あらかじめ車両台数を人手で数えた車載カメラ画像を学習データとして用意する。それらの学習データに対し、構築した各部位の検出器を適用することで検出結果を得る。この検出結果から各部位の検出数を計算し、画像中の車両台数と各部位の検出数の関係を、SVRを用いて学習する。SVRのカーネル関数にはRBFカーネルを用いた。学習したSVR推定器を、車両台数の推定器として利用する。

2.2 推定段階

まず、事前に構築した部位検出器を用いて、車載カメラ画像から車両の各部位を検出する。その検出結果をもとに、事前に構築した台数推定器を用いて、車両台数を推定する。本節では、車両部位の検出方法と車両台数の推定方法について、それぞれ順に説明する。

2.2.1 車両部位の検出

入力された車載カメラ画像に対して構築した部位検出器を適用し、各部位の検出結果を得る。部位検出では、注目領域の大きさを変化させながら入力画像の全範囲をラスタスキャンし、それぞれの注目領域に対してHOG特徴量を算出して、検出器を適用する。検出器により注目領域を部位か非部位かに分類することで、画像中から各部位を検出する。図4に検出処理の概要

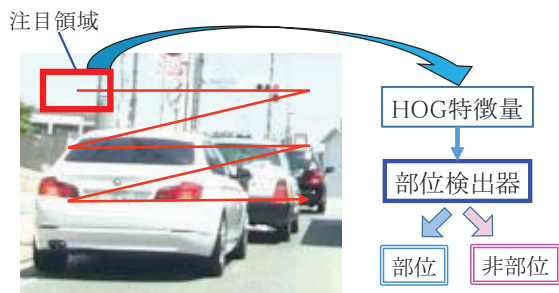


図4 部位検出処理の概要図

を示す。

2.2.2 車両台数の推定

まず、得られた各部位の検出結果から、各部位の検出数を計算する。そして、各部位の検出数を回帰の特徴量として、構築した台数推定器を用いて車両台数を推定する。本手法では、検出対象の部位は7種類であるため、7次元の特徴量を用いた回帰により、車両台数を推定する。

3 実験

提案手法の有効性を確認するため、実環境で撮影した車載カメラ画像に対して提案手法を適用し、車両台数を推定する実験を行った。

3.1 データセット

実験に使用した車載カメラ画像は、市販のデジタルビデオカメラ (Canon iVIS HF G20) を車両の正面向きに設置して撮影を行った。解像度は1,920×1,080画素であり、カメラにより撮影した映像から約5秒間隔で1フレームずつ画像として抽出した。これにより、890枚の車載カメラ画像を用意した。図5に車載カメラ画像の例を示す。また、用意した車載カメラ画像中には0~8台の車両が存在し、車両台数ごとの画像枚数は表1のとおりである。

3.2 実験方法

車両台数推定の精度評価を行うために、車載カメラ画像890枚を用いて10分割交差検定を行った。具体的には、車載カメラ画像を10個のグループに分割し、そのうち9個を学習データとして車両台数推定器の学習に用い、残り1個をテストデータとして車両台数の推定に用いた。10個のグループそれぞれがテストデータとなるよう10回の推定実験を行い、10回の結果の平均により、車両台数推定の精度評価を行った。このとき、推定精度の評価指標として、平均絶対誤差 (MAE) と平均相対誤差 (MRE) を用いた。平均絶対誤差は、画像ごとの正解の車両台数と推定された車両台数の差の絶対値 (絶対誤差) の平均値である。平均相対誤差は、画像ごとの車両1台あたりの絶対誤差 (相対誤差) の平均値である。それぞれの算出方法は以下のとおりで



図5 車載カメラ画像の例

表1 車両台数別の車載カメラ画像枚数

画像中の車両台数	画像枚数
0	293
1	229
2	126
3	100
4	47
5	39
6	24
7	16
8	16
計	890

ある。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T(i) - E(i)| \quad (1)$$

$$MRE = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|T(i) - E(i)|}{T(i)} & (T(i) \neq 0 \text{ のとき}) \\ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T(i) - E(i)| & (T(i) = 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 N, T, E はそれぞれデータ数、正解の車両台数、推定された車両台数である。

3.3 実験条件 (台数推定に含めない車両)

画像中の車両には、自車両から離れた位置を走行する車両や交差する道路を走行する車両、道路外に駐車されている車両が存在する。これらの車両は自車周囲の車両ではないため、車両台数推定には含めないものとする。具体的には、人手で車両台数を数える際にこれらの車両を含めないことで、推定器の構築に用いる学習データには含めず、正解の車両台数にも含めない。例えば、画像中に交差する道路を走行する車両が2台存在したとしても、学習データや正解データではその画像中の車両台数は0台として扱う。なお、自車両から離れた位置に存在するかは画像中の車両の大きさで判断し、60×60画素よりも小さい車両は離れた位置に存在するものとする。

3.4 実験結果

実験の結果、平均絶対誤差1.11台、平均相対誤差0.58台の精度で車両台数の推定が可能という結果が得られた。

図6~8に提案手法を適用した結果の一例を示す。図

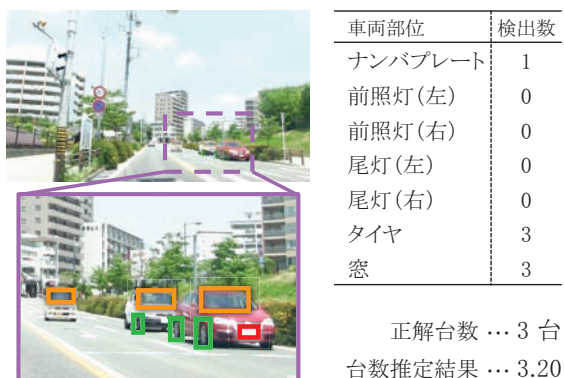


図6 結果例1 (誤差が小さかった例)

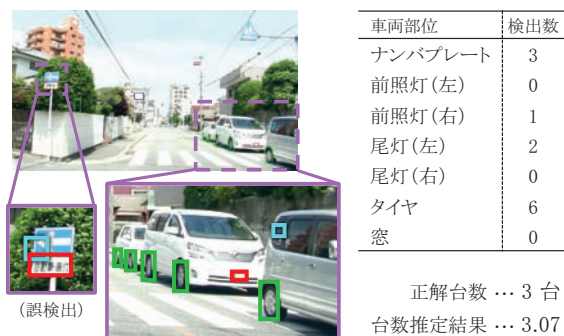


図7 結果例2 (誤差が小さかった例)

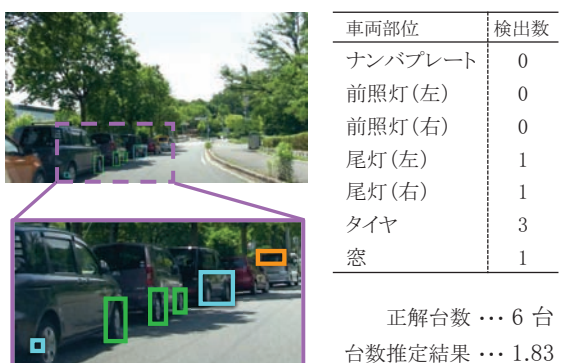


図8 結果例3 (誤差が大きかった例)

の左側は車載カメラ画像に対する各部位の検出結果である。色付きの枠が各部位の検出位置である。赤色がナンバープレート、青色が前照灯、水色が尾灯、緑色がタイヤ、橙色が窓をそれぞれ示している。図では画像の一部を拡大して表示している。図の右側の表は各部位の検出数を示している。表に示した各部位の検出数をもとに車両台数を推定した結果が、表の下に示した台数推定結果である。

図6と図7は推定誤差が小さい例であり、両例とも画像中の車両台数は3台である。図7では、手前側の車両や奥側の車両の大部分が隠れているが、正解の車両台数に近い推定結果を得ることができた。一方、図8は推定誤差が大きい例であり、画像中の車両台数は6台である。しかし、推定結果は1.83であり、4.17の誤差があった。

表2 回帰推定と検出数からの算出の比較結果

	平均絶対誤差	平均相対誤差
回帰を用いた推定	1.11	0.58
検出数から算出	1.59	1.10

各部位の検出結果では、主要な部位を検出できている一方で、誤検出 (False positive) や検出漏れ (False negative) があることが確認できる。特に、誤差が大きかった図8の例は、他の2例に比べて検出漏れが多い結果が得られた。

4 考察

得られた実験結果をもとに、提案手法の有効性や推定誤差が大きくなった原因について考察する。

4.1 部位検出に基づく推定の有効性

本発表では、車両の大部分が隠れる場合においても精度良く車両台数推定を行うため、部位検出に基づく手法を提案した。図7の結果では、手前側や奥側の車両の大部分が隠れているが、正解の車両台数との誤差が小さい推定結果を得た。したがって、部位検出に基づく推定が有効であると考えている。

4.2 回帰による推定の有効性

提案手法では、車両台数と部位数の複雑な関係においても誤差を低減した推定を行うため、回帰による推定を用いた。図6や図7の例では、画像中の車両台数は同じであるが、それぞれ部位の検出数が大きく異なる。それぞれの台数推定結果は、両結果とも正解の台数(3台)との誤差が小さい推定値であり、どちらの場合も精度良く推定を行うことができた。

また、回帰を用いず、部位の検出数から車両台数を算出した結果と比較する。検出対象である7種類の部位は、1車両につき1個(タイヤは1車両につき2個)だけ検出される。そこで、各部位の検出数のうち最大の値(タイヤの場合はその半分)を車両台数の推定結果とし、提案手法である回帰を用いた推定の結果と比較する。実験に使用した車載カメラ画像890枚の結果を用いて平均絶対誤差と平均相対誤差を計算したところ、表2の結果が得られた。表より、回帰を用いた推定(提案手法)の方が良い結果が得られていることが確認できる。

以上の結果より、回帰を用いた推定が有効であると考えている。

4.3 各部位の検出精度を原因とした推定誤差

推定誤差の主な原因の一つは、各部位の検出精度によるものである。図8の例では、車両の尾灯やタイヤといった部位が検出できていない。各部位を正確に検出できたとすれば、各検出数はナンバープレートが1、前

表 3 車両台数ごとの推定精度

画像中の車両台数	画像枚数	平均絶対誤差	平均相対誤差
0	293	0.70	0.70
1	229	0.63	0.63
2	126	0.91	0.45
3	100	1.22	0.41
4	47	1.96	0.49
5	39	2.22	0.44
6	24	3.18	0.53
7	16	4.13	0.59
8	16	5.09	0.64
計	890	1.11	0.58

照灯（左）と前照灯（右）は0，尾灯（左）が1，尾灯（右）が4，タイヤが8，窓が4となる．検出結果と比較すると，各部位が検出数が正解よりも少ないことが確認できる．そのため，台数の推定値が小さくなり，推定誤差が大きくなったと考えられる．

検出の誤りには，誤検出（False positive）と検出漏れ（False negative）の両方が存在した．誤検出の例では，図7の道路標識がナンバープレートとして誤検出された．これは道路標識が長方形であり，ナンバープレートの形状と似ていたためと考えられる．検出漏れの例では，図8の尾灯やタイヤが検出漏れとなった．車両が木の影に存在しており，尾灯やタイヤの輪郭が不明確になったためと考えられる．また，別の検出漏れの例を図9に示す．図9のナンバープレートや前照灯が検出漏れとなった．ナンバープレートや前照灯が白色なのに対して車両も白色であったため，ナンバープレートや前照灯の輪郭が不明確になったためと考えられる．これらの結果から，検出にHOG特徴を用いたため，検出対象と形状が似た人工物が誤検出され，周囲の物体と一体化して形状が不明確だった部位は検出漏れとなったと考える．一方で，部位の位置や大きさの影響は見られず，自車両に近い位置を走行する車両からも部位検出可能であった．図7のタイヤは，自車両に近いものや遠いものまで検出された．

4.4 データセットの性質に起因する推定誤差

実験に使用したデータセットについては3.1節にて説明したが，表1から確認できるように，画像中の車両台数ごとの画像枚数には偏りがある．多くの車両が存在する画像はデータセットに少ししか含まれていない．そのため，画像中の車両台数が多い場合の学習が不足し，推定誤差が大きくなった可能性がある．

データ数の偏りによる影響を確認するため，画像中の車両台数ごとに平均絶対誤差と平均相対誤差による評価を行った．その結果を表3に示す．表から，画像中の車両台数が多いほど平均絶対誤差が大きくなって



図 9 検出漏れの例

いることがわかる．特に画像中に4台以上の車両が存在する画像では，すべての推定結果において正解の車両台数よりも少ない台数を推定した．したがって，車両台数ごとの画像枚数の偏りによる影響はあったと考えられる．

この問題は，データ数の偏りを解消することで解決を見込むことができる．本実験で用意したデータセットは4台以上の車両が存在する画像が少ないが，混雑している道路を走行してデータを収集することで，車両台数の多い画像を増加させることができる．それにより，車両台数の多い画像での推定誤差を小さくすることができると考えられる．

一方で，平均相対誤差に注目すると，画像中の車両台数が多いほど値が大きくなる傾向はあるが，車両台数が0台や1台のときの値が大きいことがわかる．これは，データ数の偏りが原因ではなく，4.3節で述べたように，各部位の検出精度が原因と考えられる．したがって，車両台数が少ない画像では各部位の検出精度が，車両台数が多い画像ではデータ数の偏りが，それぞれ推定誤差が大きくなった原因になっていると考えられる．

5 むすび

本発表では，車両部位検出に基づいて車載カメラ画像中からの車両台数推定手法を提案した．車両のオクルージョンの問題を解決するため，車両部位検出に基づいた手法を用いた．また，画像中の車両台数と部位

数の複雑な関係に対し、回帰による推定を行うことで、誤差を低減した推定を実現した。提案手法により、車載カメラを用いて、自車両の周囲を走行する他車両の台数を把握することが可能となった。

自車周囲の道路状況を理解することは、安全運転やその支援に重要である。また、車載カメラから道路状況の理解が可能となれば、各車両が道路状況の情報を収集するセンサとして利用することが可能となる。そのため提案手法は、安全運転支援システムや新たな情報収集システムへの応用が期待できる。

主な今後の課題として、以下のことが挙げられる。

- 車両検出に基づいた車両台数推定手法との比較
- 車両部位検出精度の向上
- 車両台数推定に用いる特徴量の選択

まず、部位検出の有効性を定量的に評価するため、車両検出に基づいた車両台数推定手法との比較を行う。4.1節にて、提案手法は車両の大部分が隠れた場合にも台数の推定が可能であることを述べた。しかし、これによりどの程度の精度向上が実現できたのかについては評価していないため、比較実験により定量的な評価を行う必要がある。

次に、車両部位検出精度の向上を行う。現在の提案手法では、部位の検出精度が推定誤差の大きな原因となっている。詳細は4.3節で説明したとおりである。この問題を解決し、車両台数推定精度の向上を行う必要がある。

最後に、車両台数推定に用いる特徴量について検討を行う。本発表では7種類の部位の検出数を特徴量として用いて推定器の学習や台数の推定を行った。次段階の検討として、学習や推定に使用する特徴量の取捨選択や新たな特徴量の追加を行い、車両台数推定に有効な特徴量の選別を行う。これにより、推定精度を向上させるとともに、4.4節で挙げたデータ数の偏りによる問題を解決する必要がある。

そのほかの課題として、走行する道路環境による影響の検証を行う必要がある。例えば、車線数の異なる道路では自車周囲を走行する車両の見え方が変わり、車線数が多い道路ほど画像中の車両台数が増加すると考えられる。そのため、1車線の道路では推定精度が高いが、多車線の道路では推定精度が低下する可能性がある。こうした道路環境による影響について検討する必要がある。

謝辞

日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する。本研究の一部は、科学技術研究費補助金および名古屋大学 COI による。

参考文献

- [1] 警察庁交通局交通企画課, “交通事故統計 (平成 26 年 2 月末),” <http://www.npa.go.jp/toukei/index.htm> (2014/4/1 アクセス) .
- [2] F. Han, Y. Shan, R. Cekander, H. S. Sawhney, and R. Kumar, “A Two-Stage Approach to People and Vehicle Detection With HOG-Based SVM,” in Workshop on Performance Metrics for Intelligent Systems, pp. 133–140, Aug. 2006.
- [3] 森本祐介, 深山正幸, 松田吉雄, “動領域抽出を用いた車両検出・追跡の研究,” 電子情報通信学会技術研究報告. ICD, 集積回路, Vol. 110, No. 216, pp. 79–84, Aug. 2010.
- [4] 尾崎貴洋, 山内悠嗣, 藤吉弘亘, “Joint HOG 特徴を用いた 2 段階 AdaBoost による車両検出,” DIA2008 講演論文集, I1-13, Mar. 2008.
- [5] 林健太郎, 橋本学, 鷺見和彦, “ステレオ距離画像を用いた人物計数技術の提案,” 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, Vol. 102, No. 532, pp. 13–18, Dec. 2002.
- [6] S. Fujisawa, G. Hasegawa, Y. Taniguchi, H. Nakano, “Pedestrian Counting in Video Sequences based on Optical Flow Clustering,” International Journal of Image Processing, Vol. 7, No. 1, pp. 1–16, 2003.
- [7] 新井啓之, 宮川勲, 小池秀樹, 長谷山美紀, “幾何モデルに基づく映像からの人数推定,” 映像情報メディア学会技術報告, Vol. 32, No. 26, pp. 33–36, Jun. 2008.
- [8] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 886–893, June 2005.
- [9] 新村文郷, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, “車両パーツ検出に基づく車載カメラ画像中の車両台数推定に関する予備検討,” 2014 年電子情報通信学会総合大会 情報・システム講演論文集 2, D-12-55, pp. 130, Mar. 2014.