

修士論文

側方距離画像からの路上駐車車両抽出と車種分類

Detection and classification of street-parking
vehicles from side-view range images

2005年1月28日提出

指導教官

池内 克史 教授

東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻

36408 太田 亮

内容梗概

近年注目されている研究分野に ITS がある。ITS とは Intelligent Transportation System の略称で日本では高度道路交通システムと呼ばれている。ITS とは最新の課がく技術を用いて、交通における諸問題を解決し知的で高度なサービスを提供することを目的とした新しい交通システムのことである。その中でセンシング技術は通信技術と並び必要度の高い基礎技術であり、高い精度が求められている。

一方道路環境に目をやると、路上駐車車両による交通阻害が社会的に大きな問題となっている。その対策を立案するデータとして路上駐車車両の数などの統計データが重要であるが、そのデータは人海戦術で非効率に取得されているのが現状である。そこで、このようなデータ取得作業の省力化は大きな意味がある。

本研究は、測定車両で走行しながら隣の車線に並ぶ駐車車両のデータを取得し、その計数から車種判別まで行うことを目的とした。そのために、データからの車両のセグメンテーションが容易となる距離データを取得することとした。この際、二重駐車が存在する場合の、測定条件の悪化やデータの煩雑化といった要件にどのように対処するかを検討した。

得られた距離画像から車種認識を行うには、車種別にモデルデータとの照合を行う Binary Feature 法を基本に、車種ごとにモデルデータを複数用意して総合的に評価する、車両領域のずれを見るなどの改良を加えた。

また、得られたデータが測定車両の速度によって車両領域の長さが変わってしまうことに対応し、長さによらず正しく認識が行えるシステムを考案した。

考案した手法を元の実験を行い、前述の測定環境悪化要因がある場合の対処法が充分確立できなかったが、取得データの精度が標準的な程度にあれば 8 割程度の車種判別精度が得られることが確認された。従って、環境悪化要因への対処法の完成次第で、通常の路上走行により駐車車両を計数・車種認識を行える可能性が示された。

目次

第 1 章 序論	7
1.1 本研究の背景	7
1.1 本研究の背景	8
1.2 本研究の目的.....	9
1.3 関連研究.....	10
1.3.1.ステレオスリットカメラによる交通流計測.....	10
1.3.2.駐車車両計数法.....	13
1.4 本論文の構成	15
第 2 章 車両認識手法	17
2.1 路上車両観測法.....	18
2.2 車種認識手法.....	19
2.2.1.固有空間法	20
2.2.2.EIGEN-WINDOW METHOD	22
2.2.3.投票法による認識	23
2.2.4.BINARY FEATURE 法	24
2.3 車両データ取得.....	25
2.3.1.側面画像へ認識手法を適用する際の課題	25
2.3.2.データの取得	26
2.3.3.二次元画像として処理する理由	26
2.3.4. MORPHOLOGY による画像処理	27
2.3.5.車両領域抽出	28
2.4 車種分類手法.....	33
2.4.1.コンピュータグラフィックスによるモデル生成	33
2.4.2.画像の長さ変化に対応するシステム	33
2.4.3.認識手順.....	35

第 3 章 実験	38
3.1 実験仕様	39
3.1.1.コンピュータグラフィックスによるモデル生成	39
3.1.2.データ取得	47
3.1.3 車両検出	54
3.1.4 車種認識	54
3.2 結果	58
3.2.1.車両抽出	58
3.2.2.車種認識	58
第 4 章 まとめ	72
4.1 実験結果の考察	73
4.1.1.車両抽出実験	73
4.1.2.車種判別実験	74
4.1.3.まとめ	74
4.2 今後の課題	75
謝辞	77
発表文献	78
参考文献	79

図目次

図 1	三角測量法の原理	11
図 2	成蹊大学研究によるセダンのマッチング結果	12
図 3	測定データを高さ 奥行き平面に投影した図	14
図 4	車両計数法	14
図 5	データを奥行き - 進行方向平面に投影した図	15
図 6	模型を 360° 回転させたトレーニング画像群	22
図 7	固有空間内での物体の回転の様子	22
図 8	投票法によるマッチング	24
図 9	背景を手動で段階的に除去した側面濃淡画像に Binary feature 法を適用した実験結果	26
図 10	Morphology 適用による領域の連続化	28
図 11	車両領域を抽出する方法	30
図 12	観測方向が斜めになった場合への対応	31
図 13	二重駐車の場合に手前の車両のみを認識する方法	32
図 14	オリジナルサイズの教示画像と、長さを 0.6 倍したものを入力画像として用いた場合の投票結果	34
図 15	入力画像と教示画像の領域比較	36
図 16	教示画像として用いたセダンクラスのモデル画像	40
図 17	教示画像として用いたワンボックスクラスのモデル画像	40
図 18	教示画像として用いたハッチバッククラスのモデル画像	41
図 19	教示画像として用いたワゴンクラスのモデル画像	41
図 20	車両横長さを 10 通りに変化させて取得したエッジ画像例とこれから取り出したコード画像例	44
図 21	モデルデータの奥行き距離から取得した濃淡画像と車輪を除去した画像	44
図 22	教示画像から抽出したセダンクラスのコード	45
図 23	教示画像から抽出したワンボックスクラスのコード	45
図 24	教示画像から抽出したハッチバッククラスのコード	46
図 25	教示画像から抽出したワゴンクラスのコード	46
図 26	実験を行った区間（国土地理院地形図より）	47
図 27	実験区間の風景	48

図 28	計測車両	49
図 29	計測風景	49
図 30	時速 10km/h で走行して得られた距離画像と同区間の濃淡画像	50
図 31	時速 20km/h で走行して得られた距離画像と同区間の濃淡画像	51
図 32	時速ランダムで走行して得られた距離画像と同区間の濃淡画像	52
図 33	得られた距離画像	53
図 34	取得データからの車両毎の画像切り出しの様子	53
図 35	「クラス A」と分類した画像の例	55
図 36	「クラス B」と分類した画像の例	56
図 37	「クラス C」と分類した画像の例	57
図 38	車種認識成功例	63
図 39	車種認識成功例	64
図 40	車種認識成功例	65
図 41	車種認識成功例	66
図 42	車種認識成功例	67
図 43	車種認識成功例	68
図 44	車種認識失敗例	69
図 45	車種認識失敗例	70
図 46	車種認識失敗例	71

表目次

表 1	取得データからの車両抽出実験	58
表 2	モデル別得票を元にした車種判別と各種評価基準での車種判別結果の比較	59
表 3	元データの原形保持程度別の車種認識精度	60
表 4	車種別認識結果一覧（全入力画像）	60
表 5	車種別認識結果一覧（クラス A のみ）	60
表 6	車種別認識結果一覧（クラス A+クラス B）	60

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景

近年，発展した科学技術を利用して交通事故，渋滞といった道路交通問題を解決すること，自動走行，自動料金収受システムといった，快適な道路交通環境を提供することを目的とする，高度道路交通システム(ITS: Intelligent Transportation System)が注目を集めている．日本では国土交通省が中心となり，ナビゲーションの高度化，自動料金収受システム(ETC: Electronic Toll Collection System)，安全運転の支援，交通管理の最適化などのテーマを挙げて，現在盛んに研究，開発が進められている．また，2004年にはITS世界会議に附設して，初めて一般者を対象に含めた展示会が催されるなど，その広がりとはとどまるところを知らない．

ITSにおいて中心となる技術のひとつに，センシングがある．高度な情報やサービスの提供には，対象となる車両の位置や現在の交通状況などの情報を取得することが必要不可欠であり，センシングは情報通信技術と並んで，ITSにおける主要な基礎技術である．

センシングの中でも，特に車両検出は種々のサービスにおいて必要とされる重要な技術である．車両検出に使用されるセンサは，CCDカメラ，赤外線カメラなどの画像センサと，超音波センサ，ループディテクタ，レーザセンサなどのスポットセンサとに大別することができる．稜線差はそれぞれ異なった特徴がある．画像センサは広範囲をセンシングすることができ，画像認識，解析手法と組み合わせることで多くの情報を得ることができる．またデバイスのコストも低く設置も容易であるため，実用化と普及を考えた場合非常に有利である．しかし，画像センサは環境変動による影響を受けやすく，環境変化の大きい屋外での使用を前提としている車両検出では不安定なセンサであると言われている．また，オクルージョン（隠蔽）やブレといった画像センサ特有の問題がある．一方，スポットセンサは対象となる地点において高い検出精度を持つため，高速道路などで実用化が進んでいる．しかし，広範囲での状況取得には不向きであり，車両と他の物体を区別することが困難であるため，例えば歩行者，自転車，看板や建物といった，検出対象である車両以外の障害物が多い市街地などでの実用化には問題がある．

このように両者とも雑音が存在するなど環境の厳しい屋外の一般道路での測定には大きな欠点があり，デバイスの面からこうした課題を解決することは困難であるため，データ処理によっていかに環境変動や雑音に左右されないシス

テムを構築するかが問われている。

今日の日本では、交通渋滞が様々側面から問題となっている。渋滞の原因のひとつに挙げられるのが路上駐車車両による道路容量の減少である。例えば東京都内の多くの道路では、片側 2~3 車線の道路のうち左端の車線が路上駐車によって塞がれ、その結果道路容量が $1/2 \sim 2/3$ に減少している光景が多く見られる。これらの路上駐車車両を数割減らすことが出来れば、交通渋滞は大幅に緩和されることが知られており、従って道路の空間的・時間的容量、すなわちどの程度の数の車両がどの程度の時間に渡って止められているかを把握することは日本の道路行政にとって非常に重要な課題となっている。

現在これらの統計量は国土交通省が実施する「大都市交通センサス」などで取得されているが、その手法は全てを人手に頼るものであり、大掛かりな計測体制を敷いて数年に一度という少ない頻度でしか取得されていない状態である。従ってこの作業を効率化して統計量取得の頻度を増やすべく、効率的な自動駐車車両認識システムを開発する必要性が高まっている。

1.2 本研究の目的

このような状況において、本研究では駐車車両を、車両と背景の区別が用意となるデータが得られるレーザレンジセンサを車載し、走行しながら計測することで、車両計数や車種認識を自動的に行える手法を考案する。ここでいう車種認識とは大型車と小型車を区別するといった大分類を行うのではなく、小型車の中でセダン、ワンボックス、ハッチバック、ワゴンといった具体的な車種を識別することである。

また、速度が変化すると取得データにおける車両の長さが増減してしまい、モデルデータとの照合に支障をきたすという問題があるため、これを解決する方法を考案する。

更に、実際にレーザレンジセンサを用いて一般道路上を走行しながら取得したデータを用いて、考案手法の有用性を確認すると共に、取得されたデータの精度と車種認識の正答率を比較検討する。

1.3 関連研究

道路上の車両を認識する試みは、さまざまなシチュエーション毎にいろいろな取り組みが行われている。ここでは、車種認識にまで踏み込む手掛かりをつけた研究として、成蹊大学の研究^[2]を紹介する。また、レーザレンジセンサにより駐車車両を観測する研究として、東京大学の小野らによる研究^[3]を紹介する。

1.3.1.ステレオスリットカメラによる交通流計測

成蹊大学で研究されているこの手法は、道路上空に固定された2台のスリットカメラにより通過車両の立体像を取得し、これにより動体の中から立体物である車両本体と平面である影を分離する手法である。

スリットカメラは、一次元運動をしているとみなせる被写体の進行方向に対して垂直にスリットを設置することにより、その下を通過した被写体の像をフィルムを送りながら撮影するカメラで、機能的にはラインスキャンカメラと同等である。この研究では、ステレオ画像を得るためにカメラを車両の運動方向と直角方向に2台並べ、三角測量法を用いて立体データを取得している。三角測量とは、ステレオで記録された左右量画像を用いて、ある一点のカメラからの距離と、空間軸上の位置を計算する方法である。パラメータを図1のようにしたとき、車両上部の端を一点として、高さ h_1 で底辺 d の三角形と、高さ f で底辺 s の三角形を考える(図1)。2つの三角形は相似の関係にあるので、 h_1 は(1)式により求めることができる。

$$\begin{aligned}
 f : s &= h_1 : d \\
 h_1 &= \frac{f \times d}{s} \\
 h &= h_2 - h_1
 \end{aligned}
 \quad \dots (1)$$

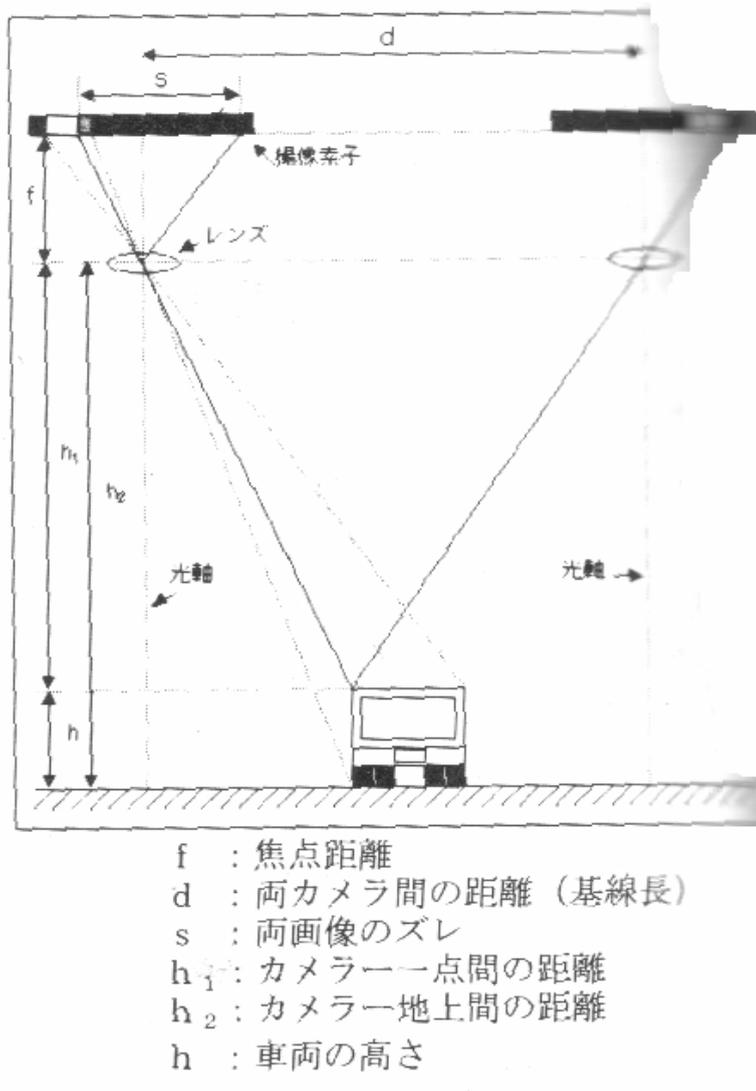


図 1 三角測量法の原理

得られたデータから特徴点を検出し，得られた特徴点に対しステレオマッチングを行い，最後に一貫性評価を行う．一貫性評価とは，仮に視差探索時に右画像中のある小領域が左画像中のどこにあるかを探索することで視差の検出を行ったとするとき，もし信頼度の高い探索が行えているとするならば，この探索で得られた左画像中の小領域を基準として右画像内でサイド探索を行えば元の小領域と一致するはずである．従って 2 回の視差探索を行い，同一の視差が検出できたかどうかを確認することで信頼度の評価を行う．

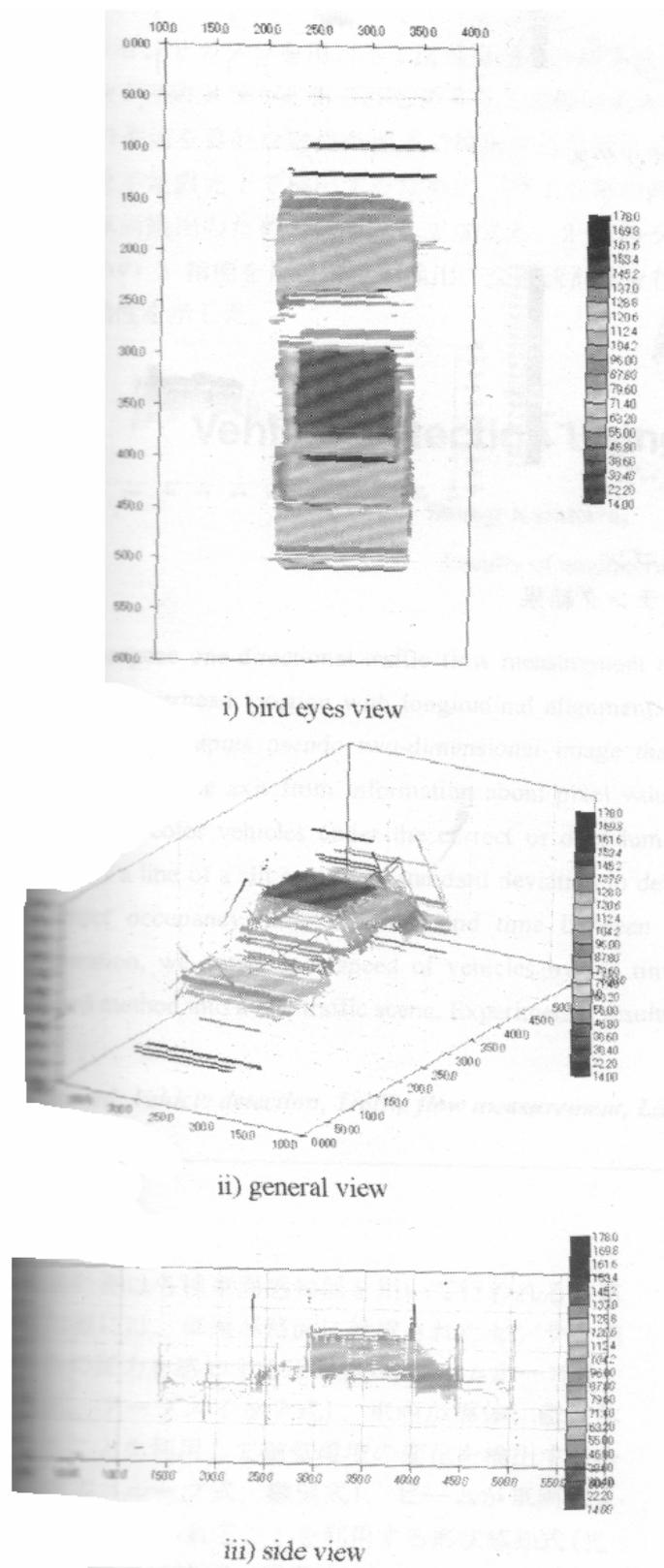


図 2 成蹊大学研究によるセダンのマッチング結果

実験は、歩道橋上に2台のカメラを設置し、道路を見下ろして通貨車両を観測するという方法で行われた。取得された車両はセダン、ワンボックス、ワゴンそれぞれ1台ずつである。取得した車両のステレオ画像に対してステレオマッチングを行い、得られた特徴点の位置と視差から、高さや位置を計測している。

この結果、影の影響を減少させ、セダン、ワンボックス、ワゴンの識別が目視により可能なレベルにまで立体形状を再現できている(図2)が、この車種判別を自動で行うことは、マッチング精度と信頼度があまり高くないことから不可能であると結論付けている。また、スリットカメラによる画像取得では車両速度によって伸縮が生じてしまうため、車種判別のためにモデルとのマッチングを行うためにこの問題を解決する必要もある。

1.3.2. 駐車車両計数法

東京大学の小野らによるこの手法は、レーザレンジセンサを用いて駐車車両を走行しながら計数するというものである。

測定車にレーザレンジセンサを車両左向きに縦方向スキャンの向きに取り付け、これを動作させながら走行することで駐車車両のデータを取得する。得られたデータには駐車車両や路面、歩道といったものの立体形状が含まれている。

このデータから駐車車両の存在を抽出する。直感的には、手前に出っ張っている部分が駐車車両ということになる。

まず、データ各点の奥行き方向の位置を調べ、奥行き毎にデータの個数を調べる。これにより、駐車車両が存在する奥行きと、歩道縁石や街路樹などが存在する奥行きの2箇所に個数のピークが立つ(図3)。そこで、この2つのピークの間に関値を設定し、奥行きが閾値より手前であるデータを抽出する。また、路面のデータを除去するため、高さ方向に適切な式位置を設け、式一以上のデータのみを取り出す。こうすることにより、車両のみのデータが抽出できる。このデータを計測車両進行方向と高さの2次元面に投影する。

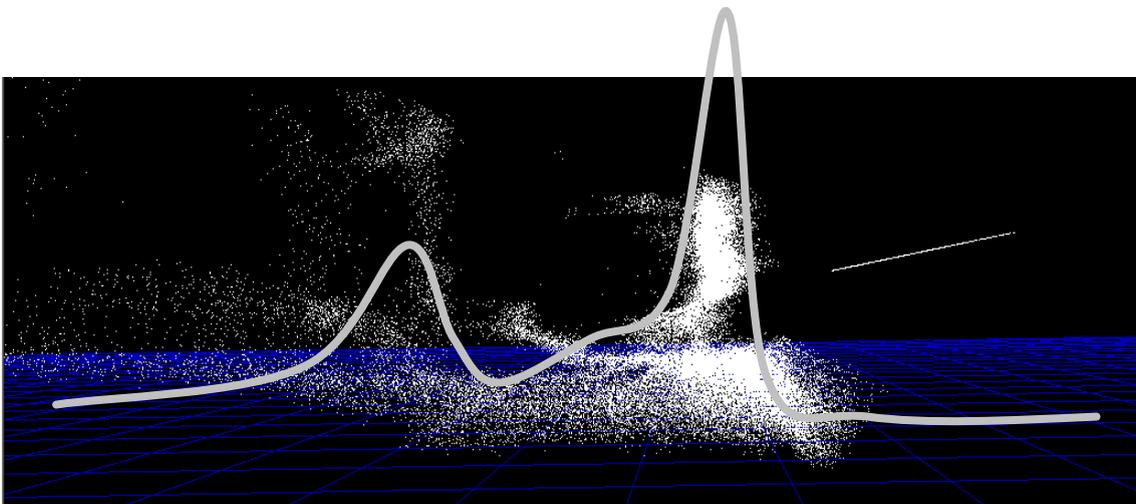


図 3 測定データを高さ 奥行き平面に投影した図

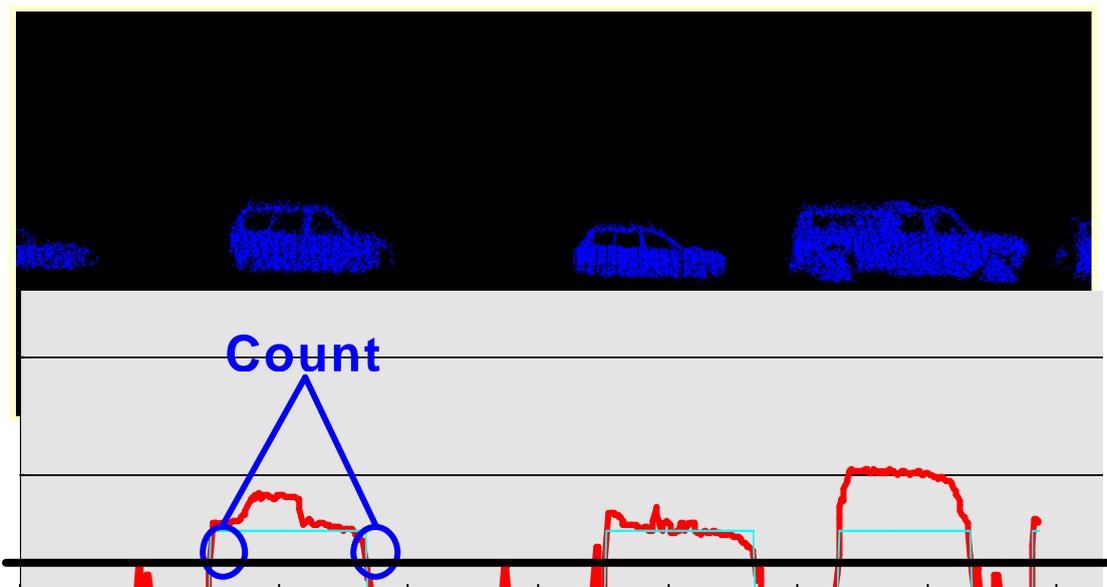


図 4 車両計数法

これを計数するには、まず得られた投影画像を進行方向に順に見ていき、各位置で最も高さ方向に大きいデータを結んだ折れ線を考える。次に車体中間となるような適当な高さの検知ラインを設定し、このラインが先に考えた折れ線と交わる回数を数える（図 4）ことで、車両の数が分かる。

尚、レーザレンジセンサの発するレーザ光は可視光と似た特性があり、黒など暗色の物体に当たると反射せずによくが吸収されてしまうという欠点がある。従って駐車車両に暗色の車両が存在すると、この部分のデータが抜け落ちてし

まったり、雑音が多いデータになってしまう恐れがある。そこで、補助的な手法として路面データの補足状況を元に計数する手法を導入している。

路面はセンサより下に位置するためにその反射が取得できているが、車両の屋根はセンサより上にあるためにここには光が当たらず、従って反射も取得できない。勿論、車両に邪魔されるために車両が存在する部分の路面のデータも得られない。従って、測定データを上方から見たとき、路面はデータがあるが車両が存在する部分はデータが抜け落ちた「穴」となる(図5)。これを利用して、「穴」の存在をカウントすることで補助的な計数手法とする。

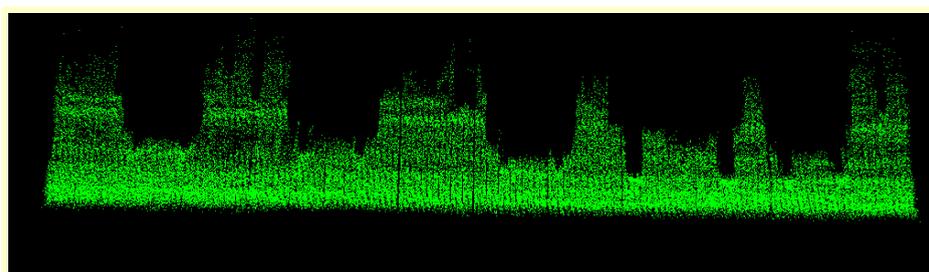


図 5 データを奥行き - 進行方向平面に投影した図

これらの手法により、文献の実験では 100%の計数成功率を収めている。しかしながら駐車車両列に対して常に一定の距離を保ちながら走行するという条件であり、車線変更などの環境変化が起こった場合には認識精度が下がる恐れがある。

また、2 番目に述べた手法からは車両の形状データが得られない。

1.4 本論文の構成

本章では、本研究の背景、目的を述べ、関連研究の動向について概略を紹介した。

以下の第 2 章では、まず車両認識の様々なアプローチを分類し、その中から本研究で選んだ選択肢を述べる。車種認識の手法として Binary Feature 法を解説し、次にこの手法を横からの濃淡画像に適用することの問題点を述べ、距離画像を取得する必要性を論じる。さらに、車両側面方向からの距離画像を取得して、車両 1 台毎の画像として処理する手法を述べ、車種認識を行う方法を述べる。

第3章では、以上の理論に基づいた実験の概要と結果を述べ、第4章で結論とし、本研究の成果と今後の課題を述べる。

第 2 章

車両車種認識手法

2.1 路上車両観測法

車両を観測する方法は様々な手段が考えられるが，本研究では，路上駐車車両を効率よく観測したいとの目的から観測手法を決定した．すなわち，車両群を均一な見え方で観測することが出来，測定系の設備も簡易になるよう，実験車両に左直角方向に測定機器を搭載し，路上を駐車車両列と平行に走行してデータを取得することとした．

次に，どのようなデータを得るべきかを考える．従来の手法ではこうして得られた画像からの車両領域の抽出が大きな課題であった．ここで，通常の画像ではなく測定系からの各点の距離の集合を表した距離画像を用いることで，測定系から近い物体を車両，遠い物体を背景として容易に切り分けることが出来る．このため，測定には対象物体までの距離を測定できるレーザレンジセンサを用いる．

車両を観測する方法は複数の観点において手法の選択肢が存在する．

(1) 車両を観測する方向

- a. 上方から観測
- b. 側面から観測

(2) 実験系の動き

- a. 固定点で観測
- b. 動きながら観測

(3) 取得するデータ

- a. 輝度（白黒）二次元画像
- b. 距離画像

(4) スキャン方法

- a. エリアスキャン
- b. ラインスキャン

(1)の観点からでは，a.は背景がほぼ均一に真っ黒な路面であるという点から，背景と車両の切り分けが容易であるという利点がある．しかし，道路上空から観測するため，観測点は歩道橋とするか交通標識に併設とするなど，特定の場所に限られる．更に，移動しながらの計測はほぼ不可能と言える．

(2)では，駐車車両を観測したいか，走行している車両を観測したいかで取るべき手段が変わる．また，a.では背景が常に一定であるため，背景差分法を用いることにより背景除去が容易であるという利点があるが，b.では測定系の移動速度

は自身の動きに依存するため、等速移動という環境を作りやすいという利点がある。

(3)の観点では、被写体の二次元的な見えを得るか、三次元形状を得るかである。尚、カメラとレンジセンサの動作速度の違いから、一般にデータの密度は距離画像の方が悪くなる。

(4)は撮影・測定の方法の違いである。a.は単位時間毎に面的な画像を取得するのに対し、b.は単位時間で一次元の線状のデータを取得する。a.の方が得られる情報は多くなるが容量が大きくなって処理が煩雑になり、更に1単位の計測に時間が掛かるためにその頻度を高く出来ないという難点がある。

本研究では、当面のターゲットとして駐車車両の計測を行うという観点、そして速度の擾乱を考慮しないシステムとする観点から、(2)ではb.を選択する。そして(1)については移動計測となることによる必然性と、観測系設置の容易性(将来の実用性)を鑑み、b.を選択する。

ここで、側面からの撮像では上方からの観測と異なり背景が非常に複雑になるという問題がある。特に今回の停止物体を測定するアプローチにおいては、画面中で対象物体(車両)も背景も同様に静止しているため、画像の性質から両者を切り分けることは不可能である。ここで、路上に存在している(駐車)車両と、その背後に存在する電柱や木などの背景との空間的差異を考えると、車両は奥行きが手前の領域に存在するというユニークな特徴があることが分かる。従って、二次元の輝度画像ではなく、距離画像を得ることにより、両者の切り分けが可能となる。従って、(3)ではb.を選択する。

(4)においては、走行中の車両から、或いは走行中の車両を計測するために高速なスキニングを行う必要があることから、その点で優れているb.を選択する。

この他、路上駐車車両を計測する手法は幾つか提案されている^{[4][5][6]}が、いずれも車両計数が実用に供せる程度のものであり、車種認識まで踏み込んだ研究は見られない。

そこで本研究では、車両を側面から観測した距離画像について、車種判別を行うことを試みる。

2.2 車種認識手法

本章では、本研究で使用する車種認識手法について述べる。従来から物体認識の手法として広く用いられてきた固有空間法を改良した固有窓法、Binary feature 法を紹介する。

2.2.1.固有空間法^[7]

固有空間法 (Eigen-space method) とは、画像認知に広範に用いられている手法である。これは、画像全体の情報をそのまま扱おうとデータ量が過大になり、処理に時間が掛かるなど不都合であることから、冗長な情報を排除し特徴的な部分の情報のみをピックアップものである。

ここでは学習サンプルを距離画像として、物体認識と回転による1自由度の姿勢検出のための固有空間を生成する手法を説明する。固有空間法は認識対象の見た目の変化に対して多様に变化する画像を全て記憶・照合する認識手法であるため、学習において様々な見え方の画像を計測する必要がある。そのため学習では、図6のようにそれぞれの認識対象をターンテーブルで回転させ、ステップごとに距離画像を撮影して学習サンプルを得る。距離画像では各々の画素に対し物体座標系上の座標値(X,Y,Z)が得られる。固有空間を設定するには、まずデータベースとなる画像群を用意する。そして、行列 X を以下の(2)式により計算する。

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_{1,1}^{(1)} - \mathbf{c}, \mathbf{x}_{2,1}^{(1)} - \mathbf{c}, \dots, \mathbf{x}_{R,1}^{(1)} - \mathbf{c}, \dots, \mathbf{x}_{R,L}^{(P)} - \mathbf{c}\} \quad \dots (2)$$

X は、画像数を M 、画像のピクセル数を N として、 $M \times N$ 行列となる。

$$\mathbf{Q} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T \quad \dots (3)$$

これは $N \times N$ と非常に巨大な行列となる。ここで、行列の固有ベクトル \mathbf{e}_i と固有値 λ_i を利用する。

$$\lambda_i \mathbf{e}_i = \mathbf{Q} \mathbf{e}_i \quad \dots (4)$$

画像を完全に再現するには、 N 次の固有ベクトルを用いることが必要であるが、物体の「見え」のみを表現するには、 N より充分小さい k 次の固有ベクトルで充分であるとされている。この場合、一般に k は約 20 以下でよいとされている。この k を算出する方法として、主成分分析(Principal Component

Analysis)と呼ばれる手法が用いられる。これは、複数の変数について互いの相関が無い場合、変量の少ない変数を見捨ててしまうことで次元を落とす方法である。

主成分を求めるには、まず p 個の変数を X_1, X_2, \dots, X_p , これらの重み付け合成変量を Z_1, Z_2, \dots, Z_m とする。ここで $m \leq p$ である。

$$\begin{cases} Z_1 = L_{11} X_1 + L_{12} X_2 + \dots + L_{1p} X_p \\ \vdots \\ Z_i = L_{i1} X_1 + L_{i2} X_2 + \dots + L_{ip} X_p \\ \vdots \\ Z_m = L_{m1} X_1 + L_{m2} X_2 + \dots + L_{mp} X_p \end{cases} \quad \text{ただし, } L_{i1}^2 + L_{i2}^2 + \dots + L_{ip}^2 = 1, \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad \dots (5)$$

次に、このような m 個の合成変量において、各合成変量の相関が 0 かつ、合成変量の分散 $\text{Var}(Z_i)$ は、 $\text{Var}(Z_1) \geq \text{Var}(Z_2) \geq \dots \geq \text{Var}(Z_m)$ であるものを考える。このとき、 Z_1, Z_2, \dots, Z_m は主成分と呼ばれ、そのうちで最も分散の大きい Z_1 は第 1 主成分、次に分散の大きい Z_2 は第 2 主成分、以下順に第 m 主成分と呼ばれる。

そして、因子負荷量と呼ばれる各主成分ともとの各変数の間の相関係数を計算する。因子負荷量は、第 i 主成分の重み $L_{i1}, L_{i2}, \dots, L_{ip}$ にそれぞれ対応する固有値の平方根をかけたものである。この寄与率を 1 番目から k 番目まで合計したものが累積寄与率と呼ばれる。累積寄与率が処理したいデータ量として必要十分な k を設定する。

図 7 は、模型をターンテーブルに載せ、これを少しずつ回転させながら撮影した画像群（図 6）を固有空間に投影した概念図である。実際にはもっと多次元の空間が用いられるが、図示の都合上、3 次元空間への投影としている。

このような情報がデータベースとして与えられている固有空間に対し、入力画像について同じように固有空間に投影する。すると、この場合は閉曲線のどの位置に入力画像が来るかで、入力画像に映っている物体の向きが判断できる。また、データベースとして様々な物体の画像を入力しておくと、空間内での位置が最も近いデータベース画像を検出することにより、入力画像に写っている物体がデータベース中の何と同じなのかという比較が可能となる。

しかしながら、この手法は画像全体をもって評価を行うため、対象となる物体が画像内で部分的に遮蔽（オクルージョン）されているなど、全体が写っていない場合に画像全体として全く別の特徴量となってしまう、認識が上手く行

いえないという欠点が存在する。

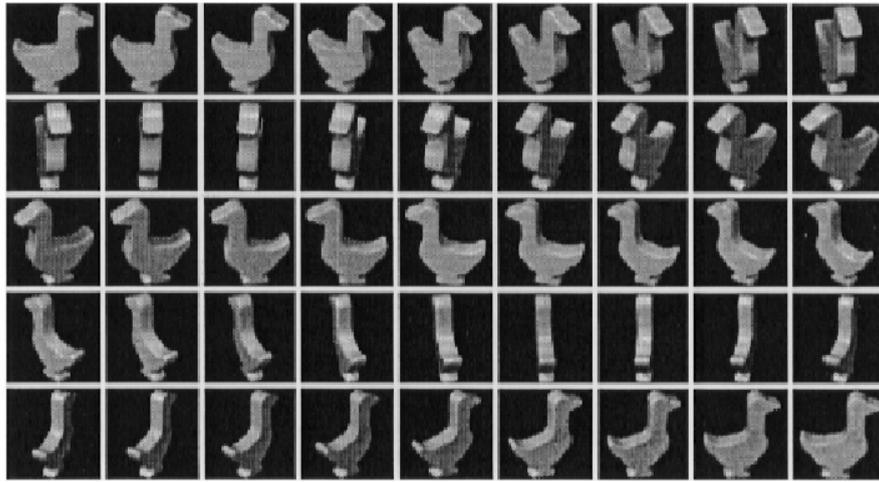


図 6 模型を 360° 回転させたトレーニング画像群

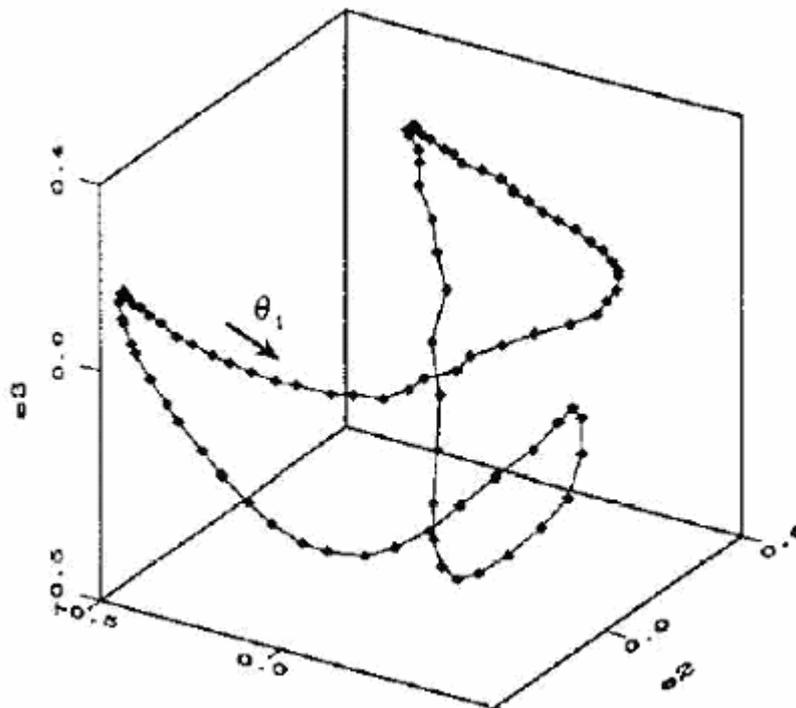


図 7 固有空間内での物体の回転の様子

2.2.2. Eigen-window Method^[8]

前述の固有空間法は画像全体をもって処理するため、認識したい対象物体と

は関係の無い背景の変化や、オクルージョン（対象物体の一部が別の物体の陰に隠れてしまうこと）、光線状態の変化といった状況に対してロバストではないという欠点がある。背景の変化にロバストなシステムとするには対象物体をあらかじめ切り出してから処理を行うという対策が考えられるが、この切り出し処理はまた難しく、手間のかかる作業となる。そこで、モデル画像、入力画像ともに画像中にいくつかの小さいウィンドウを設け、その各ウィンドウを対象に固有空間法を適用するというシステムが考案された。これが Eigen-window method（固有窓法）である。

窓の設定に際しては特徴点の検出が必要となる。窓の設定に際しては特徴点の検出が必要となる。画像中の特徴点の検出方法は色々なものがあり、どのような方法で検出を行ってもよいが、例えば Harris detector と呼ばれる手法が多用されている。特徴点の抽出には、まず各ピクセルについて以下（6）式のような 2×2 の行列 M を求める。s

$$M = \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 \end{pmatrix} \dots (6)$$

ここで、 I は画像の色の濃度値であり、 I/x 、 I/y はそれぞれ I の x 方向、 y 方向の 1 次微分である。

次に、行列 M について、その行列式と固有値を用いて以下のように定義される R を求める。

$$R = \text{Det}(M) - k\text{Tr}(M)$$

ここで、 R が設定された閾値よりも大きくなれば、その点は特徴点とみなされる。

固有窓法では、ひとつの物体を構成する複数のウィンドウが存在するので、ウィンドウごとのマッチングを行った結果、複数あるうちのどの物体である可能性が一番高いか、ということの評価して決定する、投票法が用いられる。その概要は以下の通りである。

2.2.3.投票法による認識

モデル画像中のウィンドウを $w_i(z_i, T_i; x_i, y_i)$ と表現する。ここで、 z_i : ウィン

ドウ内の画像， T_i ：ウィンドウの属しているモデル画像， (x_i, y_i) ： T_i 中のウィンドウの位置である．また，投票空間 V として $M \times R \times R$ の空間を用意する． M ：モデル画像の数， $R \times R$ ：ウィンドウの相対位置を示す XY 座標である．

入力画像 J 中の位置 (x, y) におけるウィンドウを $w(J, z; x, y)$ とすると， z と最も類似した画像 z_k を求め，投票空間中の $V(T_k, x-x_k, y-y_k)$ に投票する．つまり，各ウィンドウの位置によらず，ウィンドウが属するモデルとしてすべて同じ位置に投票する．投票空間 $V(T, x, y)$ の値が r であるならば，入力画像 J 中の相対位置 (x, y) にモデル T の特徴が同じ位置関係で r 個見つかったことになる．ここで，投票の多い点を閾値 T_v で検出することで，対象物体を認識する（図 8）．

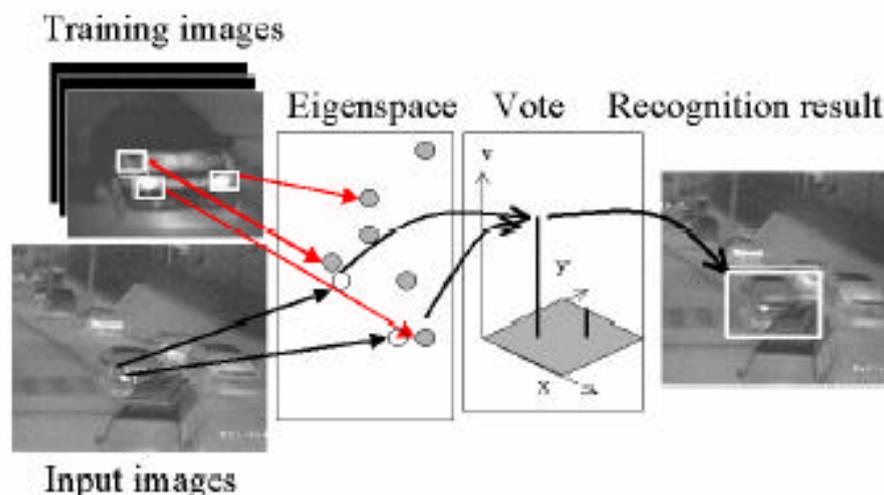


図 8 投票法によるマッチング

2.2.4. Binary Feature 法^[10]

固有窓法を更に計算効率を高めるべく，2 値画像に対してこれを適用する手法である．ここで，2 値画像はエッジを抽出することによって作成される．このため，照明変動や微弱なノイズに対してもロバストとなる．モデル画像中の特徴ウィンドウは，以下の式により周囲との類似度の低い点を求め，その点を中心にして設ける．

求めた特徴を k-means アルゴリズムでコード化して少ないコードで表現する．尚，特徴数 f コード数 c である．入力画像中に設けたウィンドウと各コードとのハミング距離を計算して，それが最小となるコードを求め，投票空間を用意して，固有窓法と同様にウィンドウの相対位置に投票する．ここからピークを検出することにより，対象物体の認識が可能となる．

2.3 車両データ取得

2.3.1.側面画像へ認識手法を適用する際の課題

前章で述べた手法は背景が単調で且つ変化しない、上方からの固定観測系から得られた画像については非常に有効である。しかしながら冒頭に述べたとおり計測系の設置環境の柔軟性を鑑みた場合、上方からの観測は必ずしも有用とは言えない。そこで側面からの観測について同手法を適用しようと考えた。しかしながら、側面からの画像は背景が複雑であり、単純な適用は困難であった。更に、今回の目的は走行しながらの測定であるから、背景が刻々と変化するため、背景差分法を適用することはそもそも不可能である。事前に測定区間の背景画像を取得しておくことも考えられるが、このような手間を掛けることは、任意の区間を走行しながら測定するという本研究の目的からかけ離れてしまう。また、移動しながら測定する場合には場所によって光線条件の変化が大きくなり、従って車両によって光の反射や影のつき方によって見え方が大きく変わってしまう可能性があるため、バイナリーイメージを用いない通常の固有空間法や固有窓法を使つての車種認識には適さないと考えられる。

車両側面を撮影した画像について、予備的な実験として背景を除去しない、あるいは手動で除去し、どの程度まで綺麗に背景を除去すれば Binary Feature 法によって誤りなく車種判別が出来るかという試験を行った(図9)。この結果、背景の雑多な雑音が大量のエッジとして抽出されてしまい、ここに投票が行われてしまうため、車両の輪郭線にほぼ忠実に沿って車両領域を抜き出さない限りは認識が極めて不正確であるとの結論に至った。このような抽出を平面画像だけから自動的に行うことはまず不可能であると考えられるため、濃淡画像を用いて本研究の目的を達成することは困難であるとの結論に達し、データとして別のものを取得することを考えることになった。

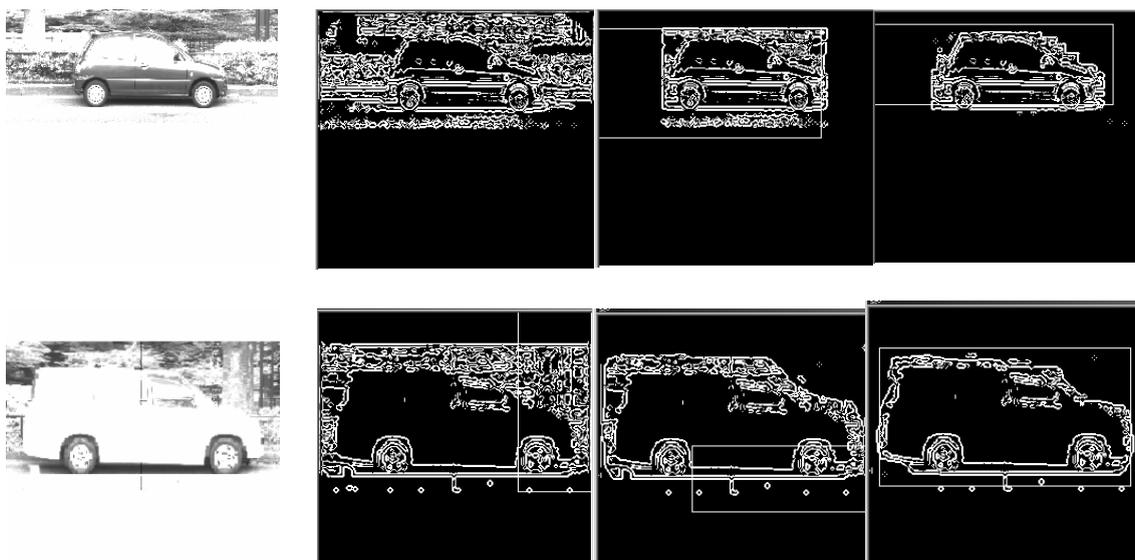


図 9 背景を手動で段階的に除去した側面濃淡画像に Binary feature 法を適用した実験結果（左が元画像，右の 3 つの図で四角枠の部分が車両領域と認識された部分）

2.3.2.データの取得

具体的にデータを収集する方法を述べる．広範囲に亘った領域を効率的に測定する必要があることから，レンジセンサを実験用データ収集車に積載し，走行と計測を同時に行う方式を取る．一般にレンジセンサは一度の計測で二次元の領域をスキャン（エリアスキャン）出来るものが多いが，二次元領域の計測にはある程度の時間を要する．

本研究では走行と計測を同時に行うため，計測時間が短く，一度に一次元のスキャンを行うラインスキャン方式を採用する．レーザレンジセンサは計測車両の進行方向向かって左側に設置し，垂直方向にラインスキャンを繰り返す．計測車が走行するに従って一次元の垂直な距離画像が連続的に得られ，走行経路の左側領域全体に亘って距離画像を得ることが出来る．計測車が等速で走行することにより，各々のスキャンライン間隔は等しくなり，実空間に対応した歪みの無い距離画像が得られる．

2.3.3.二次元画像として処理する理由

得られた三次元データに対して車種認識を行う際，三次元形状を保持したまま分類を行うという考え方と，二次元画像に落として分類を行うという考え方がある．前者はデータ容量が大きくなるために処理に時間やコンピュータの性能を必要とすることが予想され，またトレーニングイメージとして距離画像を

用意することも容易ではない。他方、車種認識においては車両の側面形状さえわかればほぼ十分な情報量があると言え、三次元データがあることは必ずしも有利ではない。更に、今回目的とする環境においては対象車両の向きはほぼ一定であり、傾きを考慮する必要はない。以上の理由により、車両領域のみが抽出された距離データを側面から眺めた二次元濃淡画像に変換し、クラス分類手法を用いることで車種認識を行うというアプローチを採る。

2.3.4. Morphology による画像処理

データは離散的な点群として表される。この点の集合が連続面となる程度の投影面とすると物体が小さくなり過ぎ、形状認識に支障が出る恐れがあるので適当な大きさを保ちたい。しかしながら、離散的な点の集合のを平面上に投影したのについてエッジ抽出を行うと、各点の周囲が抽出されてしまい車両の輪郭線がきちんと取り出せなくなってしまう。また、連続面となるように投影した場合でも、データ欠損で微小な穴が空く場合があり、この周囲にエッジが生成されて特徴量とみなされてしまう可能性がある。そこで Morphology を用い、点群を連続面領域として表現し、微小な「穴」を除去する変換を行った(図 10)。

Morphology とは画像中の各ピクセルにつき、その周囲のある一定の大きさ・形状の領域の中で最も輝度値の高い、もしくは低いピクセルの輝度値を代入するというものである。データ画像は暗い背景中に車両を示すデータが輝点の集合として表されているから、輝度の高い値を代入することでこれを連続領域に変換することが出来る。

領域の大きさを大きくすると離れた点の間を連続面とすることが出来るが、反面元の形状が大きく損なわれてしまう。従ってこの大きさは所期の目的を達することが出来つつ可能な限り小さい方が好ましい。また、形状は処理を簡便にするために長方形が好ましい。データ画像では隣接する輝点間の距離は 2~3 ピクセルのものが殆どであるから、 3×3 の正方形領域とした。Morphology 適用による画像の変化の様子を図 10 に示す。

得られた車両領域を表す画像は、奥行き方向つまり輝度にある閾値を設け、この閾値より手前つまり明るいピクセルを 1、それ以外を 0 とした 2 値画像とした。これにより、取得データ中で奥にある歩道の柵や街路樹などの背景が除去され、手前にある駐車車両が残った画像となる。

しかし、路面も同様に手前にあるので残ってしまうため、こちらは高さ方向に車の下辺附近に閾値を設け、これより下の領域は 0 とすることで路面情報を

除去し、車だけが残る画像とする。尚、この作業は元データの解像度や誤差の関係から、一定の閾値で路面のみを除去することが出来ず、車体下辺より下部、つまり車輪も除去されてしまうこととなったが、車種認識過程においては車輪の位置や形状といった情報は重要ではないと考えられるので、この処理で必要充分であると考えられる。

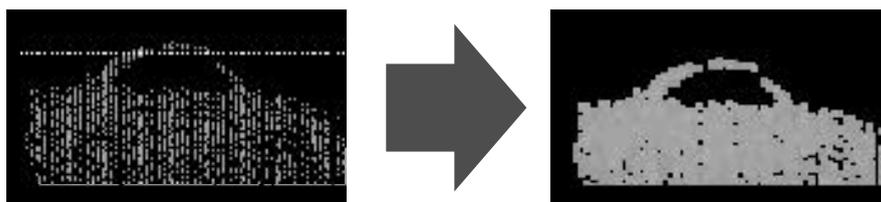


図 10 Morphology 適用による領域の連続化

2.3.5.車両領域抽出

次に、車両領域抽出である。 $z=z_{th}$ なる、殆どの車両データの車体窓下中央附近の高さとなるような適当な閾値直線を設定し、このラインを x 軸方向に探索し、輝度が 0 (ある閾値より暗い) から 1 (閾値より明るい) に変化した点から、次に 1 から 0 に変化する点までを車両領域として抽出する。この際、細かい雑音を拾わないよう、また、人など車両ではない幅の狭い物体を抽出しないよう、この処理を行うためのみに 5 ピクセル \times 5 ピクセル領域で Morphology 処理を行った。但し、オリジナルの形状が著しく損なわれてしまうので、このデータは領域抽出のみに用い、その後の画像処理はこの処理を行っていないデータ (3×3 の正方形領域で Morphology 処理を行っただけのもの) を用いる。

更に、二重駐車があった際は奥側の車両は元よりデータが殆ど取得できていない可能性が高いので、これについての車種認識や計数は考えず、手前の車両データから綺麗に切り捨てることを考える手前の車両だけを抽出出来るような方法を考え、実装した。これは、前段で解説した単純な 0 と 1 の違いを見るのではなく、輝度の差分を蓄積して一番手前の領域だけを抽出するものである (図 11 参照)。即ち、ある点 P で輝度が 0 から 0.5 に変化 (0.5 は閾値より大きいとする) したとき、この点を奥行きが手前に変化する点マーク A として記憶する。それから輝度が 0.5 より大きくなることのないまま、点 Q で輝度が 0.5 から 0 に変化すれば、この点を奥行きが奥に変化する点マーク B として記憶する。そして、マーク A から次のマーク B までの区間となる PQ 間が車両領域とみなす。

ここで、輝度の絶対的な値を閾値としてマークするのではなく、輝度の変化量によってマークを行うことで、例えば測定車が二重駐車を避けるために車線変更しながら測定したデータにおいても、2車線奥の車両を絶対的な閾値未満であるとして補足しないということや、対象車両に対して斜めに走行するので車両の途中で閾値となってしまう、車両の部分だけが補足されるといったことが避けられる(図12)。一方、背景物体の距離が変化するとこれも補足されてしまう(電柱の有無など)が、背景に存在する物体は殆どの場合車両に比べて横方向長さが短いから、補足された領域に対して横方向長さの閾値で切ることによって除去できる。

一方、点Pで0から0.5に変化し、点P'で0.5から1に変化し、点Qで1から0に変化した場合は、マークA、マークA、マークBという順番で並ぶことになるが、ここでも他のマークを挟まないマークAとマークBの間の領域だけを抽出する。つまり、P'Q間に手前側の車が、PP'間は奥側の車があり、奥の車両は手前の車両に部分的に隠されてしまっていると判断し、P'Q間を車両領域として抽出するのである(図13)。

抽出した車両領域は横256ピクセル×縦240ピクセルの領域に投影した画像とする。この際、横方向長さの変化に対応した認識システムを構築したのではあるが、画像は出来るだけ大きい方が形状の違いがはっきり現れるので、出来るだけ256ピクセルという横幅を有効に使いたい。そこで、取得したデータの中で最も横方向長さが長くなる時速10km走行時のデータの車両領域が概ね横幅一杯弱になる(256ピクセルより若干小さくなる)よう、横方向をいずれのデータも一律3倍に引き延ばして投影した。この処理により、大型トラック等長過ぎる車両は、本研究では車種認識の対象としていないので、前側を切り落とした画像とする。データが欠落して車種認識に使い辛い画像となるが、画像が生成されることで車両台数のカウントは行える。

尚、車両領域内で奥行きに対応した輝度を設定することにより、より詳細な車体形状が分かり、分類の正確化・細分化が行える可能性があるが、雑音処理と多分に背反する事項であり、その処理は難しいものと思われる。

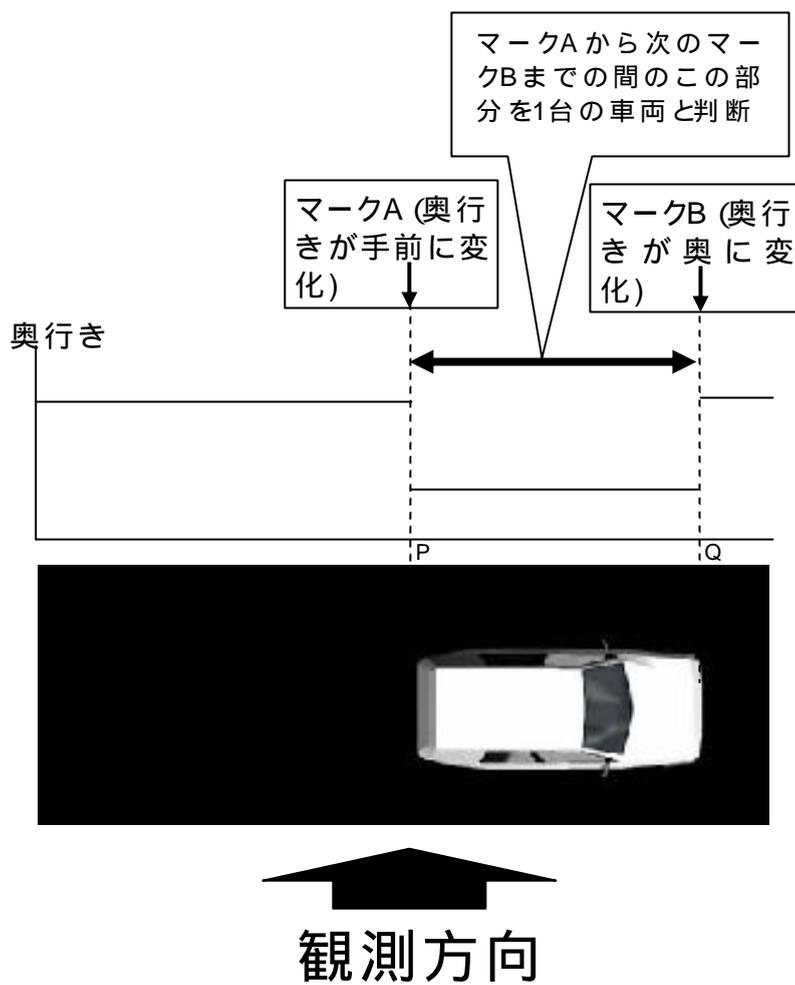


図 11 車両領域を抽出する方法

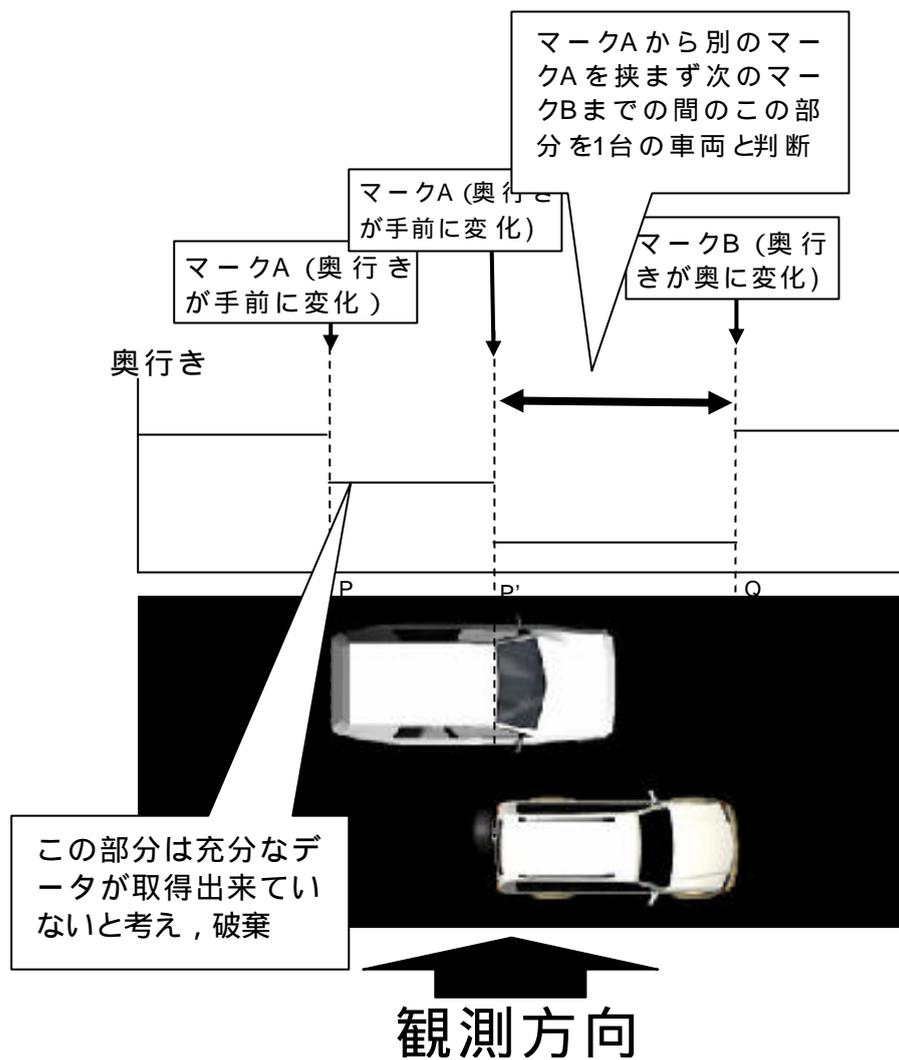


図 13 二重駐車の場合に手前の車両のみを認識（計数および車両領域抽出）する方法

2.4 車種分類手法

車種分類は、コンピュータグラフィックスにより生成したモデルを車種別に用意し、入力画像とモデル画像を照合することにより行う。ここで、一口に「セダン」「ワゴン」などと言ってもその中で様々な大きさや形状があることから、車種ごとに4種類ずつのモデルを用意することで、総合的な形状評価が平準化されるようにする。

また、モホッタラの手法では、単純に「最もよく合致したモデルが含まれるグループの車種」ということで車種評価を行っているが、本研究では更に車種ごとに4つのモデル全体でどの程度合致したかをも評価基準として採用することで、認識精度の向上を図る。

2.4.1. コンピュータグラフィックスによるモデル生成

近年の情報処理技術の進展により、コンピュータグラフィックスのクオリティは大幅に向上しており、実写と変わらないほどのリアリティを持つ画像を生成することも可能になっている。更に、コンピュータグラフィックを利用することで、光源環境、物体の姿勢、視点などを任意に設定した画像を生成することも、実写画像と違い容易である。

それでもなお実写画像との差異を完全に除去することは出来ないが、これを利用してエッジ画像を抽出しての車種認識は吉田らの実験[]で問題なく行えることが証明されている。このため、コンピュータグラフィックスを利用することに問題点はなく、任意の条件のデータを簡単に生成できるという長所のみが生きると考えられる。

2.4.2. 画像の長さ変化に対応するシステム

測定作業が一般車両の障害要因にならないよう、実験車両は周辺交通に合わせた様々な速度で走行出来ることが期待される。しかし、様々な速度で走行すると、センサのスキャン時間間隔は一定であるから、取得データの車両の長さがまちまちとなる。このため、様々な長さのデータに対応するための認識システムを考える必要がある。

これに対応するためには、入力画像、教示画像ともに、元データの実際の横方向長さによらず、それを伸縮させて一定長さにしてしまう方法が考えられる。

元データから車両領域を1台ずつ切り分けることは前述の通り可能であるから、この作業は容易である。しかしながら、これは入力画像、教示画像ともに長さの情報を完全に捨ててしまい、次段に述べるようなシステムの可能性を初めから否定してしまうことを意味する。

即ち、教示画像では例えばハッチバックとワゴンは違う長さであるから、その長さをどの程度変化させたら入力画像と重なるかということも判断基準になり得る。入力画像でも同様に、例えば走行速度を変化させながら測定した場合でも、近接する測定対象同士であれば速度の変化はそれほど大きくないはずだから、隣の車両の長さを基準にある程度の長さの推定が可能となる。これにより、例えばワゴン様の車両が2台連続しているが、互いの長さが明らかに違う場合は短い方がハッチバック、長い方がワゴン、といった識別も可能となる。

本研究では以上の可能性の検討までは踏み込めなかったが、このシステムへの足場とすべく、長さ情報を捨て去らない方法を検討した。つまり、入力画像、教示画像ともに長さを変化させない状態で用意し、その上で教示画像の長さを変化させて入力画像とのマッチングを行うことを考えた。

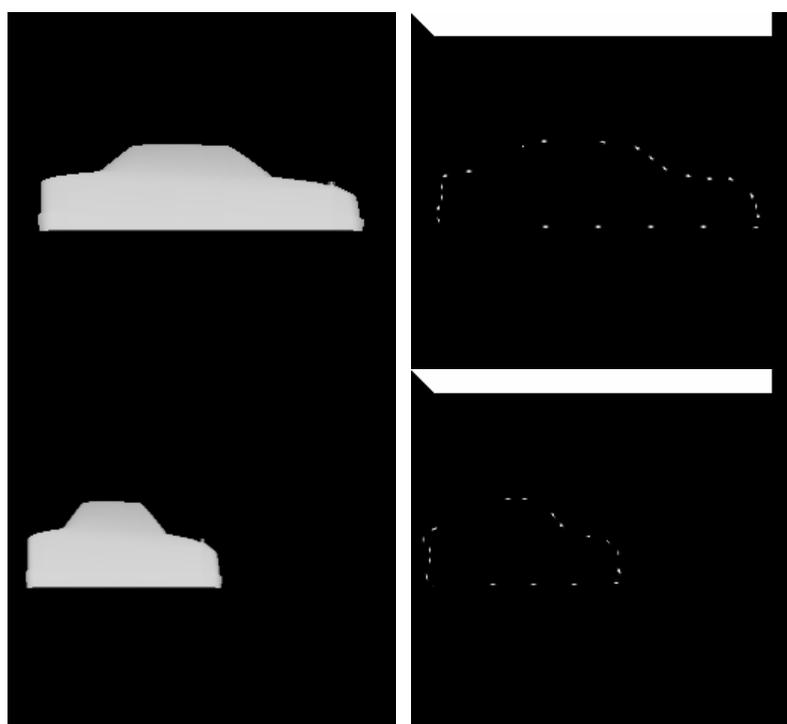


図 14 オリジナルサイズの教示画像（上）と、長さを 0.6 倍したもの（下）を入力画像として用いた場合の投票結果（それぞれ右）

この考え方としては、予めそれぞれのモデル画像について横方向の長さを変えた複数の画像を用意してそれぞれについてコード生成を行い、これを車種認識工程に供する方法と、コード生成はオリジナルサイズのモデル画像についてのみ行い、投票空間の横方向距離を変えることで横方向長さの変化に対応させる方法が考えられる。

しかし、後者を実験してみたところ、モデル画像の横方向圧縮を行ったものについても全ての特徴点に投票が行われなかったという不具合が現れた(図 14)。これは、圧縮で斜め方向のエッジラインの傾きが変わり、元のコードと形状が合致しなくなったためであると思われる。このような不具合を回避するため、前者の手法を採用することとした。

なお、以上のような手法を検討せずに済むよう、初めから速度によって車両長さが変化せず常に一定の大きさのデータ(画像)を取得する方法を採る考え方もある。このためには本研究で用いたラインスキャンセンサではなく、一度に面のデータを取得するエリアスキャンセンサを用いることになるが、このようなセンサは動作速度が遅く、本研究のような連続的なデータ取得には不向きであるため、ラインスキャンセンサによるデータを如何に処理するかという方向で検討を行った。

なお、Binary feature 法によるオクルージョンに対するロバスト性を確認するために、モデル画像に意図的な雑音を挿入して、この画像の車種が正しく認識できるかの実験を行った。図 15, 16 にその様子を示す。図 15 は何らかの原因により車両の一部領域のデータが取得できなかった場合、図 16 は車両の手前に人が立っているような場合を想定した画像の修正である。

2.4.3. 認識手順

車種認識は以下の順序で行う。

1. それぞれのモデルについて、10 種類全ての長さのパターンについて投票を行う。

投票は、各画像ごとに入力画像サイズの投票空間を用意する。入力画像をモデル画像と同様にエッジ抽出を行って二値化した入力画像上の全ての点において、モデルの特徴と同じサイズのウィンドウを設ける。ウィンドウ内の画像とモデル作成時に作られた各コードとのハミング距離を計算し、最も距離の近いもの、つまり類似度の高いものをそのウィンドウのコードとする。

入力画像の全てのピクセルに順にモデル画像を対応させ、その位置でのモデ

ル画像のウィンドウ位置と形状が入力画像のそれに合致しているものを投票し、得票数が最も大きくなる点を、モデル画像のマッチングする位置として採用し、その票数を採用する。

なお投票に当たっては、多少の上下左右の大きさのずれを吸収するため、隣接 2 ピクセルまでのずれた投票を重み付けを行った上で加算するようにした。

2.10 種類それぞれの得票結果を比較して、得票が最大のものを当該モデルの得票とする。ここで、同時に入力画像の車両領域とモデル画像のそれとを比較し、外接長方形のそれぞれの各辺の距離が 4 辺のうち 1 つでも閾値より大きいものについては、車両長さの認識が失敗している、または車両位置の認識が失敗しているということになり、投票が適正に行われていないことになるので、このようなものは除外する(図 15)。従って、外接長方形の各辺同士の距離がいずれも閾値以内に納まっているものの中での最大得票のモデルを選び出す。

このような領域検査の作業を 1.の投票行程の前に行い、入力画像と大きさの異なるモデルを初めから排除することで投票行程に掛ける画像の数を減らせば、処理速度の向上に寄与する可能性があるが、投票位置が著しくずれていた場合の排除が出来ないため、このような順序とした。

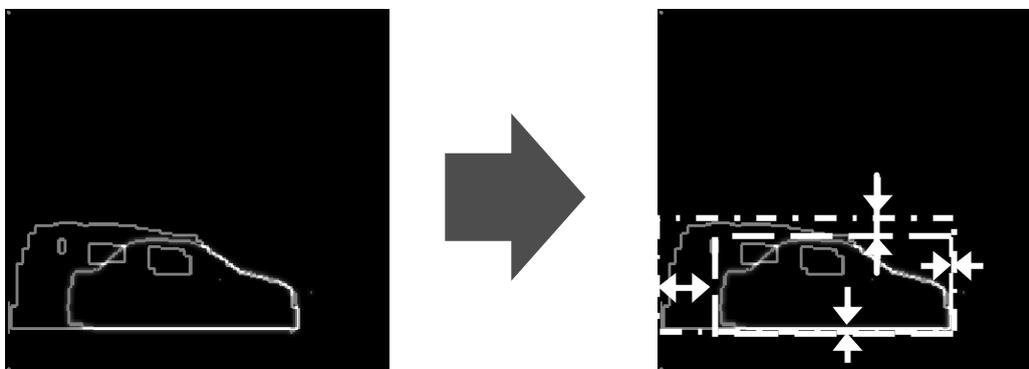


図 15 入力画像と教示画像の領域比較

3.1 および 2 の作業を 16 モデルそれぞれについて行い、得られた得票データを 16 モデルで比較し、得票の多かった上位 3 モデルを抽出する。同時に車種別の総合得票数(車種ごとに 4 モデルの得票の合計)も算出する。

4.上位 3 モデルについて、入力画像とのテンプレートマッチングを行う。テンプレートマッチングは幅広のエッジ画像同士で行う。これにより、(入力、モデル双方ともにエッジ領域として合致したピクセル数)/(いずれかの画像ではエッジ領域となっているが、他方ではエッジ領域となっておらず、合致しなか

ったピクセル数)を算出する。

5.得票数，車種別総合得票数，テンプレートマッチングの結果を総合的に勘案し，最終判定を行う．これは，例えばモデル毎の得票数では僅差でセダンがワゴンより多くなった場合でも，総合得票数ではワゴンの方がかなり大きくなるという場合に，単独得票のみでセダンと決定してしまうのは間違いとなるからである．同様に総合得票が僅差だがテンプレートマッチングが大差で逆転している場合なども考えられる．

この3つのパラメータの大きさをどのように評価して最終結果を出力するかは，実験的に決定した．モデル別得票で得票1位のモデルをA，2位をBとすると，

$$\frac{\text{Aの車種合計得票}}{\text{Bの車種合計得票}} < 0.93$$

$$\frac{\text{Aの単独得票}}{\text{Bの単独得票}} \frac{\text{Aのテンプレートマッチング}}{\text{Bのテンプレートマッチング}} < 0.692 \quad \dots (7)$$

(7)式に示したいずれかの条件に合致した場合はモデル別得票数が2位のモデルBが含まれる車種が入力画像の車種であり，そうでなければモデルAの車種であると判断する．

第 3 章

実験

3.1 実験仕様

3.1.1. コンピュータグラフィックスによるモデル生成

車両のモデル画像は CG で作成した。作成には三次元モデリング・レンダリングソフトの Shade を使用し、車両モデルは市販の Shade 用モデルデータ集から適宜選択して使用した。車両の形状などを人手により作成する必要はなく、また任意の方向からの見え方を容易に作成することが出来る。これを用いて、実験により計測される車両の見え方に合わせ、右真横から見た状態を作り、これを視点からの距離を輝度に変換した濃淡画像とした。

モデル画像は、入力画像の様態に合わせ、真横から眺め、車輪部分を除去した、距離画像、を生成した。モデル画像はセダン、ワンボックス、ハッチバック、ワゴンの 4 車種それぞれについて 4 台ずつ、合計 16 枚を用意した。尚、使用したソフトウェアの仕様により、窓は不透明とみなされ、従って窓領域が距離無限大となって黒色領域となるようなことはなく、他の車体領域と区別のつかない色領域となった。こうしてモデルから自動生成された画像から車輪部分を手作業により除去して生成したモデル画像群を図 16～19 に示す。

特徴点に設けるウィンドウサイズは 7 ピクセル×7 ピクセルとし、抽出する特徴数はモデルの外接長方形の縦横辺の長さの関数とし、14 個～26 個とした。これは、モデルサイズによらず単位面積あたりの特徴点の数を同じ程度にすることで、モデルの大きさによって入力画像の同じ部分への投票数がばらつくことを防ぐためである。ここで、横方向から眺めた形状で最も車種の違いが顕著に現れるのは車両の前部・後部の形状であり、中間の屋根や下辺の形状は車種によらずほぼ同一の単調な形状となっていることに鑑み、前部・後部については集中的に特徴点を設定する一方、中央部の設定密度は低くした。

図 20 にモデル画像の長さを変化させてそれぞれでコード化を行う様子を、図 21～25 にはそれぞれの車種・モデルのコード化の状況を示す。

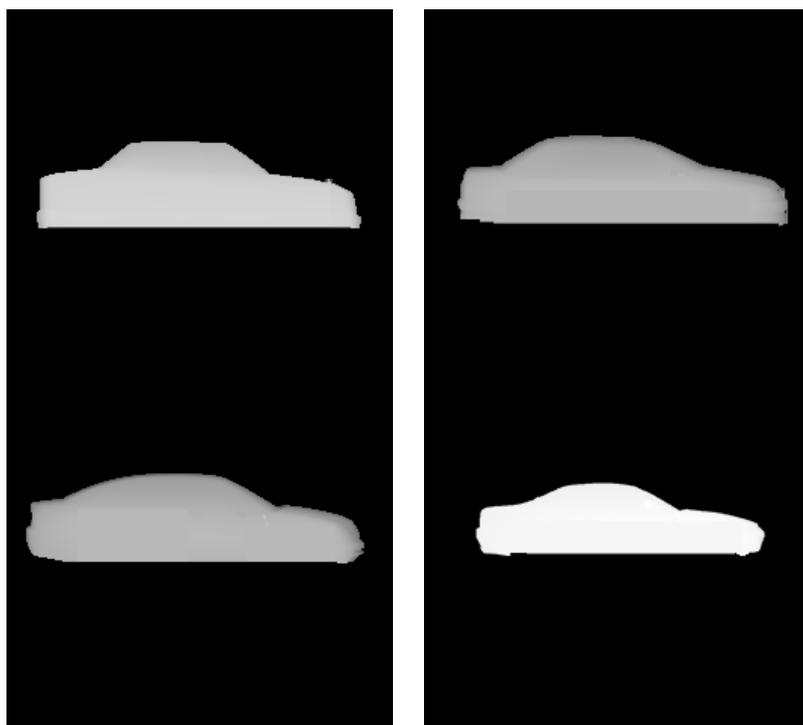


図 16 教示画像として用いたセダンクラスのモデル画像

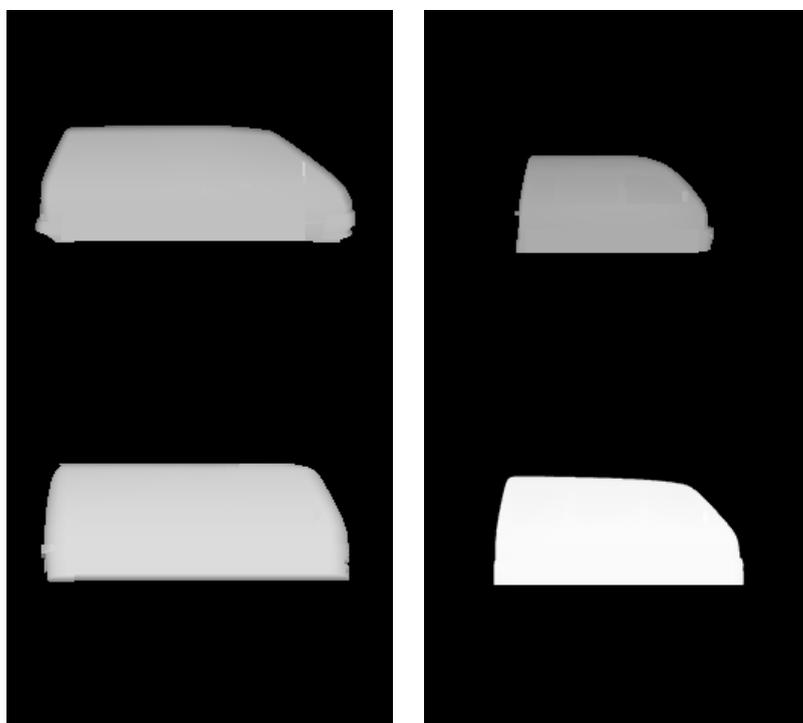


図 17 教示画像として用いたワンボックスクラスのモデル画像

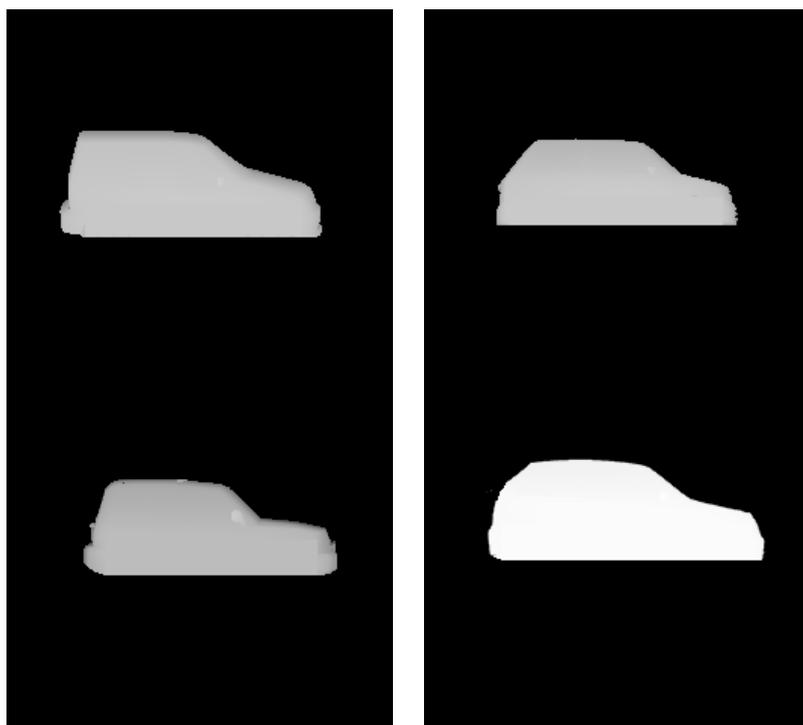


図 18 教示画像として用いたハッチバッククラスのモデル画像

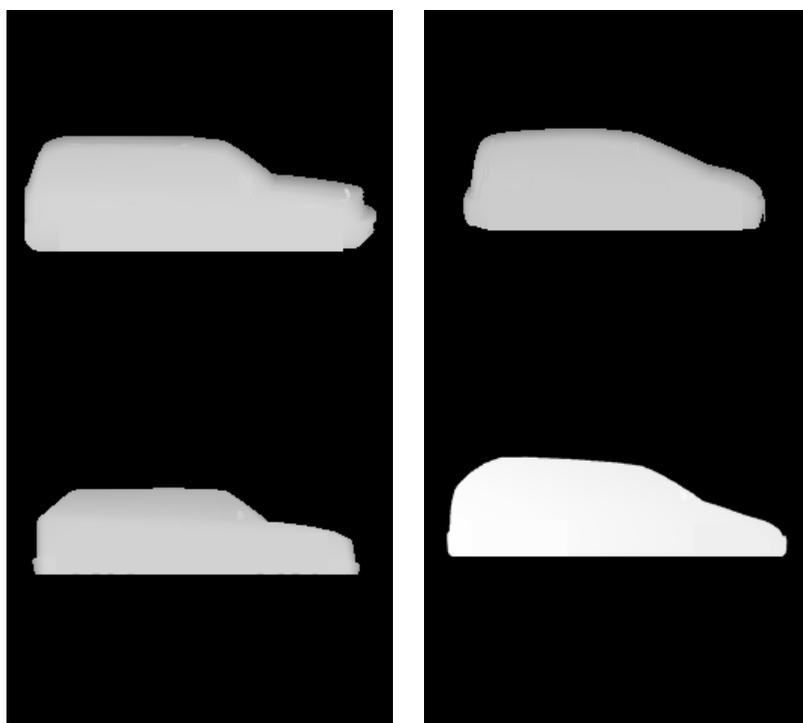
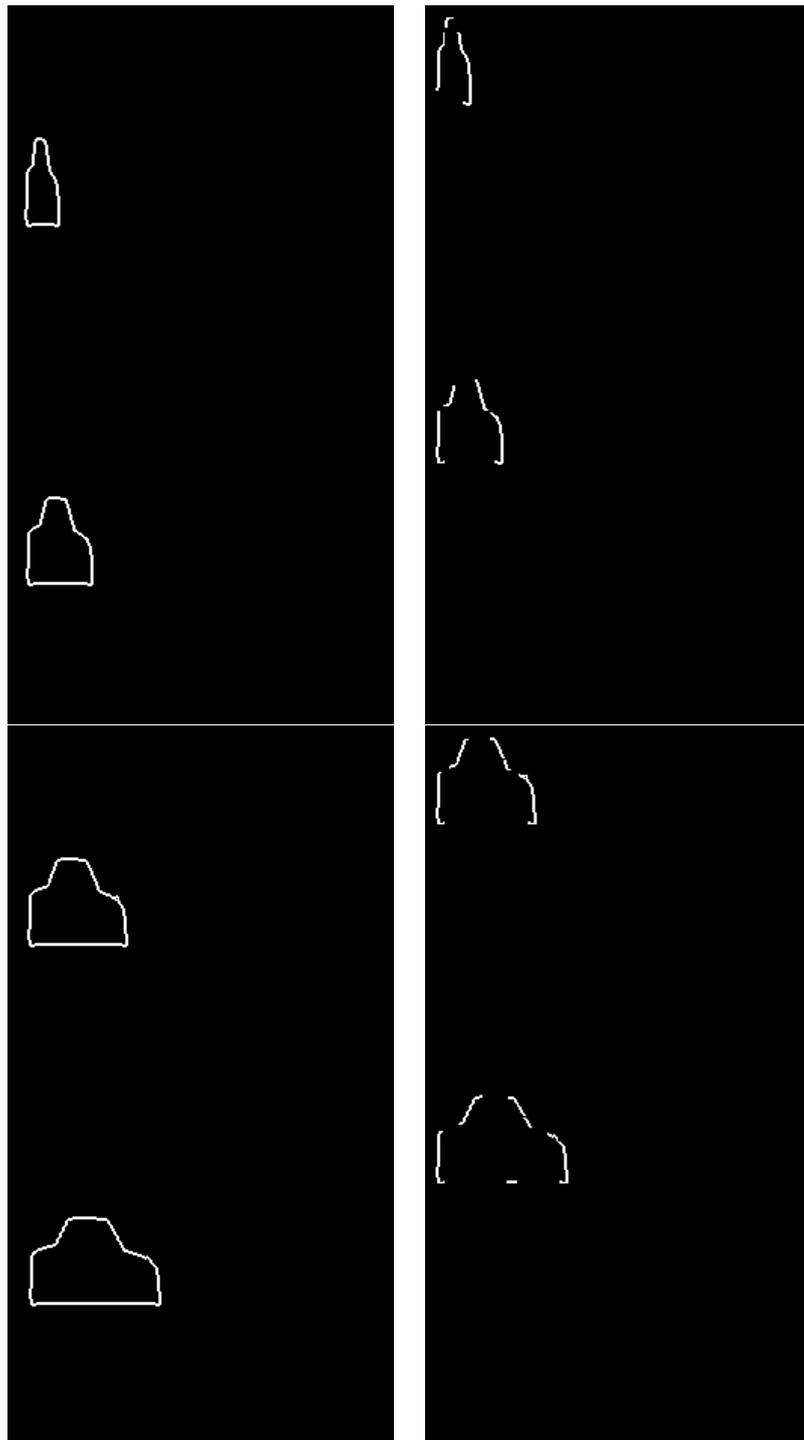
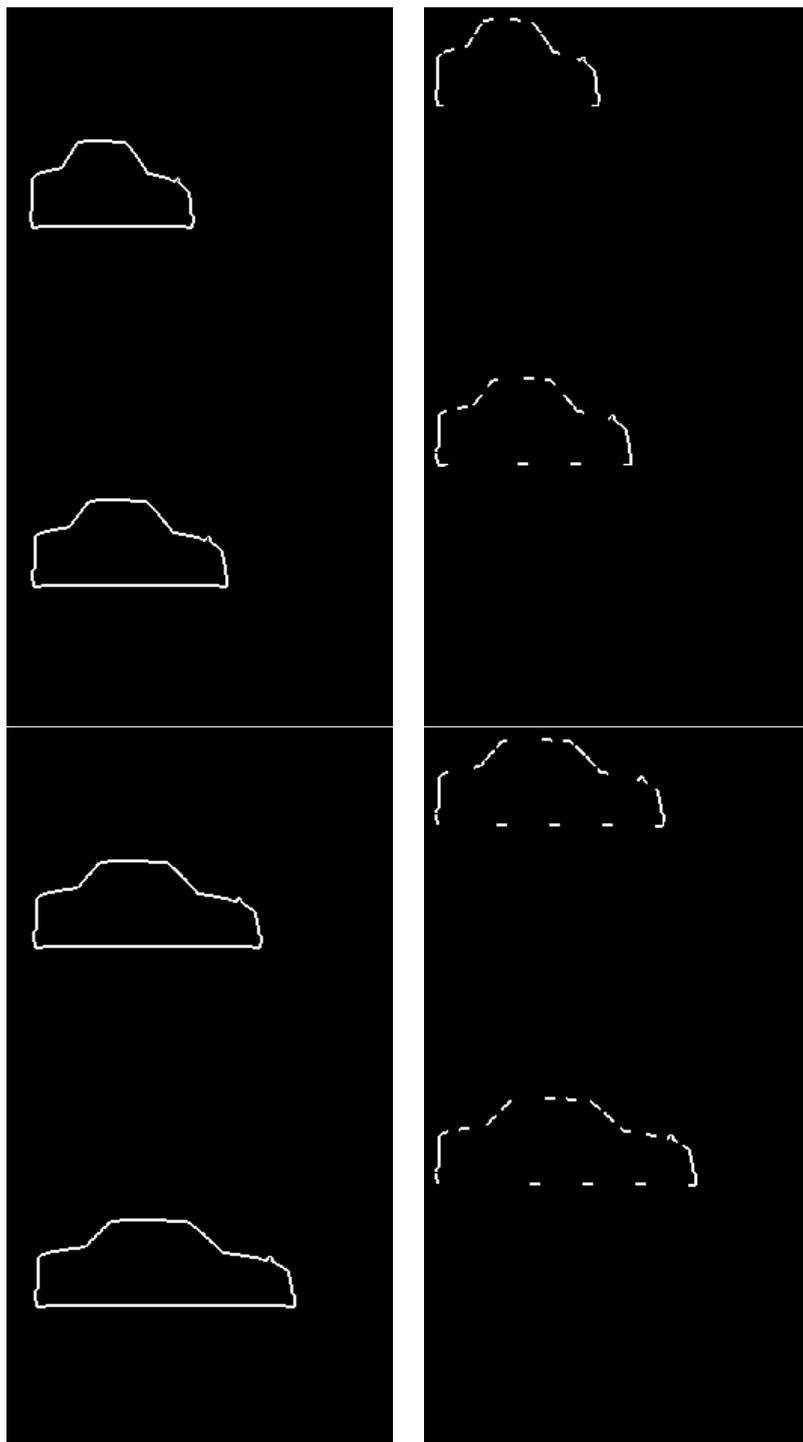


図 19 教示画像として用いたワゴンクラスのモデル画像



(图 20-1)



(图 20-2)

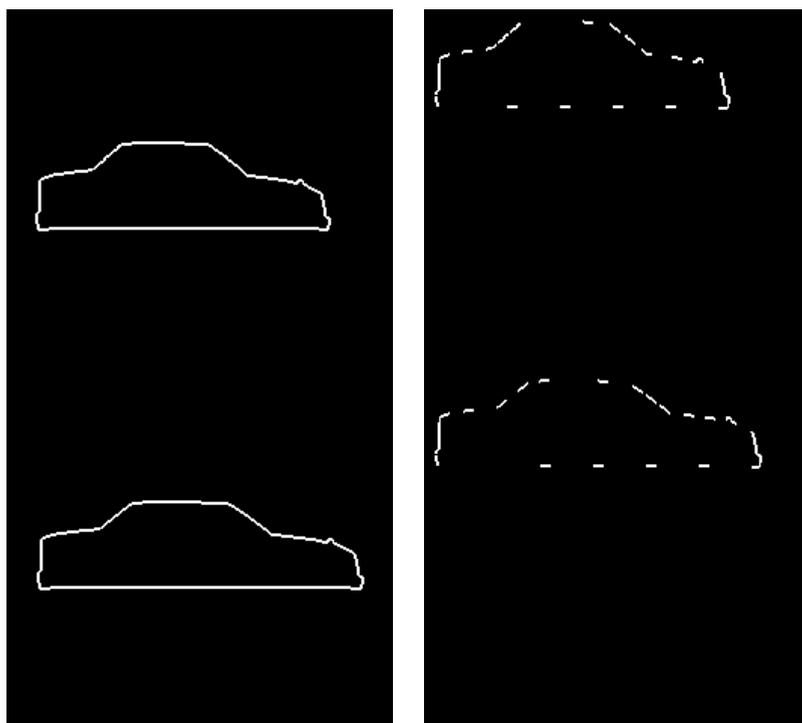


図 20 車両横長さを 10 通りに変化させて取得したエッジ画像例（左）と，これから取り出したコード画像例（右）（前 2 ページとも）

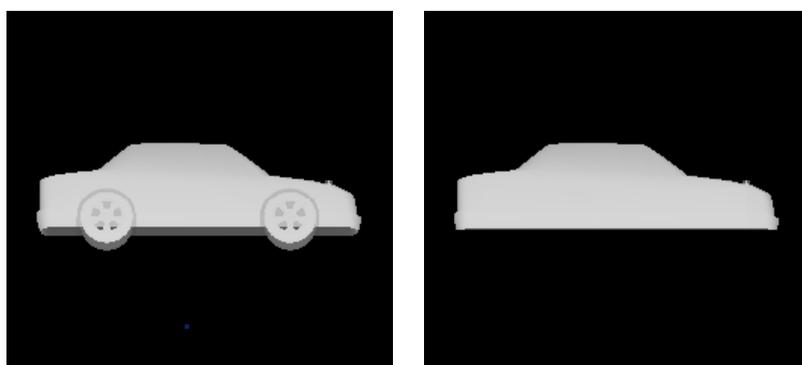


図 21 モデルデータの奥行き距離から取得した濃淡画像（左）と，車輪を除去した画像（右）

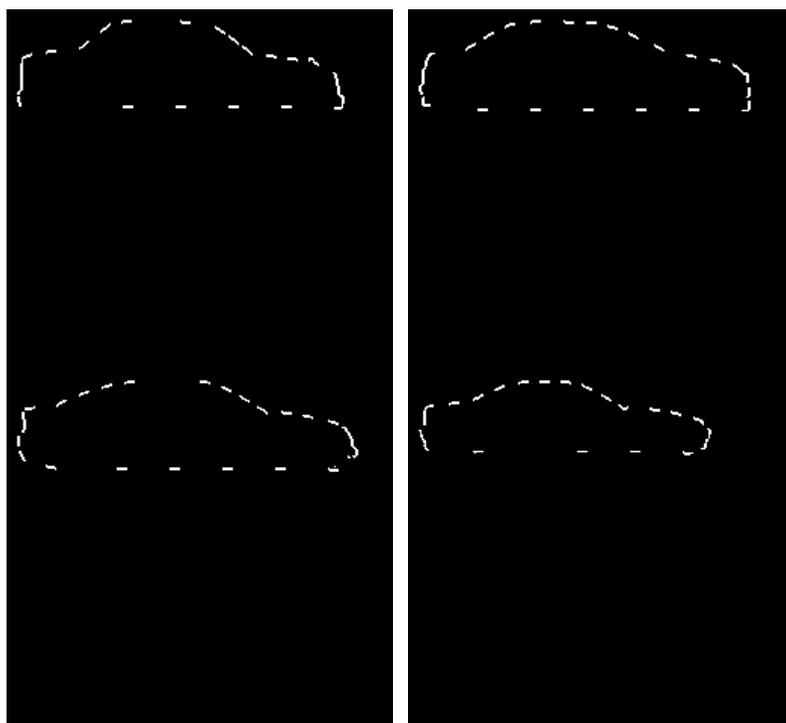


図 22 教示画像から抽出したセダンクラスのコード（最大長さのもの，以下同じ）

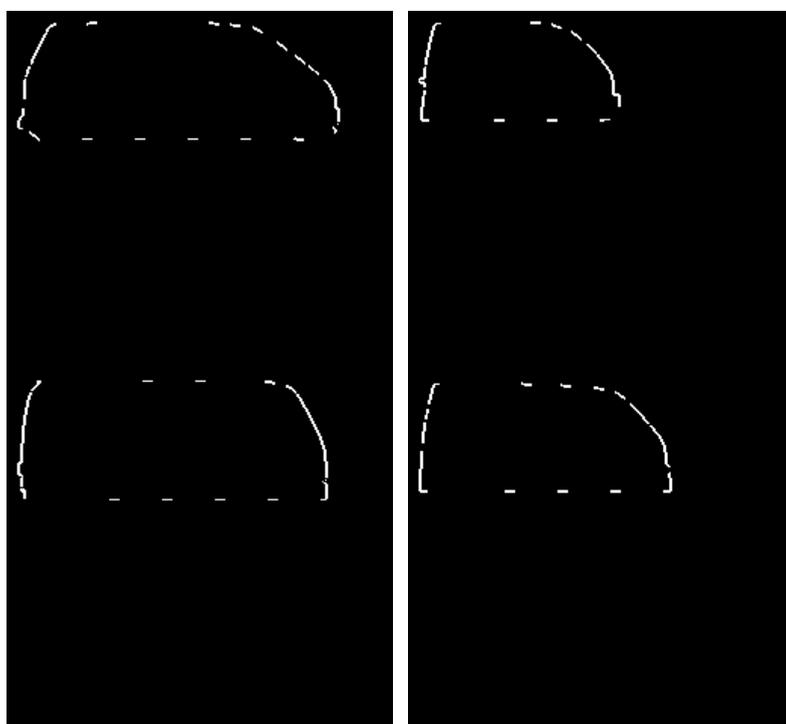


図 23 教示画像から抽出したワンボックスクラスのコード

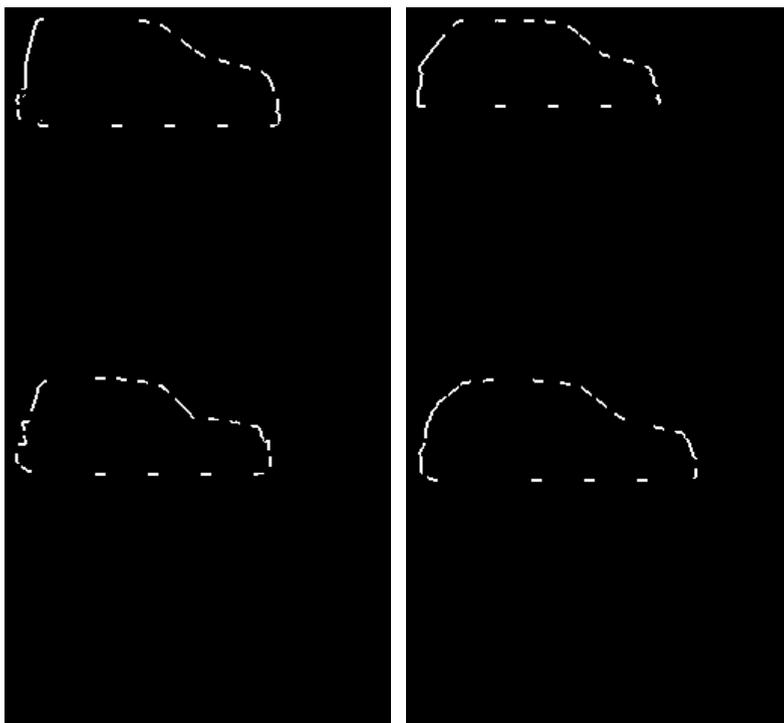


図 24 教示画像から抽出したハッチバッククラスのコード

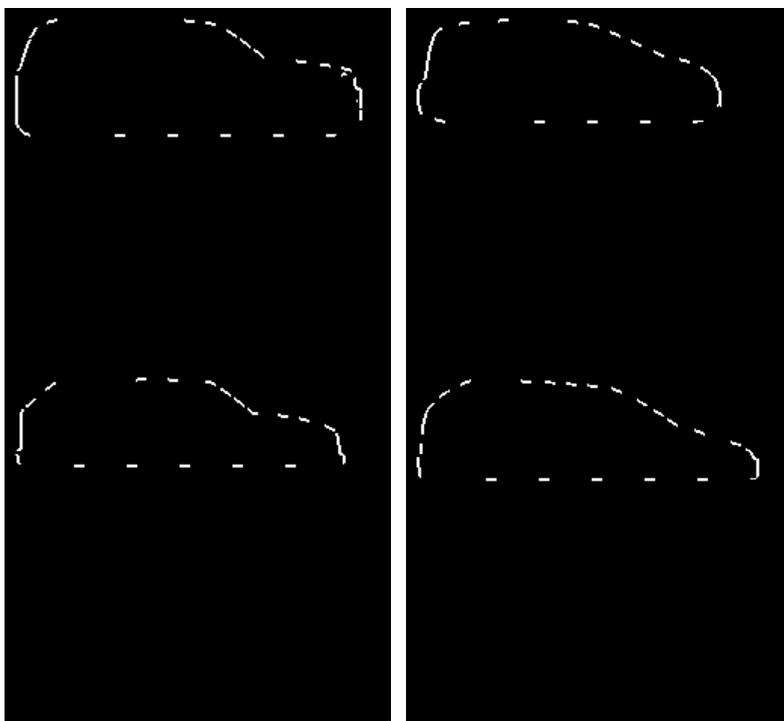


図 25 教示画像から抽出したワゴンクラスのコード

3.1.2.データ取得

実験は、放射 23 号線の代々木公園内区間（代々木深町～五輪橋，図 26，27）での取得データを元に行った。データ取得は、区間内の片側 3 車線のうち第二車線を走行し、第三車線（一番左側）に駐車する車両を計測することで行った（図 28，29）。

データ取得は実験車両から左側に向けてレーザレンジセンサを縦方向に固定して設置し、これを作動させながら走行することにより行う。センサは縦方向に鉛直真下から鉛直真上までの 180 度の幅をスキャンすることを繰り返す。

測定車両の走行速度は 10km/h，20km/h，ランダム（概ね 20km/h～40km/h）の 3 種類として 3 回この区間を縦走した。取得したデータのそれぞれを は図 30， は図 31， は図 32 に、データの全てを提示すると紙幅に収まらないため一部分を示す。尚、走行中に測定対象を撮影した動画から起こした濃淡画像も添付し、測定対象の実際の見え方を示す。

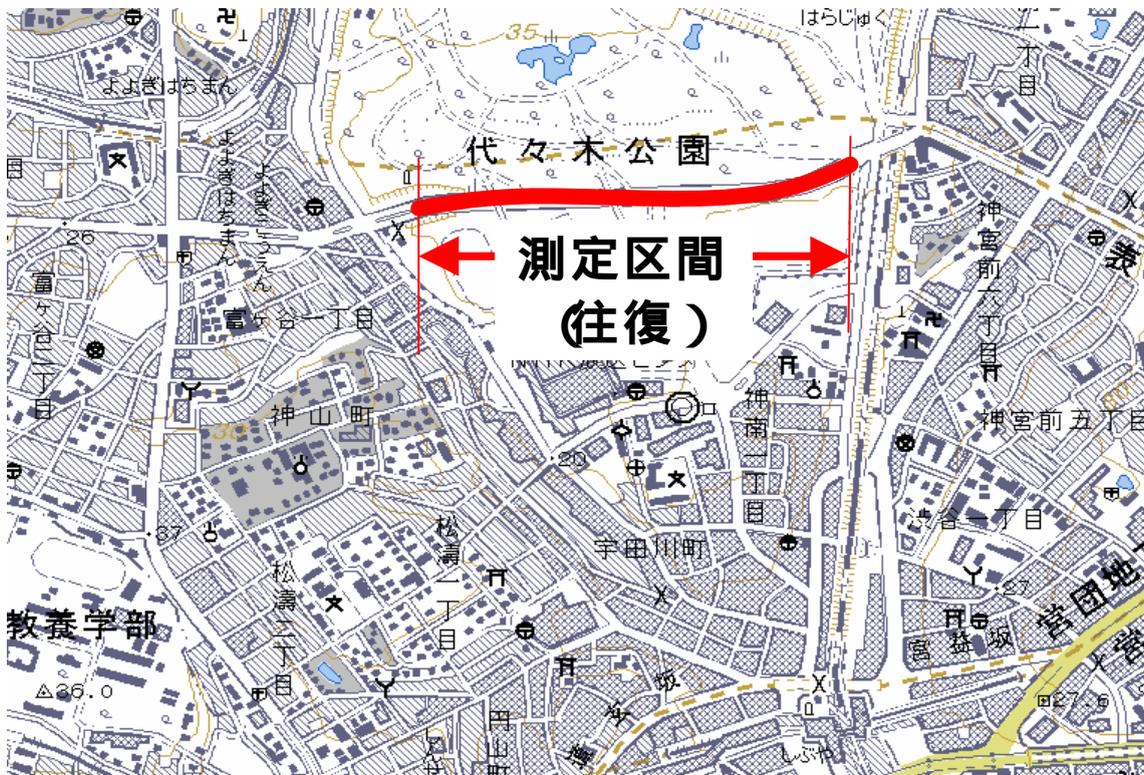


図 26 実験を行った区間（国土地理院地形図より）



図 27 実験区間の風景

尚，一部に二重駐車が存在したため，これを避けるために第一車線へ車線変更した箇所があり，測定対象との距離が大きくなってしまったためにデータが殆ど取得出来なかった区間が存在する．図 30 の下部，アルミバンとダンプトラックの間に挟まれた乗用車が典型例である．

尚，このようなレーザセンサでは全く存在が把握できていない車両については，その欠落はセンサの性能に帰するものであり，レーザセンサから取得したデータを用いて処理を行うという主題の本研究においては，その性能の向上を議論することは趣旨から外れるので議論せず，従って認識失敗とは扱わず，初めから存在しなかったものとして議論を進めることとする．

この他にも車両の存在は確認出来ていても，車両が上に向かってすぼむ形状をしているために測定系からの距離が遠くなる車両上部領域のデータが取れず，車種判別が困難なものも多く存在する．今回は，このような不完全なデータについてどれだけの精度で認識が出来るかを確認する意味も込め，二重駐車のない環境での再実験とせず，敢えてこのようなデータを用いた．

更に、区間内に信号があるため、この信号待ちによりいずれの測定も等速走行が1回中断されてしまっており、停止した区間にたまたま測定対象の車両が存在すると、これが横に長く伸びた形として取得されてしまっている。これについては特殊事情として処理を諦め、車種認識の対象からは外している。



図 28 計測車両



図 29 計測風景

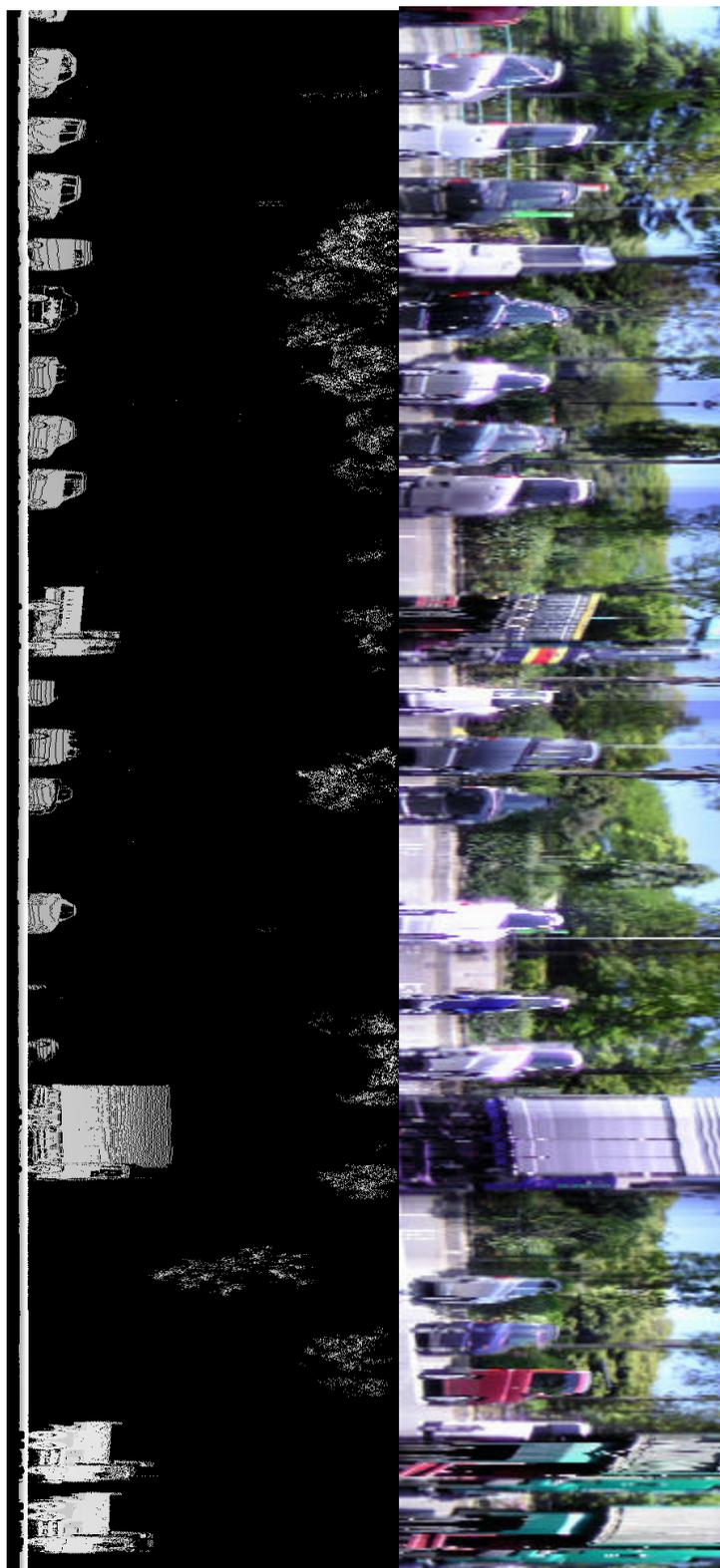


図 30 時速 10km/h で走行して得られた距離画像（左）と，同区間の濃淡画像（右），部分

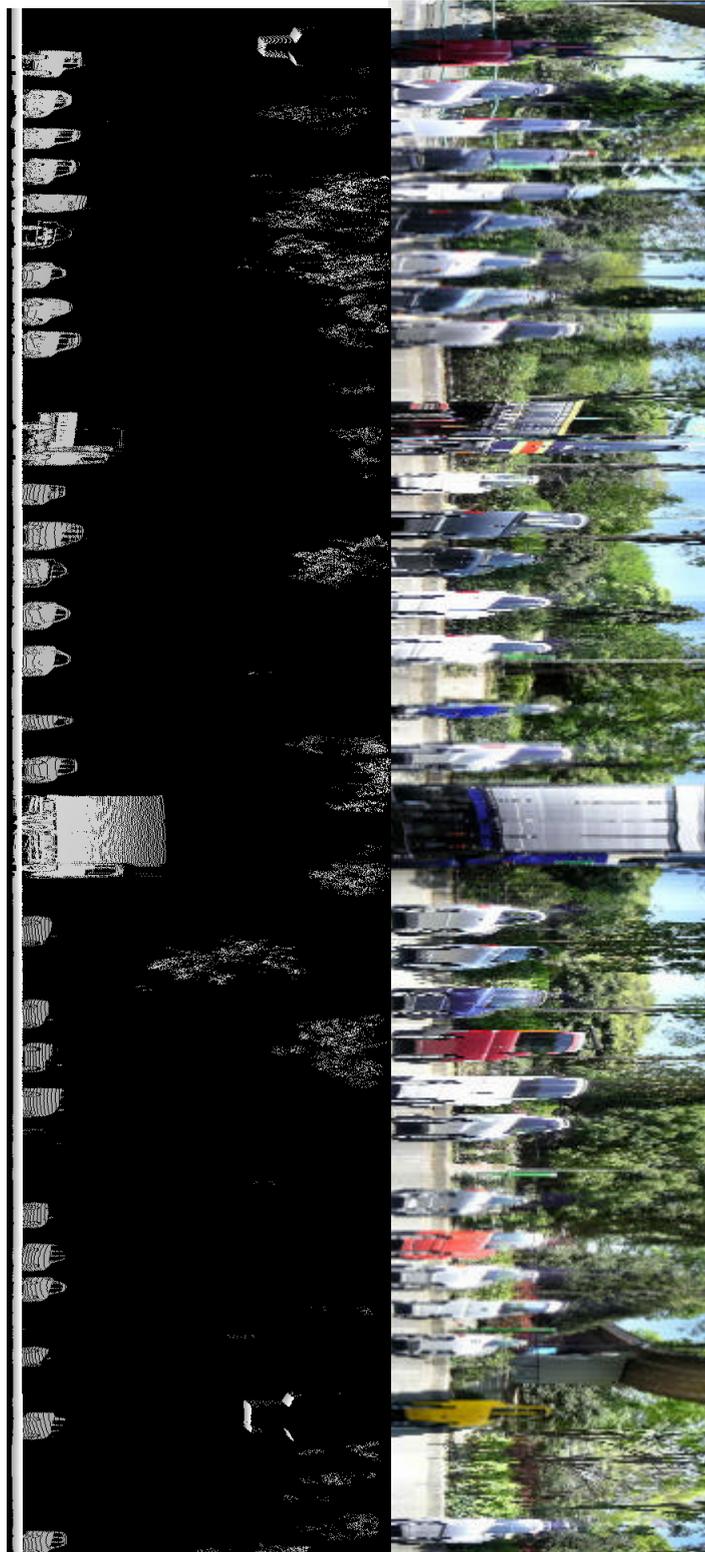


図 31 時速 20km/h で走行して得られた距離画像（左）と，同区間の濃淡画像（右），部分

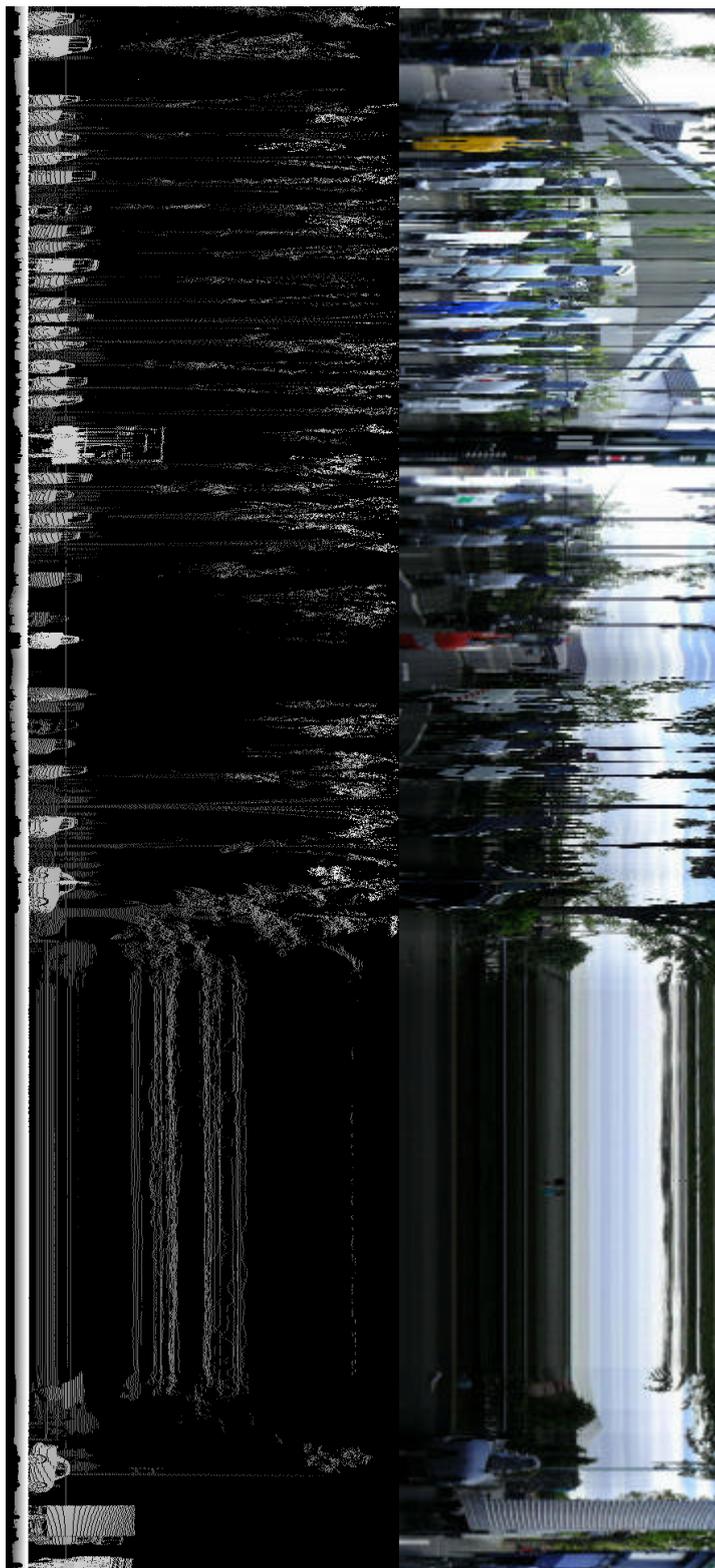


図 32 時速ランダムで走行して得られた距離画像（左）と，同区間の濃淡画像（右），部分

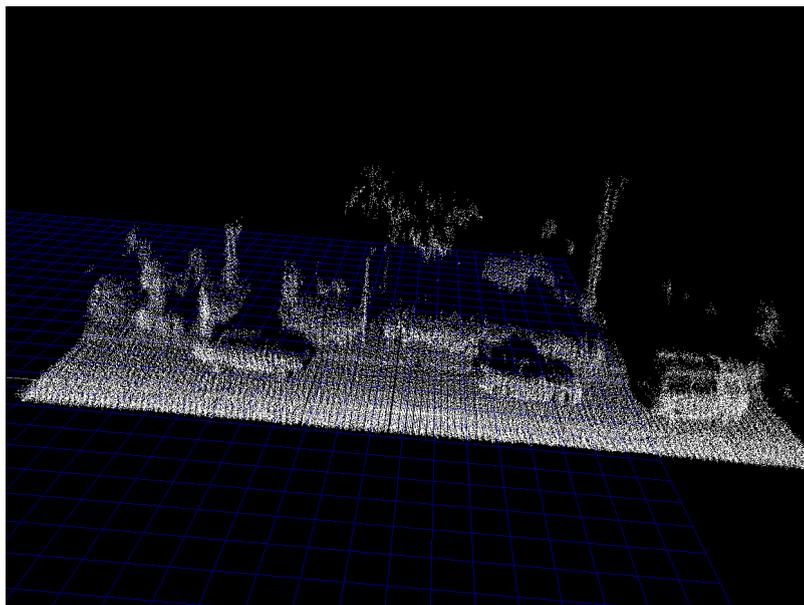


図 33 得られた距離画像（部分，立体的に見えるように作成したもの）

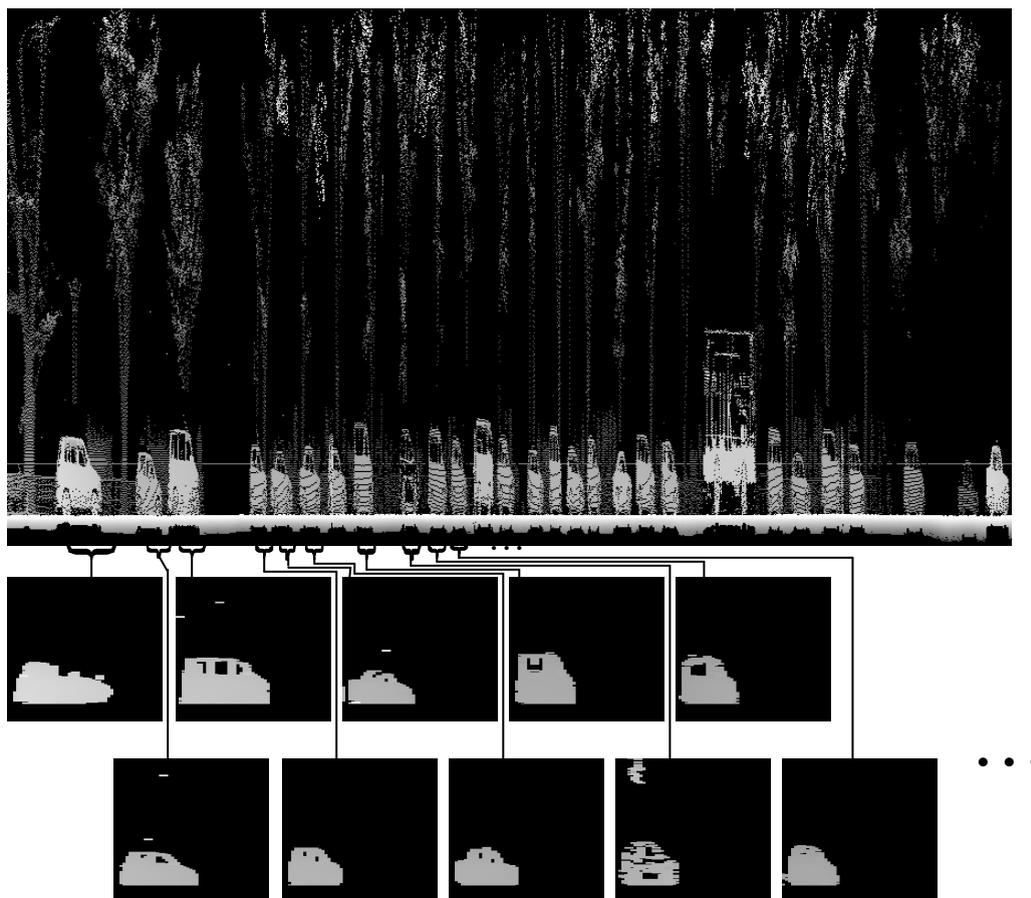


図 34 取得データからの車両毎の画像切り出しの様子

3.1.3 車両検出

前章で述べた手法を用い，得られたデータから車両 1 台ごとに 1 枚ずつの画像を抽出する実験を行った．図 34 は元データ（図 33）から車両 1 台ずつの画像が生成されている様子を示している．なお，この図で 1 箇所検出漏れが存在するが，これは結果で述べるとおり，手前に人が立っていたために起こったものである．

3.1.4 車種認識

車種認識は，得られたデータの精度に大きな差があることから，元データで車両形状が忠実に取得できている度合いと認識結果の関連を見るため，目視により元データを精度別に 3 種類に分類した．

本来はこの分類法も定量的に行うべきであるが，その評価基準の設定が困難なため，定性的にクラス A として車両外形が完全に取得できて（外形エッジラインが車体内部に入り込むことなくきちんと取れている）おり窓などの穴が微小であるもの（図 35），クラス B として外形は完全だが窓などの穴が大きいもの（図 36），クラス C として窓などの穴が背景と繋がってしまい外形がきちんと取得できていない（外形エッジラインが窓領域に入り込んでしまう）もの（図 37），の 3 分類とした．

また，目視によっても車種の識別が不可能なもの，今回研究の分類範疇外となる大型車（トラック，バス）については除外した上で認識を行った．

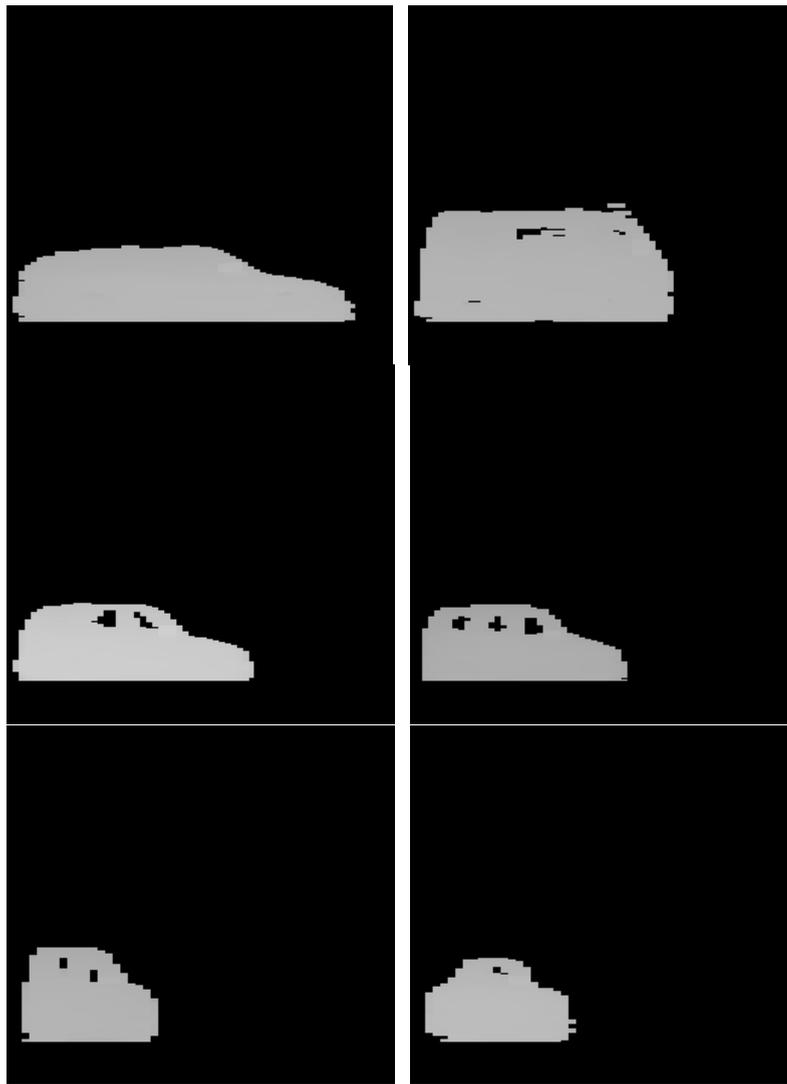


図 35 「クラス A」と分類した画像の例

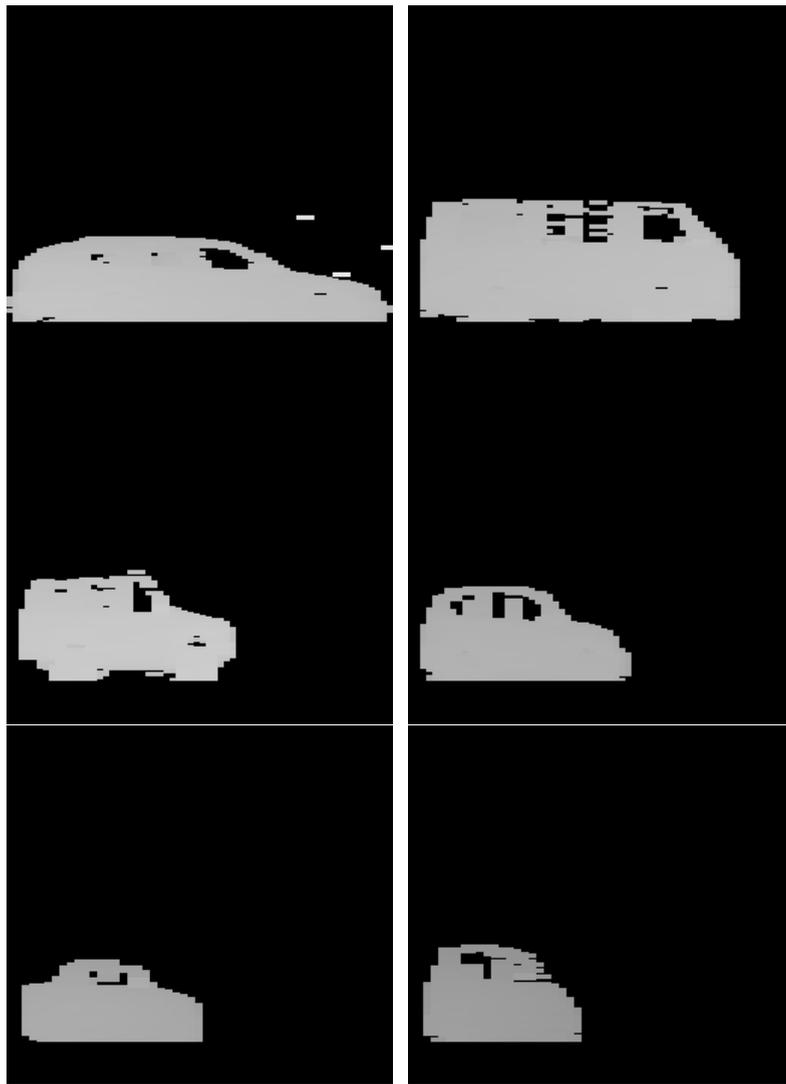


図 36 「クラス B」と分類した画像の例

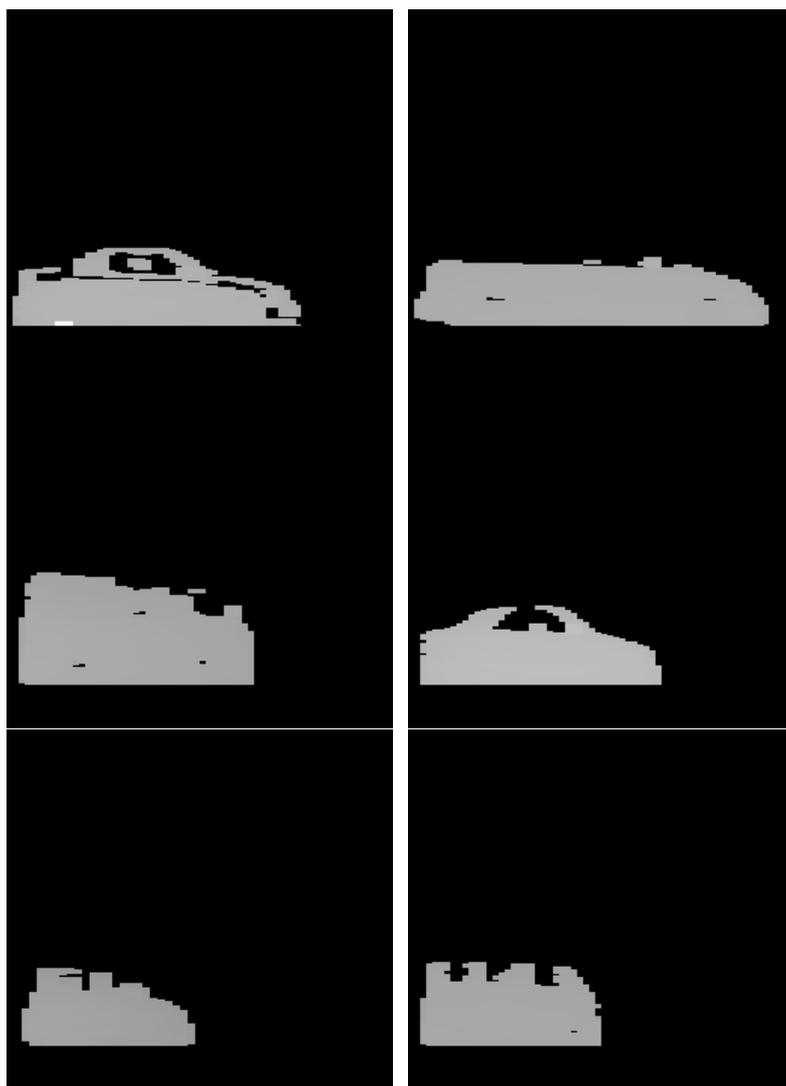


図 37 「クラス C」と分類した画像の例

3.2 結果

3.2.1.車両抽出

実験から得られた時速 10km 走行，20km 走行，ランダム走行の合計 3 つのデータには 185 台の車両が含まれていた．このうち，車両領域切り出しの過程で正しく抽出出来たものは 166 台，認識されなかったもの（表 1 で「漏れ」としているもの）は 19 台，1 台を複数台と見てしまったもの（表 1 で「間違い」としているもの）は 5 台であった．認識に失敗したものは車両の手前に人が立っていたものや車両領域の横方向長さが短いもので，前者は一番手前の人を抽出した結果長さが短過ぎるので排除されてしまい，後者はそのまま長さが足りず排除されてしまったことが原因である．後者の事例は特に速度が速く，相対的に横方向長さが短くなるランダム走行のデータに多く見られた．

逆に 1 台を複数台と見なしてしまった事例は全て大型トラックであり，閾値ラインが小型車両については車体となる高さが大型トラックでは荷台の下となってしまうため，車両の区切りを正しく認識できなかったことが原因と考えられる．

なお，従来の手法による実験では，抽出率は 86.7% であり，今回の提案手法による抽出制度の改善が確認された．

表 1 取得データからの車両抽出実験

	画像全数 (A)	間違い (B)	漏れ (C)	実台数 (D)	抽出率 ((A-B)/D)	画像のうち正しい車両 (車両 1 台を画像 1 個のみで出力) である率 ((A-B)/A)
10km	46	2	2	46	95.6%	95.6%
20km	49	2	3	50	94.0%	95.9%
normal	72	0	13	85	84.7%	100.0%
合計	167	4	18	181	90.1%	97.6%

画像全数(A)-検出間違い(B)+検出漏れ(C)=実台数(D)

3.2.2.車種認識

この中から人間の目で車種が認識出来るものを選択し，車種認識作業を行

った。この過程で、レーザ光の反射が取得出来ずに車両の上半分や前半分、後半分といった車種形状判別に重要な領域のデータが欠落した車両が多数あり、これらを車種認識工程から外すことになった。車体の色が暗い車両はレーザ光も吸収してしまい、反射光が殆ど返って来ないことが原因である。これはレーザレンジセンサの性能限界であり、データ取得精度の向上を図るには機器の技術革新を待つしかない。しかし、車両が存在すること自体は認識出来ているので、測定で通常のカメラを使った濃淡画像を同時に取得し、距離画像と照合して正確に車両領域を抽出するという方策が考えられる。

ここで、モデル別得票の代わりに車種別総合得票、テンプレートマッチングの結果のみをそれぞれ用いた場合の認識結果を表2に示す。このように、いずれか1つの評価基準だけでは認識精度が向上しないことが分かる。

表 2 モデル別得票を元にした車種判別と各種評価基準での車種判別結果の比較

評価基準	間違い 正解と なった数	正解 間違い となった数	正答数	正答率
モデル個別得票	-	-	60	53.6%
車種別合計得票	9	9	60	53.6%
テンプレートマッチング	12	9	63	56.3%

また、クラス別の車種認識成功率や、どの車種の画像がいくつどの車種とみなされたかといった結果を表3～6にまとめた。これにより、クラスAでは8割程度の認識率であるが、クラスCは5割を割っており、全体としては6割程度の認識率であることが分かる。

また、車種別では、ハッチバックやワゴンがセダンと誤認される例や、ワンボックスがワゴンと誤認される例が目立った。前者は入力データの粗さからハッチバック・ワゴンとセダンの識別に重要な後部の形状が曖昧になってしまったこと、後者は入力画像で運転席部分の窓が透明と見なされて「抜け」ていたため、窓下端がワゴンのボンネット上部のエッジと誤認されて投票されてしまったことが、それぞれ原因である。

表 3 元データの原形保持程度別の車種認識精度

	個 数	正解数	正答率
クラス A	34	27	79.4%
クラス A+B	74	51	68.9%
クラス A+B+C(全画 像)	112	69	61.6%
クラス B	40	24	60.0%
クラス C	38	18	47.4%

表 4 車種別認識結果一覧(全入力画像)

		認識結果			
		Sedan	Onebox	Hatchback	Wagon
種 実 際 の 車	Sedan	23	1	3	4
	Onebox		9	1	8
	Hatchback	10		9	1
	Wagon	10	3	2	28

表 5 車種別認識結果一覧(クラス Aのみ)

		認識結果			
		Sedan	Onebox	Hatchback	Wagon
種 実 際 の 車	Sedan	10			
	Onebox		5		1
	Hatchback	5		4	
	Wagon	1			8

表 6 車種別認識結果一覧(クラス A+クラス B)

		認識結果			
		Sedan	Onebox	Hatchback	Wagon
種 実 際 の 車	Sedan	16		2	1
	Onebox		9		3
	Hatchback	8		6	1
	Wagon	4	3	1	20

認識に成功した画像例を図 38～43 に、失敗した画像例を図 44～46 に示す。

それぞれ、最上段の画像が入力画像、最上段右側の欄内が、上から順に、各車種の合計得票、得票上位3モデルのモデル別のテンプレートマッチング合致度合い及び得票数、判定された車種、であり、下の3段は得票上位3つのモデルの、それぞれ左がマッチング状況、右が得票位置を示す。

認識に失敗した画像は窓部分が穴となっており、車体と窓の境界がエッジとして抽出され、この部分に偶々別の車種の特徴点が合致して投票されてしまったものである。従って窓を埋めればこのような誤認識は防げるものと思われる。Morphology 処理を行う際に参照する周辺領域の大きさを大きくすればこれを生めることは期待出来るが、反面車体形状が大きく損なわれてしまう。車体形状を損なわずに窓だけを綺麗に埋める方法、もしくは窓によるエッジに投票しないようにする方法の考案が今後の課題となる。

また、システムとしては測定系の速度変化によってデータの車両長さが変化することに対応し、教示画像の長さを10段階に変化させたが、10段階という刻みでは約20ピクセル刻みとなるため、実際の長さがこの刻みに合わない場合もあり、その結果正しいモデルでも上手く投票されず、認識失敗となっているものがある。

これに対処するためには、投票空間の誤差を認める範囲を広くする、教示画像の長さ変化の刻みを細かくする、という案が考えられる。

しかし、は間違った場所に投票してしまうことを許容することにも繋がるので、どの程度までを容認するかを議論する必要がある。は、刻みの細分化に比例して処理速度が長くなってしまいうため、あまり刻みを細かくすると処理時間が実用的ではなくなってしまうという問題がある。高性能なコンピュータでの処理を前提とするか、アルゴリズムの圧縮を検討する必要がある。本研究ではこのような改善手法の問題点を解消することが困難であると判断し、車両領域チェックや評価基準の多角化で刻みが粗いことに対する補完を行うという考え方を採って来たが、無視できない程度の認識失敗結果が発生したことから、これらの手法の導入を検討することが今後の課題となる。

また、そもそも車体上部のデータが欠損している車両が多くあることも認識精度を下げた原因となっている。上部が完全に損なわれており目視でも車種の判別が不可能なものは初めから車種認識の対象としなかったために認識成功率の上下に影響していないが、例えば屋根は完全に欠落しているがピラーが見えるためにその位置と長さから車種が目視で分かるものは認識の対象としている。

このような欠損データの多くは二重駐車が原因となっている。すなわち、本来は第三車線（一番左側のレーン）を第二車線（中央レーン）を走行しながら

測定するのであるが、一部二重駐車が存在するために、これを避けるために第一車線（一番右側のレーン）への車線変更を余儀なくされる。この際、二重駐車車両の直前直後に存在する第三車線駐車車両と測定車両との距離が大きくなってしまい、十分なデータが取得できない。

クラス C と分類したデータは前述の二重駐車による影響による欠損がほぼ全てであり、その他に車体色が暗色であるためにレーザの反射が十分に取得できなかったものが一部存在する。クラス B としたものは窓領域が大きく透明と見なされた（窓に当たったレーザが反射せず透過した）もので、本来ならば有用なデータとして活用すべきものであるが、本システムではモデルデータとの乖離が大きいため認識精度の低下という結果しかもたらさなかった。

その結果、表 3 に示すような認識率の差が見られた。

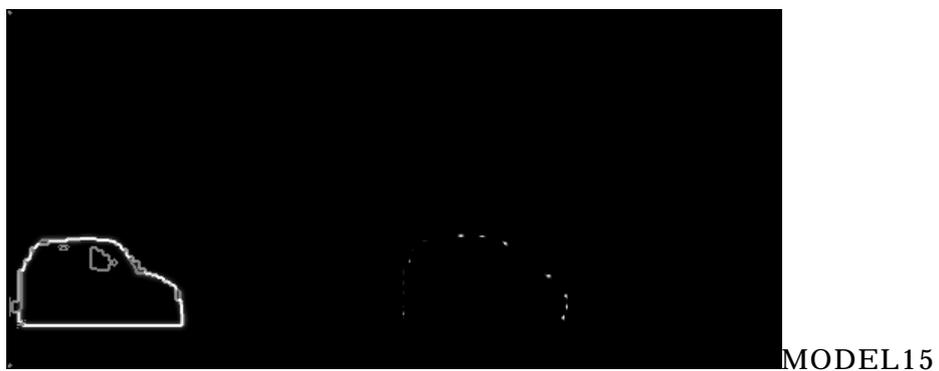
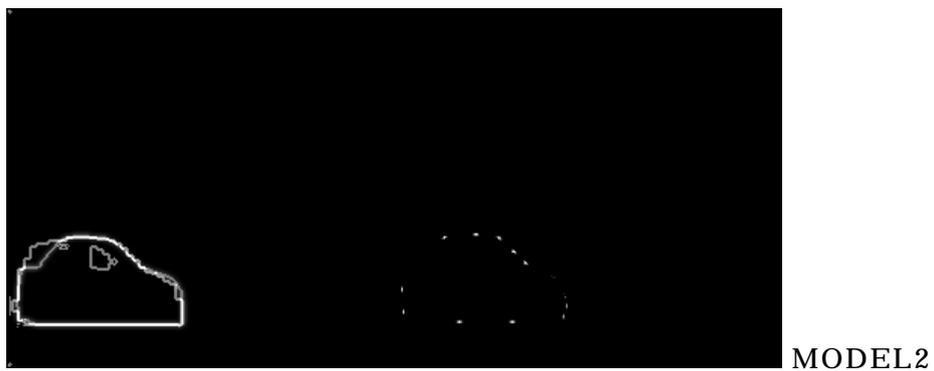
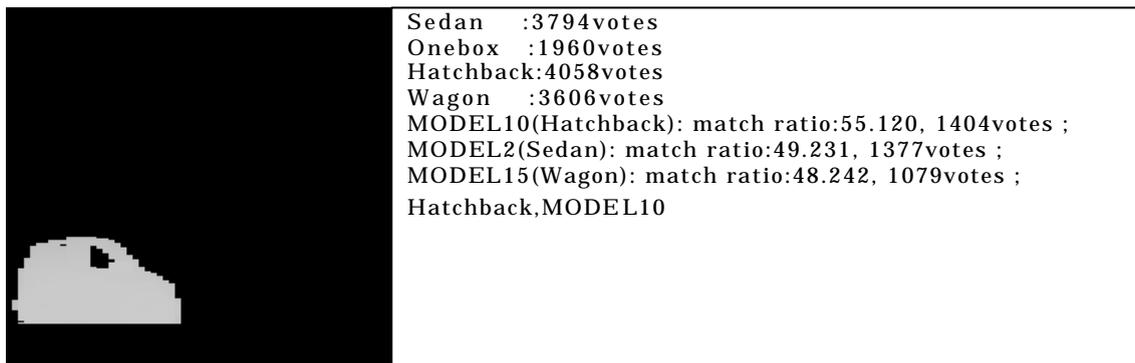
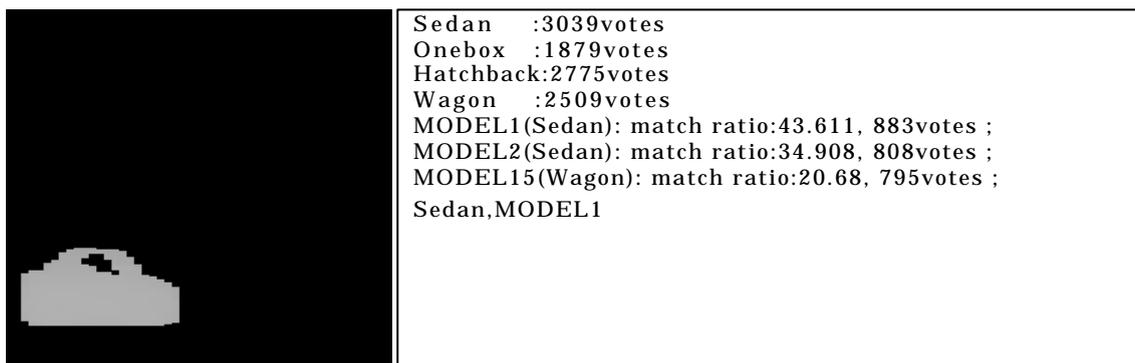


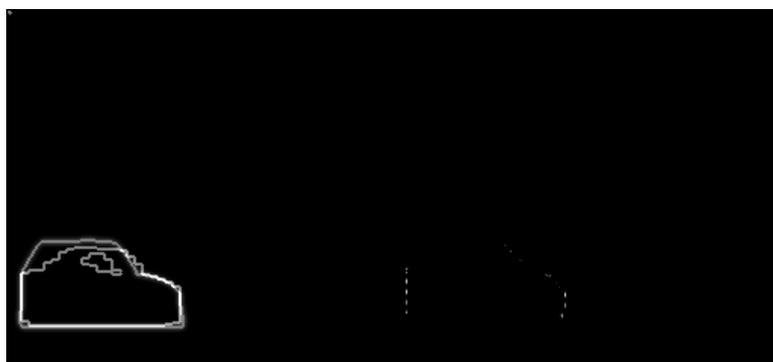
图 38 車種認識成功例



MODEL1



MODEL2



MODEL15

图 39 車種認識成功例

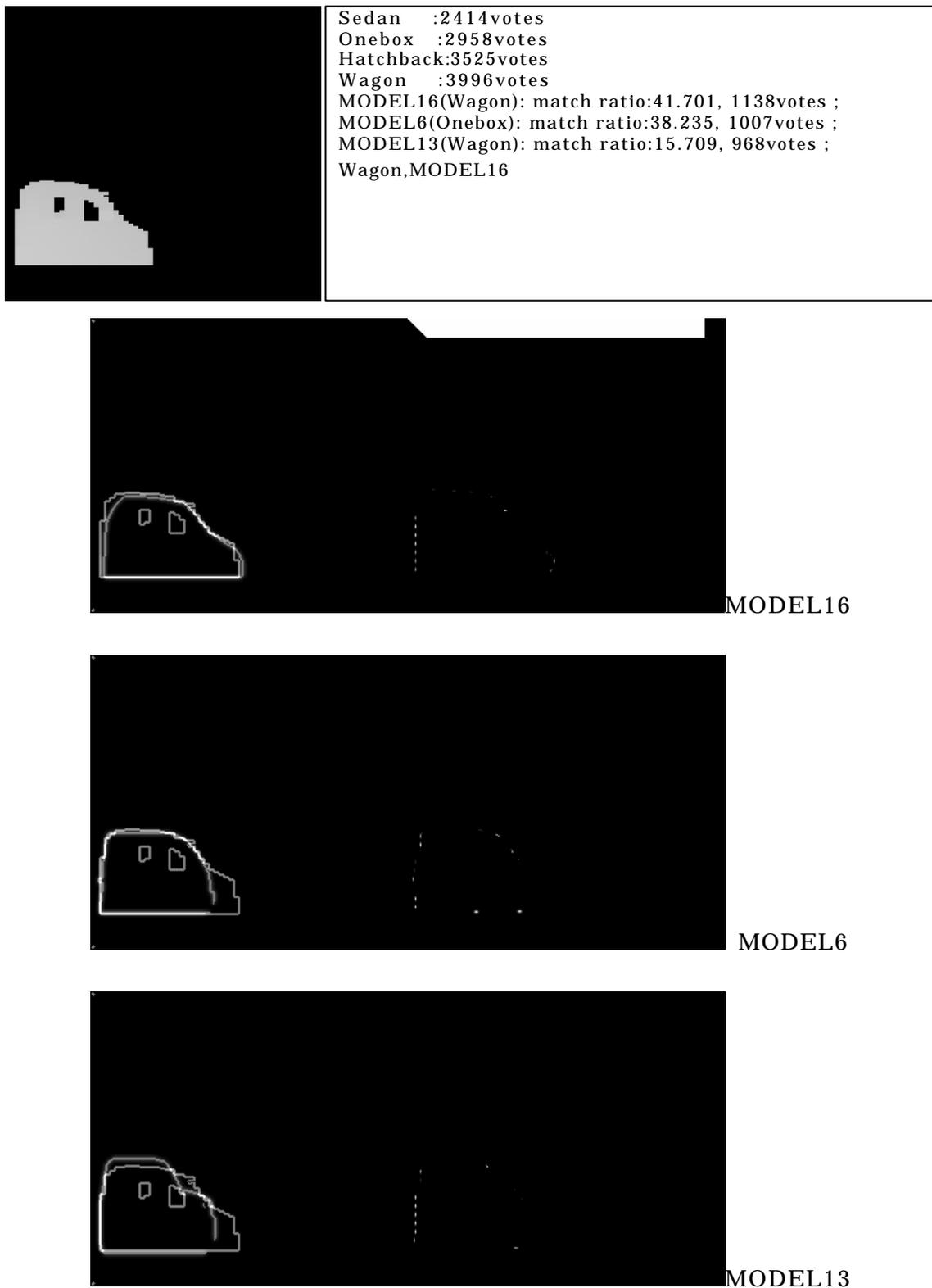


图 40 車種認識成功例

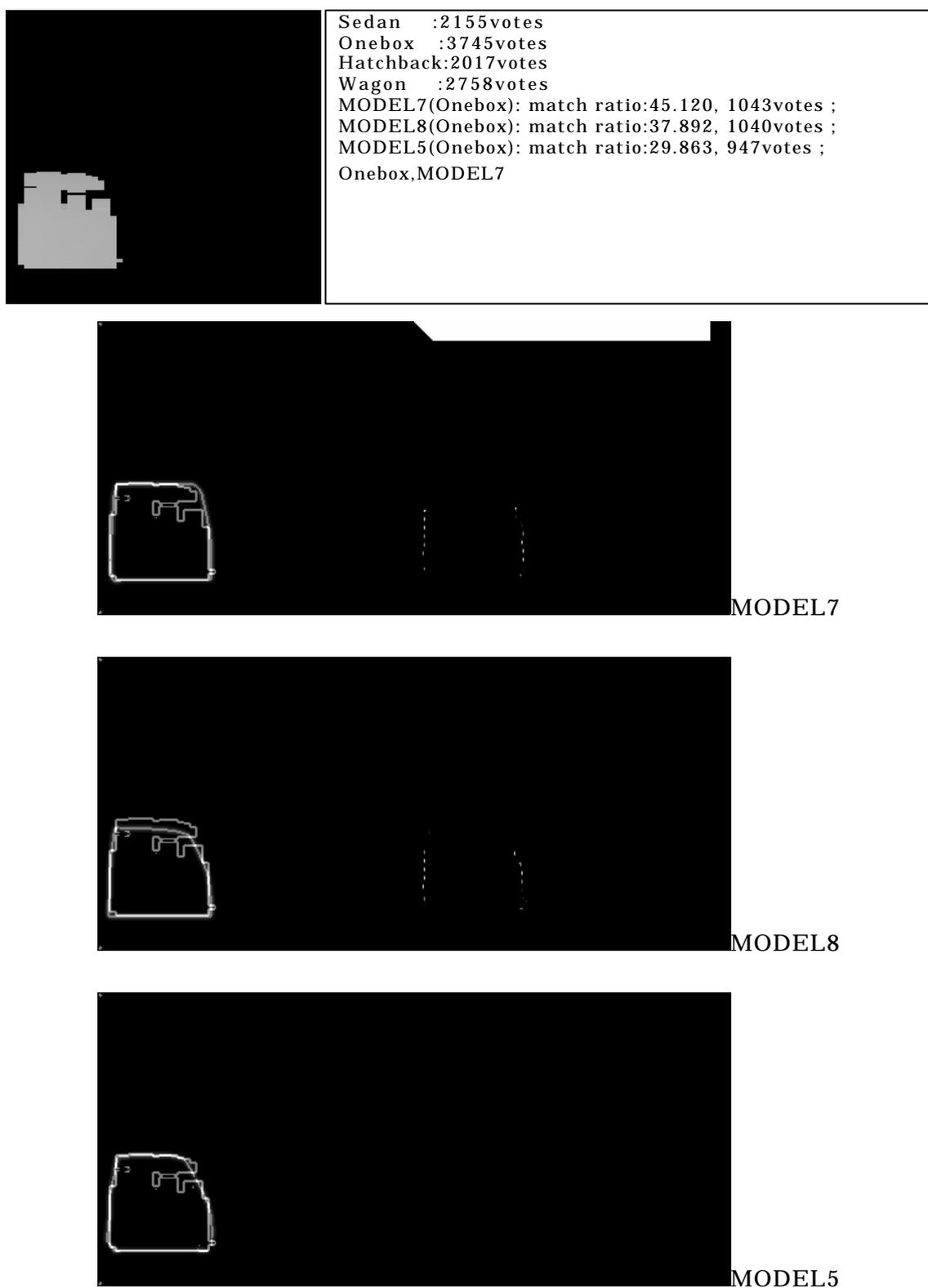


图 41 車種認識成功例

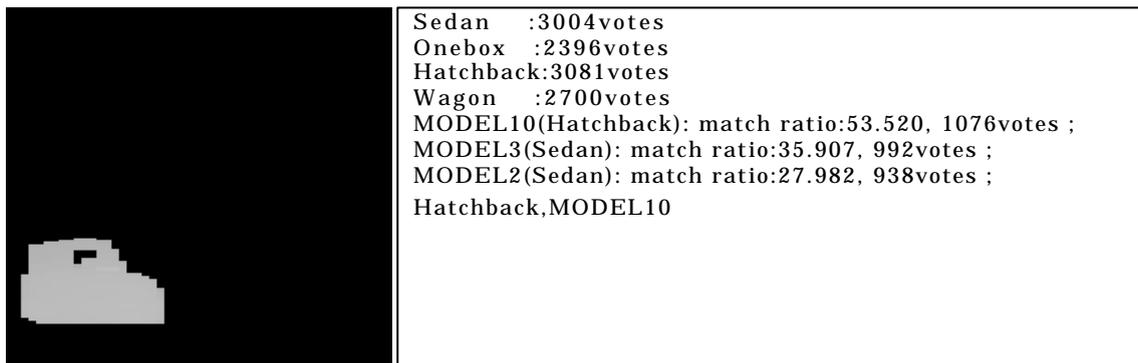
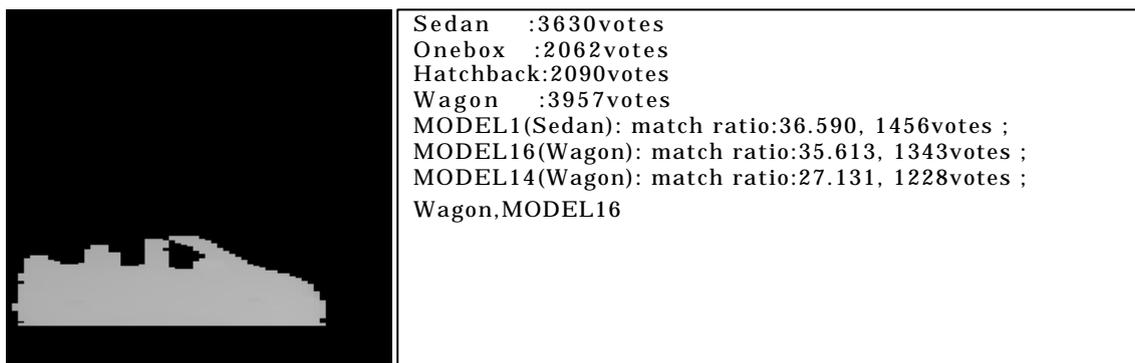


图 42 車種認識成功例



MODEL1

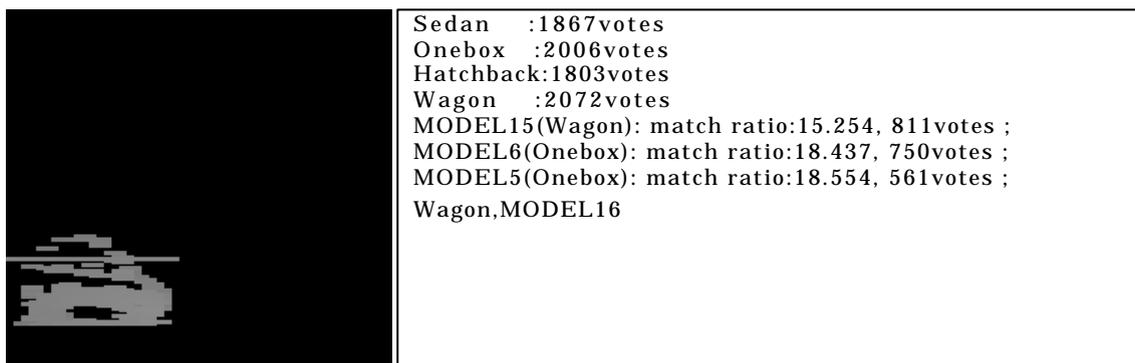


MODEL16

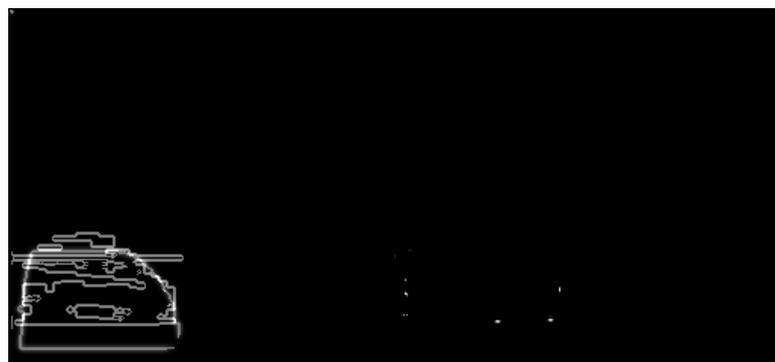


MODEL14

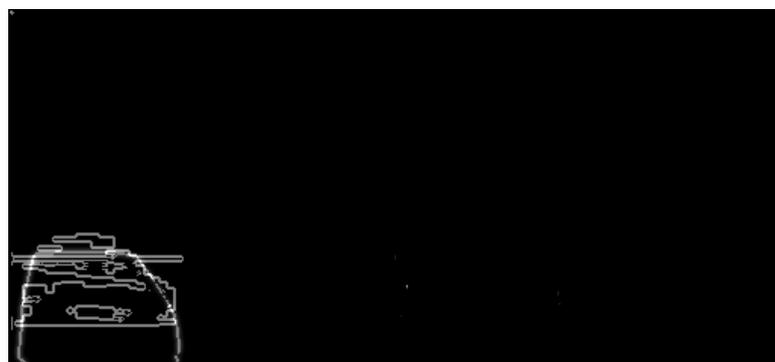
图 43 車種認識成功例



MODEL16



MODEL5



MODEL6

图 44 車種認識失敗例

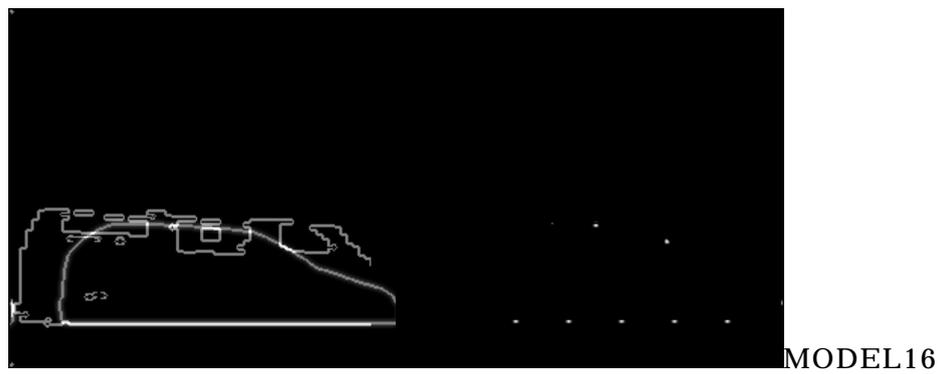
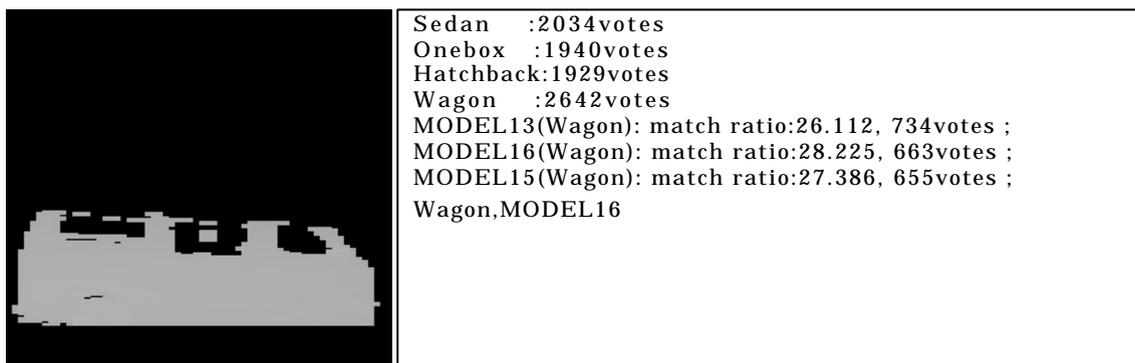


図 45 車種認識失敗例

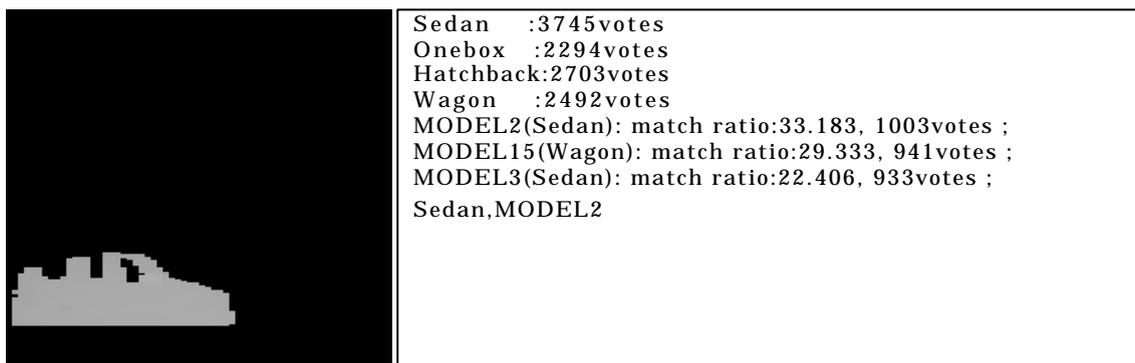


图 46 車種認識失敗例

第 4 章

まとめ

4.1 実験結果の考察

4.1.1.車両抽出実験

車両抽出は表に示すような結果となった。失敗したものには、車両が存在するのにそれを抽出できなかったものと、1台の車両を2台とカウントしてしまったものがある。

前者については、車両の手前に人が立っていたという状況による。すなわち、人と車両の「二重駐車」状態となるため、手前の物体である人のみを抽出してしまい、抽出結果を長さ方向に閾値を掛けた結果、短過ぎるためににんしきされなかったというものである。

これについては抽出作業前に人間のような横長さの短いものを排除するような処理を行うことが考えられるが、Morphology 処理によってこれを実現すると車両形状が損なわれてしまうため、後段の車種認識に適さないデータになってしまう恐れがある。このため、形状が損なわれない程度に雑音処理を行う目的でこれを行い、抽出後に改めて横方向長さから短いものを弾くという手法を採っている。他の方法としては二重駐車の手前と奥の車両に比べて距離の差が小さいことから、奥行きの変化量でマークすべき閾値を人間の存在程度の差では検出しないように変更することが考えられる。

後者は、トラックに見られる現象である。すなわち、乗用車の車体部分の高さに車両検知ラインを設定したが、この高さではトラックの床下となってしまう。床下には車輪や燃料タンクなどが互いに離れて存在するため、こうした物体が別々にそれぞれ1台ずつの車両と見なされてしまったために起こった失敗である。

これについては、用いた検知ラインより上方の、トラックの荷台付近の高さにもう1つ検知ラインを設定する方法が考えられる。下方の検知ラインで車端と認識され、上方のラインでも車端と認識されるか、車両非存在と認識されている点については実際に車端と見なす。一方上方のラインが車両領域と認識されている点については、下方ラインは床下機器の端を検知してしまっているが上方ラインは車体が連続していると判断しているとして、ここは車端ではないとみなす、というシステムにする。

今回の実験ではここまで踏み込めなかったが、この2つの方法を採用することで限りなく100%に近い車両検出が行えるものと思われる。

4.1.2.車種判別実験

十分なデータが得られない原因の多くは二重駐車にある。使用したレーザーレンジセンサの諸元によれば、センサと被測定車両の間に更に1車線分程度の距離が開いても計測範囲内であるはずであるが、実際にはこのような距離(約5m以上)では殆どデータが得られていない。

また、車体色が暗色であるためにレーザー光が吸収されてしまい、反射光を十分に得られなかったために欠損データとなるものもある。車両計数手法では、このような場合の対処法として、本来駐車車両がいなければその後の縁石などが写るはずであるから、そういったものも写らない「真っ黒」な部分を車両の存在領域として見なす補助手法が用いられており、計数精度の向上には大きく寄与している。しかしながらこのデータでは車両形状は十分に得られないため、今回の車種認識手法に援用することは困難である。

一方、モデル画像においては窓領域が不透明と見なされたデータとなるのに対し、入力データでは場合によって窓が透明となる(距離が無限遠と見なされて「抜け」る)ため、認識作業において窓部分を車両外形のエッジと誤認してしまう問題がある。これについてはデータによって窓が抜けていたり或いは遮蔽物と見なされて抜けていなかったりとまちまちであるため、窓領域を塗り潰す方策を考えるべきだと思われる。

窓領域が背景の奥行き無限遠領域と完全に分隔された領域となっている場合はその処理は容易であると思われるが、実験においてクラスCと分類したような、背景領域と繋がってしまっているものについては処理が難しい。

従って、距離があるとデータが得られない問題も含め、濃淡画像を同時に取得し、これとの併用を検討する必要があると思われる。

4.1.3.まとめ

本研究では、車両認識手法として有効性が認められている Binary Feature 法を汎用的な観測体系に適用することを目指し、側面からの距離画像に同手法を適用することを提案した。

従来手法は車両を上部から観測していたため、背景が単調で車両の抽出が容易である反面、観測系の整備に手間が掛かったり、観測環境が限られるという問題があった。

そこで側方からの観測によって同手法を適用することを試みている。この場合背景が複雑であるため、認識手法の誤認識率が高くなってしまう。このため、背景と車両を確実に切り分ける手法として、距離画像を取得する手法を採用し

た。更に、測定車が車線変更を行うなど、測定対象との距離が一定に保てない場合に対応するシステムを考案し、三次元データの空間的な位置から車両である領域を確実に切り出すことによって車両のみが含まれている画像を作り出すことに概ね成功し、ほぼ完全な抽出までの目処を付けた。

また、車種認識では、既存の手法に加え車両領域判別や評価基準の追加を行い、既存手法に比較して認識精度を向上させた。また、入力データの欠損状況と認識精度を調べ、欠損が測定系と測定対象との距離の増大による大きいものでない限りは7割以上の認識精度となり、更にこれを向上させる目処を付けた。

4.2 今後の課題

今回の研究では、車線変更といった測定環境の変化にも耐えうる車両検出と車種認識手法の確立を試みた。前者についてはほぼ完全な検出への足掛かりとなったとは言え、まだ完成を見ていない。考察の項で述べたアイデアを組み込むことで、早急に完成に漕ぎ着けたい。また、後者については、このような測定環境の変化が存在する場合に得られたデータからではその認識率がかなり低く、また得られたデータのみから認識精度を向上させる手法を提案することができなかった。こちらは手法の段階から今後の検討課題となる。

また、今回の研究では認識対象としていない車種（トラック等）の扱いも課題である。現行のシステムではあらかじめセダン、ワゴン、ハッチバック、ワンボックスのいずれかであることが分かっている車両の入力に対して処理を行うものになっているので、それ以外の車種が入力された場合の出力は未定義であるため、最終的にはそれらの車種が判別できるよう、教示画像の種類を増やすということが考えられるが、小型車以外の車種は形状が千差万別であり、対応する教示画像を完備することは困難であり、また完備できたとしてもその数が膨大となり、システム処理時間が実用的とはいえないものになってしまうことが容易に想像できる。

そこで、用意された車種以外の入力に対しては、これを「いずれのモデルにも合致しない」として出力することが考えられる。この手法としては、最大得票数がある閾値未満だった場合にそのような結果を出力することが最も単純である。しかしながら例えばトラックであっても有蓋車のようにワンボックスと酷似した外形を持っていたりするなどの要因で、得票が多くなってしまふもの

も存在する．このようなものについても，車両領域検査やテンプレートマッチングといった手法を総合的に活用して，排除すべきは排除し，同時に排除すべきでないものを間違って排除してしまわないシステムを構築することが今後の課題と考えている．

謝辞

本研究を進めるにあたり，素晴らしい研究環境を整えていただき，種々の業務や研究でご多忙な中，打ち合わせなどで丁寧にご指導をしてくださった池内克史教授に心より感謝いたします。

本研究の指導や，研究内容の相談に乗っていただくだけでなく，会議出席や発表などの準備の際にも懇切丁寧にご指導，ご協力を賜りました影沢政隆助手に深く感謝いたします。

進行に行き詰ったときなどに方向性の指示をいただくなど，様々な場面で適切な助言をいただき，相談にも乗っていただいた小野晋太郎さんに深謝いたします。

多忙のさなか，はるばる別部屋である私の居室までたびたび足を運んでいただき，ご指導ご助言をいただきました Shirmila Mohottala さんに深謝いたします。

研究生活当初から実験のお手伝いをさせていただくなど，環境に慣れる機会を与えてくださり，様々な研究内容を紹介していただくなど，研究体制の骨格を作っていただいた平原清隆さんに深謝いたします。

同じグループの同期ということで情報交換をしたり励まし合うなどして研究生活を支えていただいた Khairil Azmi さんに感謝いたします。

学会出席や海外出張の事務手続きなどで大変お世話になった池内研究室の秘書の皆様に感謝いたします。

研究の進め方や生活のあり方についていろいろアドバイスを下さったり，富士山登山を企画するなど，研究以外の活動で大きな楽しみを与えて下さるなどした，池内研究室のメンバーの皆様に心より感謝いたします。

一人だけプロジェクトに関わらない研究をしているにもかかわらず，また，社会人がほとんどを占める中での学生という存在にもかかわらず，同じ部屋の仲間として扱っていただき，毎日のように激励していただくなどして研究生活を支えてくださいました，国際・産学共同研究センター サステイナブル ITS 研究室の皆様に深く感謝いたします。

最後に，帰宅がいくら遅くなるろうとも食事を用意して待ってくれるなど，学生生活を長期にわたり支えてくれた家族に感謝を送ります。

発表文献

[1]太田，小野，Mohottala，平原，影沢，池内，「距離画像を用いた路上駐車車両の車種認識」，ITS シンポジウム，2005.1.22

参考文献

- [2]若林悠機,青木正喜,"ステレオスリットカメラを用いた交通流計測",ITSシンポジウム,2005.1,名古屋
- [3] Shirmila Mohottala, Masataka Kagesawa, Katsushi Ikeuchi, "VEHICLE CLASS RECOGNITION USING 3D CG," Proc. of 2003 ITS World Congress, 2003.11
- [4]小野晋太郎,平原清隆,影沢政隆,池内克史,"車載レンジセンサによる路上駐車車両計数システム",ITSシンポジウム,2003.12,東京
- [5]佐久間聡,高橋裕子,塩昭夫,大塚作一,"パノラマ画像を用いた路肩駐車車両計数システム",電子情報通信学会論文誌 Vol.J85,pp.1361-1364,2002
- [6]K.Hirahara, M.Matsuda, S.Kamijo, and K.Ikeuchi,"Detection of Street-Parking Vehicles Using Line Scan Camera," The 9th World Congress on Intelligent Transport Systems (ITSWC2002), Chicago, 2002
- [7]片原俊司,青木正喜,"近接配置ラインセンサカメラを用いた交通流計測",ITSシンポジウム 2003.12
- [8]影沢政隆,大場光太郎,池内克史,固有窓法を利用した車両認識手法について,日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 I98,2CII2-9 1998.6
- [9]K. Ohba, K.Ikeuchi, "detectability, Uniqueness, and Reliability of Eigen- Windows for Stable Verifications of Partially Occluded Objects, " IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19,9, 1997
- [10]J.Krumm, " Object Recognition with Vector Quantized Binary Features, " Proc. Of Computer Vision and Pattern Recognition, 1997
- [11] Tatsuya YOSHIDA, Shirmila MOHOTTALA, Masataka KAGESAWA, Katsushi IKEUCHI, "Vehicle Classification System with Local-Feature Based Algorithm Using CG Model Images," IEICE Trans. on Information and Systems, vol.E85--D, NO.11, pp.1745-1752, 2002.11
- [12]Hiroshi Murase, Shree K. Nayar, "Visual Learning and Recognition of 3-D Objects from Appearance", International Journal of Computer Vision, 14, 5-24, 1995