

一般道自動運転のための 道路白線検出に関する研究

平成 30 年 3 月

古性 裕之

博士学位論文

一般道自動運転のための
道路白線検出に関する研究

東京農工大学 工学府
機械システム専攻

古性 裕之

平成 30 年 3 月

一般道自動運転のための 道路白線検出に関する研究

論文概要

本論文では、一般道自動運転を実現するために必要と考えられる道路白線検出手法、特に、その要素である、エッジ検出手法、輪郭線検出手法、輪郭線検出の高速化手法を提案する。

エッジ検出手法では、路面のテクスチャや汚れなどのノイズを検出することなく、輝度の低い白線輪郭線のエッジを検出する手法を提案する。これは白線輪郭線の特徴、すなわち、区分的に滑らかな曲線で構成されることを立脚点として構成されたもので、従来手法のような、注目する画素を含む近傍の輝度の加重平均による輝度勾配を算出せずに、想定される輪郭線を境に輝度差の存在する画素のペアに着目して構成されたものである。

輪郭線検出手法では、一般道に見られる多様な形状の白線輪郭線を検出できる手法を提案する。これは白線輪郭線の特徴である区分的に滑らかな曲線に着目して構成されたもので、位置及び輝度勾配方向の近接性をエッジのクラスタリングの条件とする手法である。従来、このコンセプトは存在していたが、輝度の低い白線輪郭線の検出率向上とノイズの誤検出低減にトレードオフが存在した。この原因が、輝度の加重平均に基づく従来のエッジ検出にあることを明らかにし、提案するエッジ検出を応用することにより、上記問題が解決できることを示す。

輪郭線検出の高速化手法では、位置及び輝度勾配の近接性に基づくエッジクラスタリングを、演算負荷の少ないアルゴリズムで実現する。演算時間が短い Hough 変換に着目し、その課題を Helmholtz の原理から見直すことを通じて、階層構造と単純な行列計算から構成されるアルゴリズムを導出した。このアルゴリズムは位置及び輝度勾配方向の近接性をエッジのクラスタリングの条件に持ち、モデルも用いていないため、任意の形状の滑らかな輪郭線を高速に検出できる。

上記3つの手法について、意図する機能が満たされていることを机上検討の評価を通じて示した。また、車載カメラ画像に適用し、これら提案手法が一般道の白線検出に有効であることを示した。

Research on road white line detection for general road autonomous drive

ABSTRACT

This paper proposes methods to detect white lane marker of ordinary road, especially, the method of edge detection, contour detection and the method to shorten processing time of contour detection.

Edge detection is studied to improve the performance of low-bright lane marker detection without losing the performance of noise removal. The basic idea is that the edges on the contour of white lane marker are smoothly aligned. Proposed edge detection uses counting of brightness different pixel pairs appeared on the contour around interested pixel for edge judgement. The algorithm is shown to be effective for above mentioned objective.

Contour detection is studied to detect all forms of lane marker contour of ordinary road. Unlike the highway, there are various forms of road. So the model based approach such as Hough transform or parameter estimation can't be applied. The principle assumption is that the contour shapes are smooth. Obtained algorithm is the combination of edge clustering of position proximity as well as the clustering of brightness gradient direction proximity. It is shown that this algorithm can be realized by using proposed edge detection and can detect all forms of smooth contour without detecting noise.

The above mentioned algorithm of contour detection requires much calculation time. So the method to shorten processing time is also studied. The algorithm is constructed on the hierarchical structure of low computational convolutions and showed the improvement of processing speed. This algorithm is inspired by the analysis of weak point of Hough transform from the view of Helmholtz principle.

The intended functionality of proposed methods are verified by evaluating the performance on test images and the validity for white lane marker detection of ordinary road is shown by the application to the images taken by car camera.

目次

1. 序論.....	6
1.1 研究の背景.....	6
1.2 白線検出に関する従来研究.....	10
1.2.1 エッジ検出の従来研究.....	11
1.2.2 輪郭線検出の従来研究.....	12
1.2.3 白線輪郭線抽出の従来研究.....	16
1.3 本研究の目的.....	17
1.3.1 エッジ検出の性能向上.....	17
1.3.2 輪郭線検出の性能向上.....	19
1.3.3 輪郭線検出の高速化対象とする道路白線のクラス.....	19
1.3.4 対象とする道路白線のクラス輪郭線検出の高速化.....	19
1.4 本研究の構成.....	20
2. 従来手法.....	22
2.1 画像処理で用いられる用語の定義.....	22
2.2 白線検出の概要.....	23
2.3 従来のエッジ検出手法.....	23
2.3.1 構成.....	23
2.3.2 課題.....	27
2.4 従来の輪郭線検出法 ～ Hough 変換.....	28
2.4.1 構成.....	28
2.4.2 課題.....	29
2.5 従来の輪郭線検出法 ～ 境界線追跡.....	30
2.5.1 構成.....	30
2.5.2 課題.....	31
2.6 従来の輪郭線検出法 ～ パラメータ最適化手法.....	34
2.6.1 構成.....	34
2.6.2 課題.....	36
3. 提案手法.....	37
3.1 エッジ検出手法.....	37
3.1.1 基本の考え方.....	37
3.1.2 構成.....	39
3.1.3 パラメータ設定.....	40
3.1.4 評価.....	44
3.1.5 まとめ.....	49
3.2 輪郭線の検出手法.....	50

3.2.1 基本の考え方.....	50
3.2.2 アルゴリズム.....	52
3.2.3 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング.....	53
3.2.4 評価.....	54
3.2.5 まとめ.....	59
3.3 輪郭線検出の高速化.....	60
3.3.1 基本の考え方.....	60
3.3.2 アルゴリズム.....	66
3.3.3 エッジ抽出処理の実現.....	67
3.3.4 評価.....	69
3.3.5 従来手法との比較.....	72
3.3.6 まとめ.....	73
4. 白線検出への適用.....	74
4.1 エッジ検出の適用結果.....	74
4.2 輪郭線検出の適用結果.....	86
4.2.1 評価.....	86
4.2.2 逆光画像への適用.....	99
4.3 輪郭線検出の高速化手法の適用結果.....	102
4.3.1 評価.....	102
4.3.2 演算時間.....	108
5. 結論.....	109
参考文献.....	112
謝辞.....	119

1. 序論

1.1 研究の背景

近年、自動車の自動運転実現への動きが活発となってきた。この背景には、自動運転の主目的であるドライバの運転負担低減だけではなく、交通事故の更なる低減、省エネルギー、高齢化社会での移動手段の確保など、自動運転に対する期待が高まってきたことが考えられる。実用化に向けて、ニーズの具体化や法整備などを社会全体が検討し始めたところに近年の特徴がある。

自動運転の歴史は1980年代の欧州のプロジェクト The EUREKA Prometheus project に遡ることができる [1] [2]。自動運転車両の基本構成は現在のそれと大きな差はなく、車両周囲の状況を検出するセンサ、センサ信号に基づき車両制御を行うプロセッサ、プロセッサの指令により駆動されるアクチュエータから構成される。センサ信号に基づく車両制御は車線追従、車速制御、道路交通のルール順守、周囲車両物体とのネゴシエーションなど多岐に渡る。このシステムの大きな特徴の一つは、画像処理を用いて道路白線^{*1}を認識し、車両の車線に対する横変位、ヨー角や道路曲率を推定する処理を導入したことである [3]。それらの情報に基づいて操舵が制御される。同様のシステムは米国の自動運転プロジェクト PATH、日本の自動運転プロジェクト AHS でも利用された [4] [5] [6] [7] [8]。

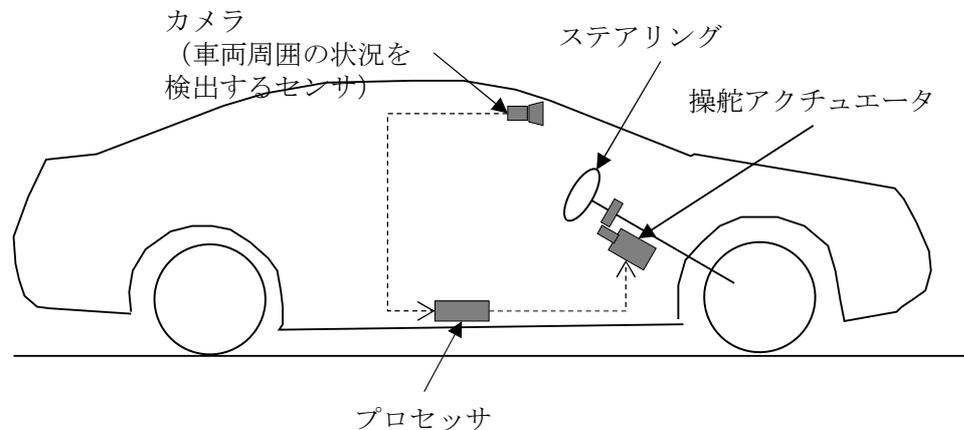


図 1.1 自動運転車両の操舵システム

当時のプロセッサは演算能力が低く、多様な形状を有する一般道から白線を抽出することは、理論・ハード両面から困難であった。このため、形状が比較的単純な、規格化された道路を想定して画像処理システムが構成された。この技術をもとにレーンキープ・レーン逸脱警報などの高度運転支援システムが実用化されている [9] [10]。しかしながら、これら運転支援システムの認識対象は現在に至っても規格化された道路の白線に限定されており、一般道を対象としたシステムの量産には至っていない [11] [12] [13] [14] [15] [16] [17]。

一方、GNSS^{*2}の自己位置推定を用いて市街地を走行する自動運転車両が現れた [18]。

これは、あらかじめ準備しておいた高精度地図 [19]上での目標経路に自車両が追従走行するよう、自己位置推定と目標経路の偏差を用いて操舵制御するものである [20] [21]。GNSSとしてGPS（米国）、GLONASS（ロシア）が挙げられ、Galileo（ヨーロッパ共同体）、Compass（中国）の運用も予定されている。また、日本では準天頂衛星システムの計画が進行中である [22]。

利用できる衛星が増え、また、ディファレンシャル測位と呼ばれる手法が携帯電話の普及と共に容易に利用できるようになり、位置推定の精度は近年格段に向上した [23]。誤差は理想条件下では±数 cm 以下となり、地図が正確であれば一般道でも自動車線追従が実現されることが多くの車両実験で示されている [24] [25]。

実験の成功により、一般道を含めた自動運転の関心が高まった。規格化された道路を対象とする従来の高度運転支援システムとは難易度の遥かに異なるシステムの実現へ向けて、社会が動き出したのである [26]。それに合わせて、自動運転の自動化レベル（案）も示された。米国運輸省道路交通安全局 NHTSA の定義によるレベル 4 では、異常事態が発生した場合でも自動運転システムはドライバに頼らず対応できることとしている。自動化レベル（案）を図 1.2 に示す [27]。

自動化レベル（案） (Draft Levels of Automation for On-Road Vehicles)							
NHTSA レベル	SAE レベル	SAEにおける呼称	SAEにおける定義	ハンドル操作と加速/減速の実行主体	走行環境のモニタリング	運転操作のバックアップ主体	システム能力 (運転モード)
ドライバ が自ら運転環境をモニタリング							
0	0	手動	ドライバ が、常時、全ての運転操作を行う。	ドライバ (人間)	ドライバ (人間)	ドライバ (人間)	
1	1	補助	運転支援システムが走行環境に応じたハンドル操作、あるいは、加減速のいずれかを行うとともに、システムが補助をしていない部分の運転操作をドライバ が行う。	ドライバ (人間) + システム	ドライバ (人間)	ドライバ (人間)	いくつかの運転モード
2	2	部分的な自動化	運転支援システムが走行環境に応じたハンドル操作と加減速を行うとともに、システムが補助をしていない部分の運転操作をドライバ が行う。	システム	ドライバ (人間)	ドライバ (人間)	いくつかの運転モード
自動化された運転システムが運転環境をモニタリング							
3	3	条件付き自動化	システムからの運転操作切り替え要請にドライバーは適切に応じるという条件のもと、特定の運転モードにおいて自動化された運転システムが車両の運転操作を行う。	システム	システム	ドライバ (人間)	いくつかの運転モード
4	4	高度な自動化	システムからの運転操作切り替え要請にドライバーが適切に応じなかった場合でも、特定の運転モードにおいて自動化された運転システムが車両の運転操作を行う。	システム	システム	システム	いくつかの運転モード
	5	完全自動化	ドライバ でも対応可能ないかなる道路や走行環境条件のもとでも、自動化された運転システムが、常時、車両の運転操作を行う。	システム	システム	システム	全ての運転モード

図 1.2 自動化レベル案（国土交通省の資料より）

完全自動化までも視野に入れた自動走行の導入プランも検討されている。図 1.3 に経済産業省より示されたプランを示す。一般道自動運転の期待は高まっており、それを実現するための取り組みが多方面で進められている [28]。

一般道自動運転の課題の一つは、状況を理解し行動を判断する知能を実現することであることは言うまでもないが [29] [30]、それと同時に、高精度かつロバストな自己位置手法を実現することも大きな課題である。先に述べた GNSS と高精度地図の利用は 1 つの方策ではあるが、それだけに頼ることができない。GNSS の誤作動と、高精度地図情報の誤差が考えられるからである。

GNSS の精度阻害の理由として衛星原子時計誤差，衛星天体歴誤差，電離圏遅延，対流圏遅延，マルチパスが挙げられる．それらの中でマルチパスが測位誤差の原因としてしばしば引用される [31]．高層ビルの立ち並ぶ都市では電波のビルへの反射があり，誤推定が発生する．また，太陽フレアの異常による電離圏への影響も近年の話題となった [32]．

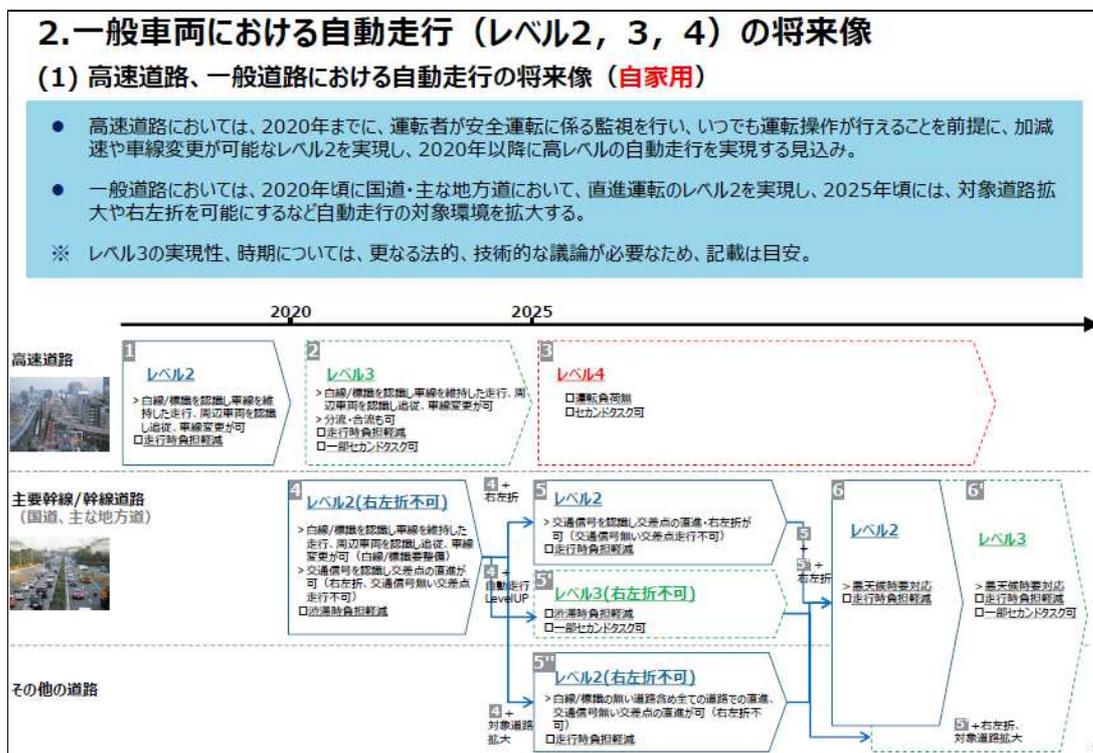


図 1.3 自動運転導入プラン

レベル 4・一般道の記載に注目。経済産業省資料より。

一方，高精度地図の誤差も考えられる．東日本震災では広範囲に渡り地表が移動したことが報告されている [33]．この移動を勘案しないまま，高精度地図を頼りに車線追従した場合，その移動分オフセットした経路を走行することになる．道路工事による車線構造変更などがあった場合，迅速な地図情報のメンテナンスが必要である．また，地図作成・補正時の作業ミスが自動運転（自動車線追従）の機能劣化，場合によっては停止に至ることも考えられる．

自動運転のレベルが 4（NHTSA 定義）の場合，ドライバがシステムを監視する義務が無いと定義されており，システム自身が自己の状態を把握する必要がある．そのためには認識システムの多重系が必要になる．自己位置推定を例に採ると，GNSS と高精度地図を用いた方式だけに頼るのではなく，複数の方式の結果に基づいて推定する，安全設計に立脚した推定が必要であろう．自己位置推定方式を表 1-1 に示す．

表 1-1 自己位置推定方式

方式	詳細	補足
GNSS	人工衛星からの電波を受信	トンネルでは利用できない.
INS ^{※3}	ジャイロ等を用いた慣性航法装置	相対座標. 積分誤差が欠点.
白線検出	画像処理	高速道では普及.
路面検出	アスファルト等の路面領域推定	白線検出との併用が必要.
ランドマーク検出	画像処理による相対移動推定	白線検出や GNSS との併用が必要.
地中ケーブル	路面に埋設されたケーブルの磁界を検出	インフラ整備が必要.
磁気ネイル	路面に埋設された磁石からの磁力を検出	インフラ整備が必要.
SLAM ^{※4}	一度走行したエリアの地図を自動生成.	ランドマークが少ない場所での推定誤差が懸念.

ゴルフカートに用いられる誘導ケーブル, 磁気ネイル [34]等, 道路インフラを整備する方式も考えられるが, 一般道の自動運転を実現するためにはこれらの方式はコストが課題となる [35]. その他, SLAM 技術も提案されている [36] [37]. 一度走行した場所の地図を自動生成し, 2 度目ではその地図を元に自己位置推定を行う. 地図は検出点群 (ポイントクラウド) で表現されている. ランドマークが少ない場所や単調路での推定精度に課題があり, 他の方式との連携が必要であろう. アスファルト等の均質性を利用して路面領域推定の研究も行われている [38]. 白線検出と併用して道路に対する自己位置推定を行うことが考えられる [39]. また, ランドマークの画像処理認識による相対移動を推定する方式も提案されている [40]. これも白線検出等の併用で自己位置推定が実現すると考えられる.

以上の議論から明らかなように, 一般道に適用可能な自己位置推定の重要性は高まってきた. 本研究はこのような背景に基づき, 一般道に適用可能な白線検出を実現する手法を実現することを目的になされたものである.

※1 以後, 道路白線を白線と略記する.

※2 Global Navigation Satellite System: 全球測位衛星システム

※3 Inertia Navigation System

※4 Simultaneous Localization And Mapping

1.2 白線検出に関する従来研究

画像から白線を検出する画像処理手法が提案されている^{※1}。一般に、エッジ^{※2}検出、輪郭線検出、白線輪郭線抽出の3つの処理から構成されていると考えられる [41] [42]。

エッジ検出処理は、車両周囲画像に基づき、エッジを1、それ以外を0とする2値画像を生成する。これをエッジ画像と呼ぶ。エッジ画像の元となった画像を原画像と呼び、エッジ画像と区別する。原画像と検出されたエッジの様子を図 1.4 左列に示す。この例では、原画像の左から右へ、もしくは下から上へ輝度が急激に下がった箇所のみをエッジとして黒で示した。

輪郭線検出処理は、連続して存在するエッジがなす輪郭線を検出する。図 1.4 右上では3本の輪郭線が検出された様子を示した。

白線輪郭線抽出処理は、輪郭線から白線の輪郭線を抽出する。図 1.4 右下では3本の輪郭線から2本の白線輪郭線が抽出された様子を示した。1.2.1 項以降では、これら3つの処理毎に従来研究を説明する。

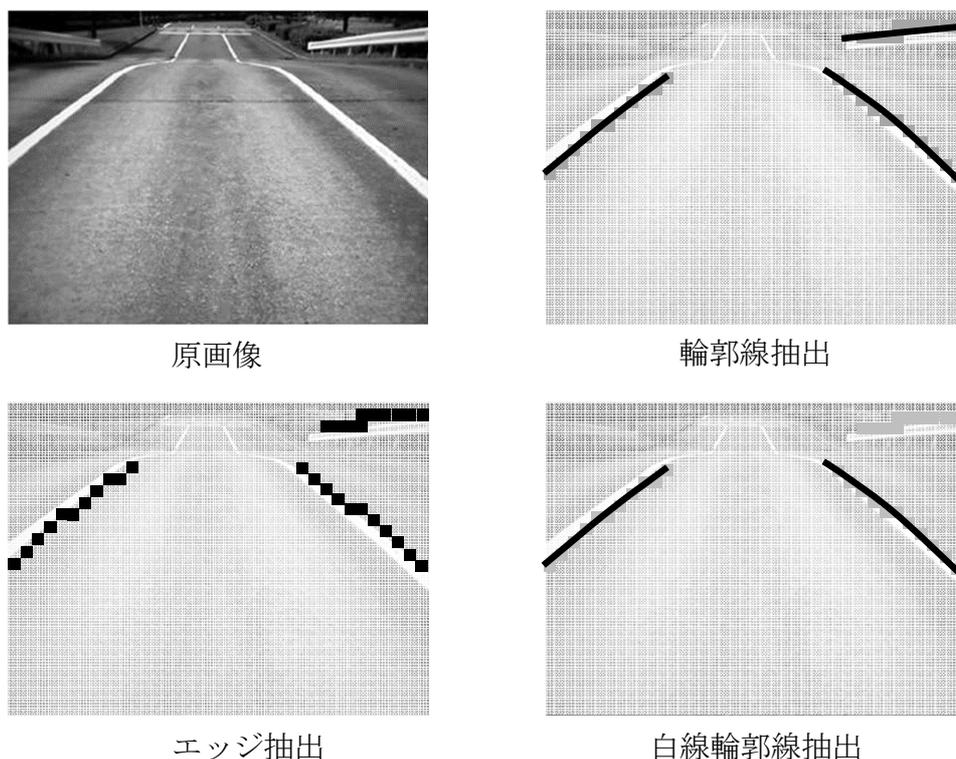


図 1.4 白線検出の概要

処理説明のためのイメージであり、実際の処理結果とは異なる。

※ 1 LIDAR (Light Detection And Ranging) を用いた手法も提案されている。これらの手法は、センサデータ取得処理以外は互いに類似しており、ここでは省略する [43] [44]。

※ 2 画像は画素で構成され、各画素は輝度情報を蓄えている。輝度が大きく変化する画像内の位置に存在する画素をエッジと呼ぶ。

1.2.1 エッジ検出の従来研究

輝度勾配を表す画像を微分画像と呼ぶ。微分画像に閾値処理を施して得られる画像がエッジ画像である。ノイズ低減のため、輝度勾配を所定領域の輝度の加重平均で近似する手法が提案されている。Sobel フィルタや Prewitt フィルタ、Canny フィルタ、Gabor フィルタ等のエッジフィルタが知られている [45] [46] [47] [48]。これらフィルタを用いて白線のエッジを検出する従来手法では、閾値の設定に関する課題が存在する。



図 1.5 エッジ誤検出の課題

上段が原画像，下段がエッジ検出結果。上段の路面領域を処理して検出されたエッジを白で下段に示した。白線輪郭線のエッジが検出されているものの、エッジ判定の閾値を低く設定した結果、路面テクスチャによるエッジも誤検出されている。

その他、フーリエ変換に基づく手法も提案されているものの、ノイズの誤検出が課題となっている [49] [50]. 白線検出処理が想定しなければならない環境は、夜間・雨天・霧・逆光等、多様であり、また、検出対象も路面との輝度差の大きい白線から、小さい白線まで存在する。これら多様な環境下で、輝度差の小さい白線輪郭線を検出するように閾値を低めに設定すると、路面のテクスチャや汚れ等のノイズを誤検出する確率が高まる。一方、閾値を高めに設定するとノイズの誤検出率が低下するものの、輝度差の小さい白線輪郭線の非検出率が増加する。閾値を可変にすることも考えられるが、輝度の異なる白線が同じ画像内に存在する場合があります、課題が解決されたとは言い難い。非検出低減とノイズ誤検出低減のトレードオフは現在でも画像処理、特に白線検出の大きな課題となっている。

1.2.2 輪郭線検出の従来研究

路面と白線の境界である輪郭線は、輝度が急激に変化するエッジの連なりで構成される。輪郭線を検出する手法として、境界線追跡手法、Hough 変換、パラメータ最適化手法、機械学習法が挙げられる。

■ 境界線追跡手法

近接性に基づくエッジのクラスタリング法が知られている [51] [52] [53]. エッジを探索し、発見されると、それをクラスタとする。そしてその周囲に近接するエッジが発見された場合、そのエッジをクラスタの要素に追加する。この処理を近接するエッジが無くなるまで繰り返す。任意の形状の輪郭線を検出できる長所があり、文字認識で成功を収めたことが知られている。その長所ゆえ、ノイズを誤検出しやすい短所を持つ。よって、文字認識のような、ノイズの少ない検出対象にその適用範囲は限定されてきた。この手法をノイズの存在する対象にも適用できるように、多少、自由度を犠牲としても、ノイズ誤検出を低減させる手法が提案された。

その一つが、輝度勾配方向^{*}の近接性を用いた手法である [54] [55] [56]. この手法は、輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリングを行った後、各クラスタに対して位置の近接性に基づくクラスタリングを行う。前者のクラスタリングは、想定する輝度勾配方向の異なる複数のエッジフィルタの出力に閾値処理を施して得られる。

※ 注目するエッジの輝度勾配が最大の値をなす方向を輝度勾配方向と呼ぶ。例えば、白線エッジの場合、白線の輪郭線に直行し、路面から白線へ向かう方向が輝度勾配方向である。

輝度勾配方向の近接性をクラスタリングの条件に追加したことで滑らかでない輪郭線を検出しにくくなることが示された。白線は一般に区分的に滑らかな曲線で構成され、この手法が有効であることが期待される。

しかしながら、この手法には実現方策に課題があった。輝度勾配方向に基づくクラスタリングは、エッジ判定の閾値に影響される。例えば、エッジ判定閾値を低く設定する

と、輝度勾配方向の近接性の条件で得られるクラスタを構成するエッジ群の輝度勾配方向は広い範囲となる。この結果、エッジのクラスタリング条件は近接性のみと変わらないことになり、滑らかではない輪郭線を誤検出することになる。

このように、境界線追跡に基づく改良手法も改善の余地があることが判る。車載カメラで撮像された画像にこの手法を適用した例を図 1.6 に示す。白線輪郭線を検出すると同時に、路面テクスチャのノイズも検出することが判る。



図 1.6 輪郭線検出

上段：原画像，下段：輪郭線検出結果。上段の路面領域を処理して得られた輪郭線を下段・白で示した。路面ノイズの輪郭線も多数検出されている。輪郭線のクラスタサイズに下限を設けることによりノイズを除去することも考えられるが，ここではその下限を小さく設定した。

■ Hough 変換

輪郭線の形状をモデル化し、モデルパラメータを推定することにより輪郭線を検出する手法である [57] [58] [59] [60] [61] [62]. ただし、検出する時に用いられる評価指標を、モデルの指定する輪郭線上のエッジ点数とすることが特徴である. 直線モデルを仮定した場合、未知パラメータ数は 2 となり、演算処理も少なく、ノイズを誤検出しにくい手法として成功を収めた. 直線モデルを仮定した Hough 変換による白線検出手法が提案されている [63]. この手法は、検出すべき白線数の仮定が無いという長所があるが、曲線の白線の検出精度は低いという課題がある.

Hough 変換では、仮定するモデルを曲線とすることも可能である. その場合、未知パラメータ数が増え、推定のロバスト性が低下する傾向にある. 一般道に見られるような多様な形状の白線輪郭線に対応することは困難であることが予想される.

Line segment detector と呼ばれる手法が線分検出で注目を集めている [64]. これは Hough 変換の評価指標を改良したものと解釈できる. これを白線検出に適用することも考えられるが、この手法も検出対象を直線と仮定するため、近似精度の課題が残る.

Hough 変換は画像全体の情報から輪郭線を抽出すると解釈できるが、この大局的处理としてサリエンシーを用いた手法も提案されている. オフライン処理ではその原理の有効性を示したが、演算負荷が大きく、実時間処理の実現は困難と考えられる [65].

■ パラメータ最適化手法

輪郭線の形状をモデル化し、モデルパラメータを推定してそれを検出することでは Hough 変換と同じであるが、そのパラメータ推定法として、Kalman フィルタ等を含めた状態推定を用いる手法 [66]をここではパラメータ最適化手法として区別する. この分類に属する手法は'90 年代初めより、規格化された道路を対象として多数提案された [67] [68] [69] [70] [71] [72] [73] [74].

初めに 3 次元曲線モデルを用いた手法が提案された [3]. モデルを記述するパラメータの数が多く、広範な形状を近似できるものの、ノイズに弱い課題がある. そこで、低次元なモデルである 2 次元の放物線を用いた手法 [75], [76]や、双曲線を用いた手法が提案された [77]. 未知パラメータ数が少なく、ノイズに影響されにくい推定を実現したものの、白線の形状によっては近似精度が低下する課題がある. これらとは定式化の異なる、ストリングモデルと呼ばれる曲線モデルを用いた手法が提案されている [78]. このモデルは複数の点、及びそれらを連結するばねで構成されている. ばねが曲線の滑らかさを調整し、ノイズに影響されにくい推定を実現した. しかしながら、近似精度を高めるためには点・ばねの数を増やさざるを得ず、ノイズに影響されやすくなる. また、動的輪郭モデルと呼ばれる、左右白線を含む車線モデルを用いた手法が提案されている [79]. 左右白線の実空間における平行性をモデルに含むため、ノイズに影響されにくい白線検出を実現した. しかしながら、この手法は左右の白線が存在しない道路環境には適用できない. その他、2 次元の円モデルを用いた手法が提案されている [80]. 他のモデルと同様、近似できる範囲が狭く、近似精度の課題が残る.

■ （深層学習）機械学習

Deep learning に代表される機械学習の適用が考えられる [81] [82] [83] [84] [85] [86]. 学習モデルと学習データが適切に選定されることにより，今後，車線認識を初めとする多くの画像処理はこの方式で実現される可能性がある．現時点では，学習で得られたモデルの汎化性の裏付けはテストデータによる評価結果に頼らざるを得ないのが一般的である．また，学習によって得られるニューラルネットワークのパラメータの設定法は得られず，性能を調整することができない課題が存在する．

1.2.3 白線輪郭線抽出の従来研究

前節で検出された輪郭線の集合から白線輪郭線を抽出するためには、大きく分けて3つのアプローチが考えられる。1つ目は、Hough変換もしくはパラメータ最適化手法でパラメータの値域を制限する方法 [58]、2つ目は高精度地図に記載される事前知識と検出された輪郭線の照合を行って白線輪郭線を抽出する手法、3つ目は画像全体を理解することにより個々の輪郭線の意味付けを行う手法である。

- Hough変換もしくはパラメータ最適化手法において、パラメータの値域を制限する手法

この方式は、規格化された道路を対象とした白線検出手法に広く用いられた。高速道を走行中にカメラが撮像する白線に検出対象を限定すると、モデルパラメータの値域は狭い範囲となる。パラメータ推定をその領域に限定することにより、ノイズの誤検出率を低減することができる。そのような長所はあるものの、トレードオフとして、一般道のような多様な形状を有する白線輪郭線には対応できないと考えられる。

- 高精度地図に記載される事前知識と検出された輪郭線の照合を行って真の白線輪郭線を抽出する手法

近年、市街地を走行する自動運転プロトタイプ車両に用いられるようになった手法である。その手法に類似する手法として、エッジ点群を地図情報と照合することも挙げられる [87]。

- 画像全体を理解することにより個々の輪郭線の意味付けを行う手法

人工知能の研究領域と考えられ、構想はあるものの、具体的な研究はこれからの領域と考えられる [88]。

3つ目の手法は今後の画像処理のスタンダードとなり、究極的には白線検出においても主流となっていくことが考えられるが、その実現には時間を要すると思われる。近未来の自動運転に用いられる手法としては2つ目の方式が主流となることが考えられる。

1.3 本研究の目的

本研究は、一般道に対応できる白線検出手法を実現することを目的とする。そのため、以下に示す3つの課題を解決することを具体的な目的とした。

- エッジ検出の性能向上
- 輪郭線検出の性能向上
- 輪郭線検出の高速化

これらは1.2 で説明した3つのステップのうち、第1、第2ステップの課題である。第3ステップである白線抽出に対しては、当面、地図照合による方式を利用することが考えられ、本研究では扱わないこととした。以下に3つの内容の詳細を説明する。

1.3.1 エッジ検出の性能向上

一般道の自動運転を実現するためには、規格化された高速道に見られる、塗装状態の良好な白線だけではなく、薄い、もしくは汚れが目立つ白線も検出する必要がある。また、レベル4以上の自動運転では、様々な日照条件下（夜、雨天、霧、逆光等）でもロバストに検出することが求められる。このロバストな検出を実現するためには、ノイズ誤検出を低減しつつ、路面との輝度差の非常に小さい白線輪郭線をなすエッジをロバストに検出することが求められる。1.2.1 で述べたように、従来手法はこの目的に対して改善の余地があるように思われる。本研究では新たな評価指標に基づくエッジ検出手法を提案する。

図1.7に白線と路面の輝度差のサンプル例（サンプル数=132）を示す。輝度を0~255で表現した場合の輝度差は最低で17、最高で216であり、広範囲に分布していることが判る。ただし、逆光を除いた通常の光環境下では輝度差は約20以上であると考えられるため、本研究の目標として、路面との輝度差が20以上の白線を検出するものとした。参考までに霧、コンクリート路面が撮像された画像を図1.8と図1.9に示す。霧の例においては、人間が知覚できると考えられる白線と路面との輝度差は約20以上である。また、コンクリート路面の例においても、白線と路面との輝度差は同程度である。

コンテキスト理解に基づき輝度の低い白線のエッジを検出することも考えられる。例えば、2本の平行な白線が存在し、一方の白線の輝度が低い場合を考える。エッジ判定の閾値を低く設定して、ノイズを含めてエッジ候補すべて抽出する。エッジ画像から2つの平行な輪郭線が検出され、それらの距離が道路幅に近い場合、これらは白線輪郭線であると考えられる。このプロセスをコンテキスト理解と呼ぶ。このような処理を用いることにより、輝度の低い白線のエッジを他のノイズと区別することができる。

しかしながら、このような方式ではエッジ検出におけるノイズが多くなるに従ってコンテキスト理解の性能が低下することが想定される。逆に、この性能を向上させるためにもエッジ検出におけるノイズ誤検出の低減は必要であると言える。

コンテキスト理解に頼らずに白線と判別できる場合も多いと考えられる。例えば、画像の一部を取り出し、その局所的な情報しか利用できないとしても、輝度の低い白線の

エッジとノイズは明確に区別できる場合がある。これは、人の視覚処理がコンテキスト理解だけではなく、白線エッジとノイズを区別する働きがあることを示している。本研究の目的を、この働きを画像処理で再現することと見做すことができる。

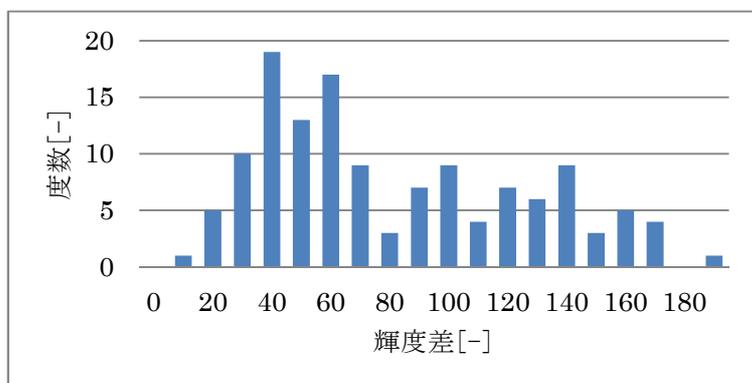


図 1.7 白線と路面の輝度差のサンプル例 (132 サンプル)



図 1.8 車両周囲画像 (霧)

車両近傍の知覚できる白線と路面の輝度差は約 20 以上である。



図 1.9 車両周囲画像 (コンクリート路面)

白線と路面の輝度差は約 20 以上である。

1.3.2 輪郭線検出の性能向上

自動運転において白線検出結果は、例えば、操舵制御の情報として利用される。また、判断・制御の高度化に伴い、連続白線や破線白線、左側白線や右側白線、分岐線など、意味を付加して利用することが考えられる。この意味付けを実現するためには、白線輪郭線をなすエッジのクラスタリングは必要である。

一般道の白線形状は、規格化された高速道に比較して多様である。自動運転を実現するためには、ノイズ誤検出を低減しつつ、多様な形状の白線輪郭線をロバストに検出することが求められる。1.2.2 で述べたように、従来手法はこの目的に対して改善の余地があるように思われる。1.3.1 で述べたエッジ検出手法をベースとしたエッジクラスタリング手法を提案する。

1.3.3 輪郭線検出の高速化対象とする道路白線のクラス

以上、3つの目的に基づく検出対象の道路白線クラスは以下のようにまとめられる。

表 1-2 検出対象の道路白線クラス

項目	目標値
エッジ検出	白線と路面の輝度差は 20 以上（輝度範囲：0～255）
輪郭線検出	区分的に滑らかな白線（一般道の白線すべて） （曲率半径の 2 回微分が $0.04[\text{pixel}^{-1}]$ 以上）※

※ 目安として設定：検出される曲率半径の下限が設定できることを目的とする。

1.3.4 対象とする道路白線のクラス輪郭線検出の高速化

自動運転では、自車両に対する白線の位置をリアルタイムに算出し、操舵にフィードバックすることが求められる。このフィードバック制御において、白線検出の処理時間が長いと制御の安定性が劣化することが考えられる。この劣化を防止するために、処理時間を短くすること、検出の高速化をはかることが本研究の目的の 1 つである。

3.2 で示した手法により、輪郭線検出の性能向上を実現できたが、演算時間の短縮が今後の課題であることが示される。

クラスタリングの条件として、エッジの位置・輝度勾配の近接性は踏襲しつつ、演算を高速化するためにアルゴリズムを再構築した。これは Hough 変換の課題ならびに Helmholtz の原理と呼ばれる人間の視覚認識に着想を得てなされたものである [89]。高速化に貢献する処理の並列化、階層化を取り入れたクラスタリング手法を提案する。

1.4 本研究の構成

1.3 で述べたように，本研究は“エッジ検出”，“輪郭線検出”，“輪郭線検出の高速化”の3つの提案手法を中心に，それらに関連する従来手法を2章に，提案手法の詳細及び机上評価を3章に，車載カメラ画像に適用した結果を4章に，最後に0章で研究成果のまとめ・今後の課題を説明する．

2章 従来手法 では内容を6つに分けて説明する．従来手法を説明するために用いる用語の定義を説明した後，エッジ検出／輪郭線検出の従来手法を説明する．

2.1 画像処理で用いられる用語の定義

2.2 白線検出の概要

2.3 従来のエッジ検出手法

2.4 従来輪郭線検出法 ～ Hough 変換

2.5 従来輪郭線検出法 ～ 境界線追跡

2.6 従来輪郭線検出法 ～ パラメータ最適化手法

3章では提案手法を以下のような順で説明する．

3.1 エッジ検出手法

3.2 輪郭線の検出手法

3.3 輪郭線検出の高速化

3.1 節ではエッジ点を判定する新たな指標を用いたエッジ点検出手法を提案する．従来のエッジ判定では，注目する画素を含めた所定領域の輝度分布から輝度の変化率を，加重平均を用いて求め，それと閾値を比較することでなされた．提案手法では，輝度の低い白線のエッジを含み，かつノイズの誤検出が少なくなるような，エッジの評価指標を再定義した．この評価指標は，高周波成分をカットする非線形の微分演算器に着想を得たものであり，非線形ノイズフィルタを施した輝度勾配の離散値的近似と見做せるものである．これら，提案手法の基本的考え方を説明した後，テスト画像を用いて意図する機能が実現されていることを説明する．

3.2 節では，位置及び輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリングの実現手法を提案する．具体的には輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリングを3.1で説明したエッジフィルタで構成することを提案する．区分的に滑らかな輪郭線を検出するように提案された従来手法はそのコンセプトは白線検出において有効と思われる．しかしながら，実現方策に課題があり，クラスタリング結果が輝度値の影響を受ける問題点があった．輝度値の影響を受けない，輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリングが，3.1で提案するエッジフィルタを用いて実現できることを示す．

3.3 節では，エッジのクラスタリングの高速化手法を説明する．エッジのクラスタリングの条件であるエッジの位置及び輝度勾配方向の近接性をベースとしつつ，アルゴリズムの基本骨格を境界線追跡から Hough 変換に修正した．得られた処理は人間の脳の

構造と類似した、階層化構造を有するコンボリューション処理となった。そのため、並列処理による高速化が期待できる。この手法が仮定する輪郭線エッジの特徴量は、Hough 変換に用いられる“投票”処理の課題、及び人間の知覚認知を説明するために引用される Helmholtz の原理に立脚して導出されたものである [89]。そして、この特徴量に工夫を加えることで、直線のみならず、滑らかな曲線も検出することが可能となり、かつ、演算時間の高速化が実現できた。この特徴量の説明を中心に、検出手法の基本的考え方及びその効果を説明する。

4 章では、エッジ検出、輪郭線検出、輪郭線検出高速化の各手法を車載カメラ画像に適用した結果を示し、それらの研究目的が達成されていることを説明する。

4.1 エッジ検出の適用

4.2 輪郭線検出の適用

4.3 輪郭線検出の高速化手法の適用

4.1 節では提案するエッジ検出を車載画像に適用した結果を、従来手法との比較で示す。車載画像で示される様々な条件下でも白線輪郭線を中心とする滑らかな輪郭線になすエッジが検出され、それ以外のノイズの誤検出が低く抑えられていることが示される。このエッジ判定の閾値は路面との輝度変化の小さい白線を検出するようにきわめて小さく設定されたものである。それにも拘わらずノイズの誤検出が少なく、提案するエッジ検出手法の目的が達成されていることが示される。

4.2 節では提案するエッジクラスタリング手法を車載画像に適用した結果を、従来手法との比較で示す。車載画像で示される様々な形状を有する白線輪郭線を検出し、それ以外のノイズの誤検出が低く抑えられていることが示される。従来手法では滑らかな輪郭線ノイズが多数検出されているにも関わらず、提案手法では、白線を含む滑らかな輪郭線以外の検出は低く抑えられている。提案するクラスタリング手法の目的が達成されていることが示される。ただし、演算時間が今後の課題であることも併せて示される。

4.3 節では提案するエッジクラスタリング高速化手法を車載画像に適用した結果を従来手法との比較で示す。また、演算時間に関しても従来手法及び、4.2 節で示した手法との比較で示す。提案手法はコンボリューション処理の階層化で構成され、白線の検出性能を維持しつつ、演算時間が大幅に短縮されることが示される。

5 章では内容のまとめと今後の課題を示す。

2. 従来手法

本章では画像処理で用いられる用語の定義，及び代表的な従来手法の概要及び課題を説明する．

2.1 画像処理で用いられる用語の定義

図 2.1 に，画像処理に用いられる用語の定義を示す．

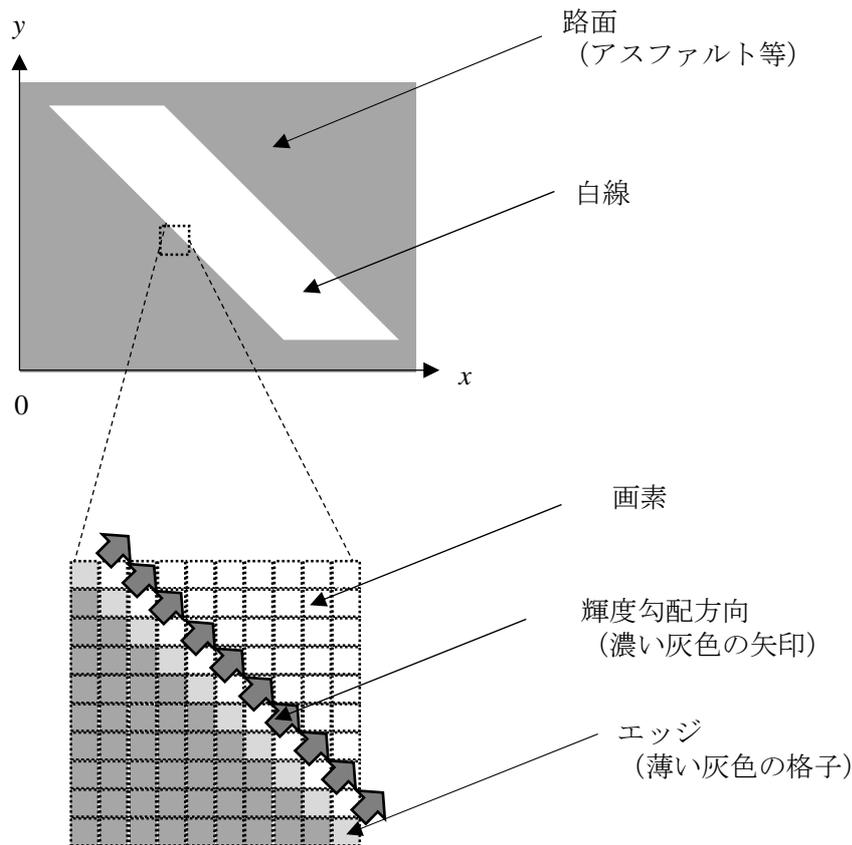


図 2.1 画像処理に用いられる諸定義

路面と白線から構成されるイメージ画像を図 2.1 の上図に示す．灰色部分は路面を表し，白色部分は路面マーカである白線を表す．この画像は画素と呼ばれる単位で構成される．下図ではそれを格子で示している．各画素には輝度の情報が蓄えられており，1 から 255 までの値で表現される．画素の位置を表す画像座標系を上図に示す．水平方向右を x 軸プラス，垂直方向上を y 軸プラスとする．輝度が大きく変化する場所に存在する画素をエッジと呼ぶ．右図にエッジを薄い灰色の格子で示した．路面と白線の境界，すなわち，白線の輪郭線はエッジで構成される．また，輪郭線に垂直に，輝度が低い側から高い側へのベクトルが定義できる．これを輝度勾配ベクトルと呼び，ベクトルの向きを輝度勾配方向と呼ぶ．右図で濃い灰色の矢印で示した．

2.2 白線検出の概要

白線検出は大別してエッジ検出・輪郭線検出・白線輪郭線抽出より構成される。

■ エッジ検出

原画像に基づき、エッジを検出する。この検出結果には白線輪郭線をなすエッジ以外にガードレールなどの道路構造物や車両の輪郭線をなすエッジも含まれる。また、ガードレールの影をなすエッジも含まれる。路面のテクスチャや汚れなどによるエッジはノイズとして除去されるよう処理が構成される。

■ 輪郭線検出

エッジがなす輪郭線を検出する。白線輪郭線を含み、それ以外をなるべく検出しないように処理が構成される。ガードレールやそれによる影など、道路白線輪郭線の形状に似た輪郭線も検出される。

■ 白線輪郭線抽出

輪郭線の中から白線輪郭線を抽出する。ガードレールや影はこの段階で除去される。

本研究の課題はエッジ検出、輪郭線検出に関連したものであり、以降の節ではそれらの従来手法を説明する。

2.3 従来のエッジ検出手法

エッジフィルタを用いた構成を説明した後、課題を説明する。

2.3.1 構成

画素のエッジ判定は式 (2.1) で計算される。

$$E(x, y) = \sum_{i,j=-1,1}^{1,1} w_{ij} \cdot I(x+i, y+j) \geq Th_{BRIGHT} \quad (2.1)$$

ここで $I(x,y)$ は画像座標 (x,y) の画素の輝度を表し、 $E(x,y)$ は座標 (x,y) の画素がエッジか否かを表す。エッジの場合は 1 を、そうでない場合は 0 となる。 w_{ij} はエッジフィルタの重み行列を表す。代表的な Sobel フィルタの重み行列を式(2.2)に示す。

$$W = \begin{bmatrix} w_{-1,1} & w_{0,1} & w_{1,1} \\ w_{-1,0} & w_{0,0} & w_{1,0} \\ w_{-1,-1} & w_{0,-1} & w_{1,-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25 & 0 & -0.25 \\ 0.5 & 0 & -0.5 \\ 0.25 & 0 & -0.25 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

図 2.2 の上段に原画像を、下段にエッジ検出の例を示す。



図 2.2 エッジ検出

上段：原画像，下段：エッジ画像，エッジを白で表示。
上図点線内のみを処理した結果。

式(2.2)は，注目する画素の左側近傍の輝度の加重平均を右側近傍の加重平均で減じたものであり，水平方向の微分操作と見做すことができる．ここで注目すべき点は，画素の微分は水平方向にも垂直方向にも，また，それ以外に任意の方向にも定義できることである．すなわち，輝度勾配はエッジフィルタの想定する輝度勾配方向により異なる．そのため，輪郭線の向きが判らない白線エッジを検出するために，想定する輝度勾配方向の異なる複数のエッジフィルタを原画像に施し，複数の微分画像・エッジ画像を生成することが行われる．この複数のエッジフィルタの構成をフィルタバンクと呼ぶ．

Gabor フィルタを用いてフィルタバンクを説明する．Gabor フィルタは脳の視覚機能をモデル化できることで知られ，Sobel フィルタや Prewitt フィルタ，そして Canny フィルタを包含する一般的なフィルタと見做すことができる [46] [90]．

フィルタバンクは式(2.3) ～(2.7) で表される.

$$E_d(x, y) = \iint_{\Omega} I(u, v) \cdot g(x-u, y-v) dudv > Th_{BRIGHT} \quad d = 1 : N \quad (2.3)$$

$$g(x, y) = e^{-\frac{\bar{x}^2 + \gamma^2 \bar{y}^2}{2\sigma^2}} \sin\left(2\pi \frac{\bar{x}}{\lambda}\right) \quad (2.4)$$

$$\bar{x} = x \cdot \cos \theta_d + y \cdot \sin \theta_d \quad (2.5)$$

$$\bar{y} = -x \cdot \cos \theta_d + y \cdot \sin \theta_d \quad (2.6)$$

$$\theta_d = \frac{2\pi}{N}(d-1) \quad (2.7)$$

$d = 1:N$ で示されるように, これは N 個のフィルタで構成される. それぞれのフィルタは N で量子化した輝度勾配方向のエッジを検出する. フィルタバンクによって検出されるエッジの様子を図 2.3 に示す.

$E_d(x,y)$ は d 番目のエッジ画像であり, エッジは 1, それ以外の画素は 0 で表される 2 値画像である. これは, 輝度勾配方向の近接性に基づく d 番目のクラスタと見做すことができる. I は元画像である. 二重積分は, 注目する画素 (= エッジ判定の対象画素) の輝度勾配の近似値であり, それが閾値 Th_{BRIGHT} より大きい場合, 注目する画素をエッジと判定する. Ω は注目する画素のまわりに定義され, 輝度勾配の計算に用いられる領域を表す.

この領域は楕円であり, 式(2.4)のパラメータ γ , σ で規定される. θ_d は d 番目のエッジフィルタの想定する輝度勾配方向である.

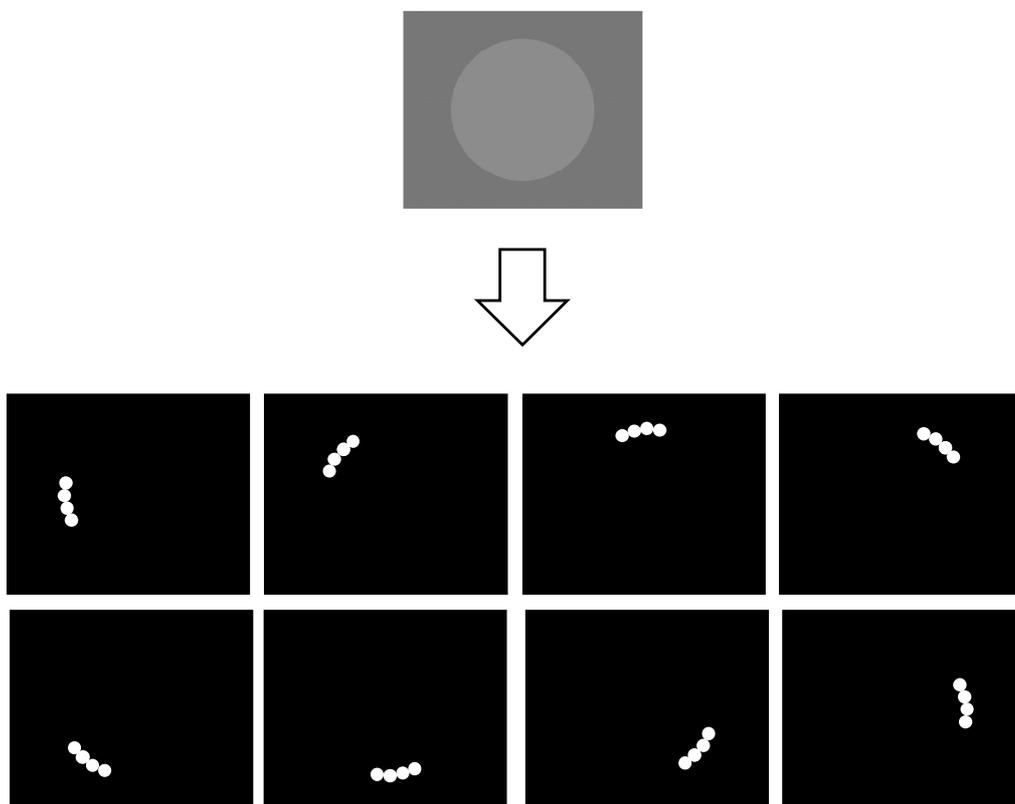


図 2.3 フィルタバンクによるエッジ検出

$N=8$ の例. 上図は原画像, 下図はエッジ画像, エッジを白丸で示す.
8つのエッジ画像は8つのエッジクラスタと見做すことができる.

2.3.2 課題

Sobel フィルタを例に採り説明する. エッジ判定式を式(2.8)に示す. Gabor フィルタの場合も同じ形式で表現される.

$$E(x, y) = \sum_{i,j=-1,1}^{1,1} w_{ij} \cdot I(x+i, y+j) \geq Th_{BRIGHT}$$

where

(2.8)

$$W = \begin{bmatrix} w_{-1,1} & w_{0,1} & w_{1,1} \\ w_{-1,0} & w_{0,0} & w_{1,0} \\ w_{-1,-1} & w_{0,-1} & w_{1,-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.25 & 0 & 0.25 \\ -0.5 & 0 & 0.5 \\ -0.25 & 0 & 0.25 \end{bmatrix}$$

式(2.8)において (x,y) は注目する画素の座標を表し, $E(x,y)$ はその画素の判定結果を表す. 1 の場合はエッジを, 0 の場合はそうでないことを表す. 不等号の左辺は画素 (x,y) における x 方向の輝度勾配の近似式であり, 右辺はエッジ判定の閾値である. W を重み行列と呼ぶ. このように, 注目する画素の輝度勾配はその画素の近傍の輝度分布から計算され, ノイズの影響が低減できる. しかしながら, 極端に輝度差が大きい画素が存在し, Th_{BRIGHT} が小さい値に設定された場合には, その画素の周囲は実際に関係なく, 一律エッジと判定されてしまうことになる. 今後, 路面との輝度差の極端に小さい白線も検出しなければならないと考えられ, ノイズ誤検出の低減と白線検出率向上をより高い次元で両立する必要がある.

2.4 従来の輪郭線検出法 ～ Hough 変換

2.4.1 構成

Hough 変換は、直線や楕円など、パラメータにより記述できる図形をエッジ点群から抽出する手法である [58]. ここでは直線を検出する Hough 変換に限定して説明する.

直線検出 Hough 変換は、図 2.4 に示すパラメータ d, θ を用いて直線を式(2.9)のように記述する. 輝度勾配方向は θ である.

$$d = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta \quad (2.9)$$

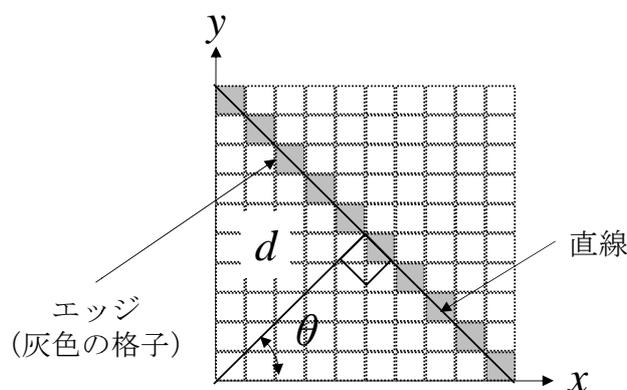


図 2.4 直線検出 Hough 変換に用いられるパラメータ d, θ

図 2.5 に直線検出 Hough 変換の処理のフローを示す.

Procedure Hough transform ($\{(x, y, \theta) | (x, y, \theta) \in S\}$):

- 1 Clear the accumulator array $[d, \theta]$.
 - 2 For each detected edge at location (x, y) and orientation θ .
Compute the value of
 $d = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta$.
Increment the accumulator cell (d, θ) .
 - 3 If the value of the cell (d, θ) is equal or greater than Th_{NUMBER}
Add (d, θ) to output list.
-

図 2.5 直線検出 Hough 変換の処理フロー

1 行目：パラメータ空間 $[d, \theta]$ を量子化し，それに対応するアキュムレータ配列を用意する．

2 行目：検出されるエッジ毎にその座標 (x, y) と輝度勾配方向 θ から式(2.9)を用いて d を計算する．アキュムレータセル (d, θ) を 1 増加させる．これを投票と呼ぶ．

3 行目：すべてのエッジによる投票が終了した後，投票値が閾値 Th_{NUMBER} 以上となるアキュムレータセル (d, θ) を探索し，それを出力リストに追加する．

パラメータ空間 $[d, \theta]$ の値はパラメータ d, θ で記述される直線上のエッジ点数であり，直線を抽出するための評価指標である．この定式化を拡張することにより，モデル化可能な図形をエッジ群から抽出することが可能である．例えば，円を検出する場合，円を記述するパラメータを中心点の X 座標， Y 座標，半径 R に採り，パラメータ空間 $[X, Y, R]$ を量子化し，同じように投票すれば良い．

2.4.2 課題

直線検出 Hough 変換では，基本的には直線しか検出できず，一般道の多様な白線形状には対応できない．また，パラメータ空間 $[d, \theta]$ の量子化を粗くすることにより，直線に近似できる曲線も検出することは可能であるが，ラフな直線近似による検出精度低下のトレードオフが存在する．自由度を高めた Hough 変換も考えられるが，未知パラメータが 3 次元以上になると演算時間は著しく増大し，実時間処理が困難となることが予測される．図 2.6 に直線検出 Hough 変換を車両周囲画像に低用した結果を示す．一般道における白線は一般に曲線で構成されるため，直線近似によるフィティングの精度が低いことが判る．



図 2.6 Hough 変換による輪郭線検出
曲線で構成される白線を直線と近似しており、
近似精度が悪く、非検出部分が存在する。

2.5 従来の輪郭線検出法 ～ 境界線追跡

2.5.1 構成

■ エッジの位置の近接性を利用した境界線追跡
以下の 3 つのステップから構成される [51].

ステップ 1: エッジ画像を左上からラスタ走査し、エッジを探索する。見つからなければ終了する。見つければ、その位置を始点として記録する。

ステップ 2: 記録したエッジの周囲を反時計周りにエッジ探索し、見つければそのエッジを記録に追加。

ステップ 3: 上記エッジが始点に一致しなければ 2) に戻る。一致すれば記録をクラスタリングリストに追加し 1) へ戻る。

連続性に基づく輪郭線検出であり，連続な任意の形状の輪郭線を検出できる．そのため，文字認識に適用可能であり，大きな成功を収めたことで知られる．

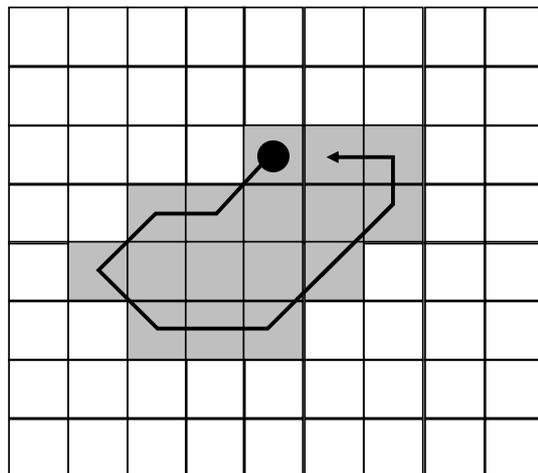


図 2.7 境界線追跡

格子が画素，灰色の格子はエッジを表す．黒丸はクラスタリングの始点であり，実線が通過するエッジ群がクラスタリングされている．

■ エッジの位置及び輝度勾配方向の近接性を利用した境界線追跡手法

あらかじめ，エッジを輝度勾配方向が互いに近接するグループにクラスタリングしておき，各グループに対して境界線追跡を行い，エッジをクラスタリングする手法である．輝度勾配方向が互いに近接することを条件に付加したことにより，滑らかな輪郭線を検出しなくなるメリットがある．一般道に見られる白線は一般に区分的に滑らかな輪郭線で構成されており，この手法が有効であることが期待される．また，輝度勾配方向別にクラスタリングしてあるため，互いに交差する 2 本の輪郭線はそれぞれ別のものとして検出することが可能となる．

2.5.2 課題

■ エッジの位置の近接性を利用した境界線追跡

- 1) エッジの不連続性でクラスタリング性能が劣化すること
- 2) ノイズを拾いやすい輪郭線検出になること
- 3) 交錯する輪郭線を別々にクラスタリングできないこと

1)に関して，一点でも輪郭線に不連続点が存在すると，そこでクラスタリングが停止してしまう．あらかじめ，モルフォロジー処理等を用いて連続性を確保する必要がある．ただし，このモルフォロジー処理を用いた場合，輪郭線の精細性が失われる等，トレードオフが存在するため，完全な解決策とは言えないのが現状である．

2)に関して，輪郭線の近傍にノイズの輪郭線が交差していた場合，容易にそれらを 1

つにクラスタリングしてしまう。

3)に関して,お互いに交差する輪郭線を別のものとしてクラスタリングできないと言える。

■ エッジの位置及び輝度勾配方向の近接性を利用した境界線追跡手法

この手法にはその実現方策に課題があった [54] [55]。輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリングは想定する方向の異なる複数のエッジフィルタで実現されるが,エッジフィルタが Sobel フィルタや Gabor フィルタのような従来のエッジフィルタを用いた場合,クラスタリングの結果がエッジ判定閾値に影響されることが明らかとなった。その様子を図 2.8, 図 2.9 に示す。

図 2.8 は背景との輝度差の小さい白丸のエッジを, 図 2.9 は背景との輝度差の大きい白丸のエッジを 8 つにクラスタリングした結果を示す。白丸は道路の白線部分を表したものである。輝度勾配方向は変わらなくても輝度値によってクラスタリングの結果が変化していることが判る。図 2.9 ではクラスタリングされた 1 つのグループに属するエッジ群の輝度勾配方向は広い範囲になることが判る。この結果,エッジのクラスタリング条件は近接性のみと変わらないことになり,滑らかではない輪郭線を検出することになる。

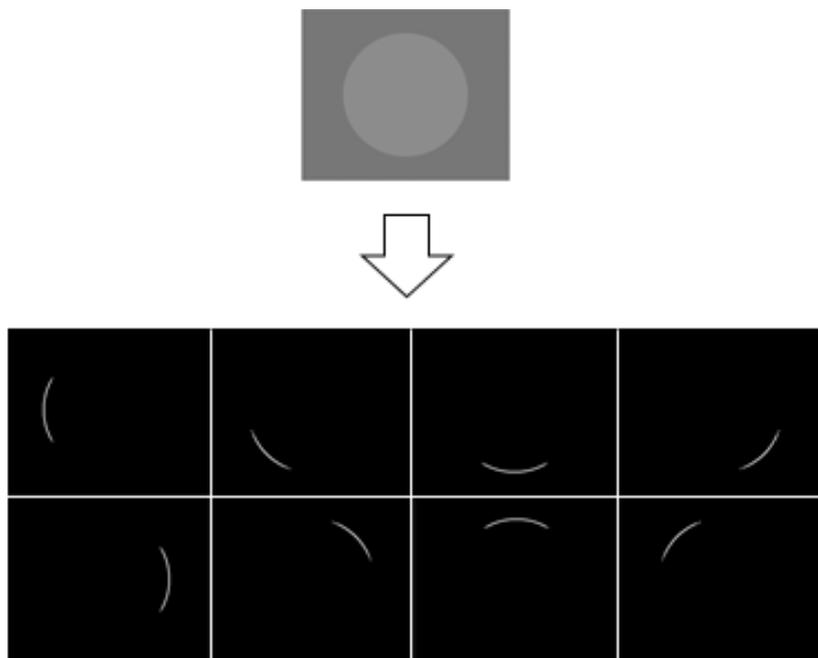


図 2.8 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング.
エッジ判定の閾値は輝度差の少ない白線を検出できるように 20 に設定.

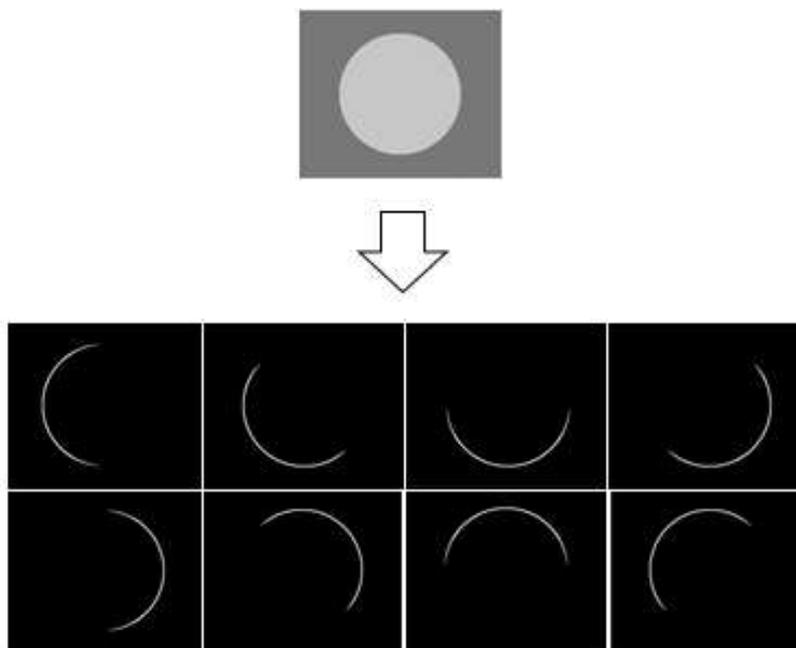


図 2.9 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジクラスタリング.
エッジ判定の閾値は図 2.8 と同じ 20 に設定. 各クラスタに属するエッジが増えている. これは, 輝度勾配の近接性に基づくクラスタリングの性能が劣化していることを示す.

2.6 従来の輪郭線検出法 ～ パラメータ最適化手法

2.6.1 構成

自動車の自動運転の初期から研究され、近年の高度運転支援システムで成功を収めた方式である。高速道に代表される規格化された道路の白線の実空間形状は2次曲線で近似できる。その様子を図 2.10 に示す。

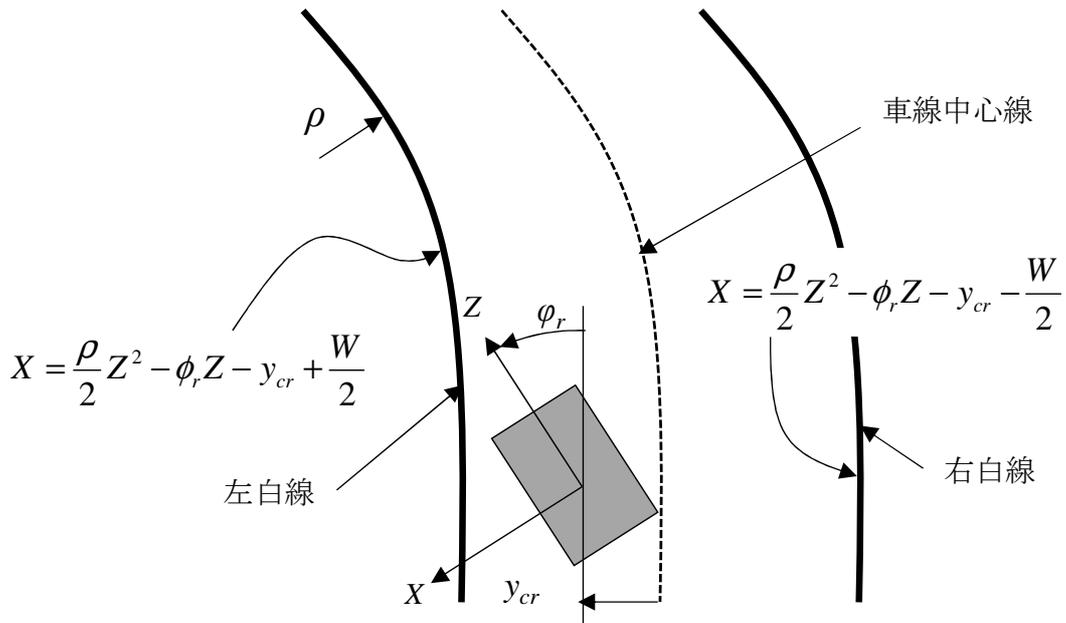


図 2.10 道路モデル(Plane view)

2次曲線は車両固定座標系で定義されている。また、この座標系と実空間の位置関係を示す車両 Side view を図 2.11 に示す。

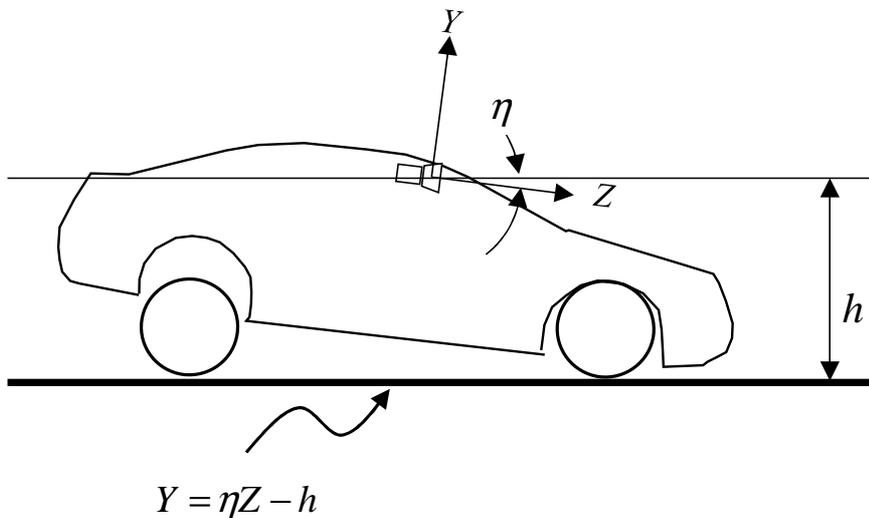


図 2.11 道路モデル(Side view)

各パラメータの定義を以下に示す.

- ρ : 道路曲率
- ϕ_r : 道路中心線に対する車両のヨー角
- y_{cr} : 車両中心線に対する車両重心 (= レンズ中心) の横変位
- i : 白線の番号 (左側=0, 右側=1)
- W : 車線幅
- Z : レンズ中心から車両前方の距離
- X : レンズ中心から車両左方向への距離
- η : 車両ピッチ角
- h : 道路表面からレンズ中心までの高さ

また, 車両座標系と画像座標系には式(2.10)の関係式がある. ただし, ここでは画像座標系の原点を左上とし, 水平右向きを x 軸プラス, 垂直下向きを y 軸プラスとした.

$$\begin{aligned} x &= \frac{-f \cdot X}{Z} \\ y &= \frac{-f \cdot Y}{Z} \end{aligned} \tag{2.10}$$

但し, f はレンズの焦点距離を表すパラメータである. 以上の関係を整理すると, 画像上での白線の形状を表す式(2.11)が得られる.

$$x = (a + i \cdot e)(y - d) - \frac{b}{y - d} + c$$

where

$$\begin{aligned} a &= -\frac{y_{cr}}{h} \\ b &= \frac{-f^2 \cdot h \cdot \rho}{2} \\ c &= -f \cdot \phi_r + c_0 \\ d &= -f \cdot \eta + d_0 \\ e &= \frac{W}{h} \end{aligned} \tag{2.11}$$

c_0, d_0 はカメラを前下がりに取り付けたときの補正項である. このように, 白線は画像

上では双曲線として近似できることが判る.

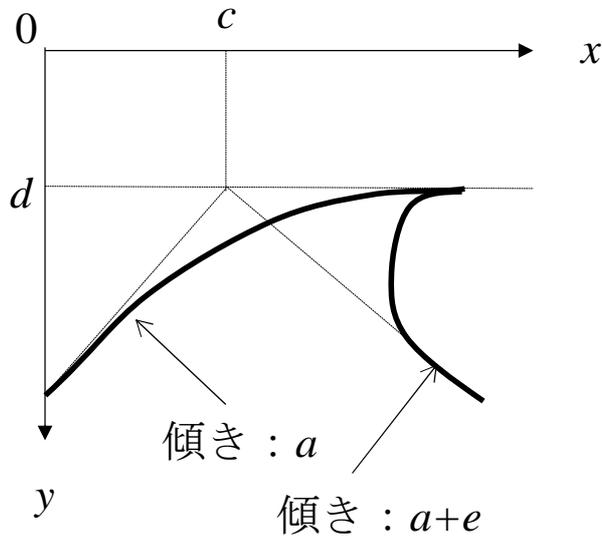


図 2.12 双曲線モデルとパラメータ

補足：画像座標系の定義は本文の定義とは異なる.

a, b, c, e, d の 5 つのパラメータは状態推定法を用いて推定する. その場合の観測方程式は式(2.11)である. パラメータは急変することがない仮定のもと, 例えば, 式(2.12)に示すようなランダムウォークで状態方程式を記述する [91].

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \\ v_d \\ v_e \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

ただし, 添え字は離散時間の時刻を表し, v は各パラメータの動きを調整する白色ノイズを表す. 状態推定が行われた結果, 式(2.11)を通じて横変位 y_{cr} , ヨー角 φ_r , 道路曲率 ρ が算出され, 操舵角制御に用いられる [92].

2.6.2 課題

この手法は画像に撮像された白線形状を双曲線と仮定しているため, それに近似できない形状の白線には適用できない. また, 適用できる範囲を拡大するために未知パラメータの次元を大きくすることも考えられるが, 実時間でのパラメータ探索は次元数が大きくなるにつれて困難となることが予想される. このように, 道路形状モデルを用いた手法を一般道に適用することは難しいと考えられる.

3. 提案手法

エッジ検出手法，輪郭線検出手法，輪郭線検出の高速化手法を説明する．

3.1 エッジ検出手法

白線輪郭線を構成するエッジの特徴に基づく，エッジ検出手法を提案する．高速道などの規格化された道路を対象にした従来の白線検出手法では，エッジのクラスタリングによる輪郭線検出に厳しい条件*を課していたため，エッジ検出処理におけるノイズ除去の要求性能は比較的緩いものであった．今後，一般道の道路白線のような多様な形状の輪郭線をロバストに抽出するためには，より高いノイズ除去性能がエッジ検出に課されると思われる．

※ 輪郭線形状をモデル化し，モデルを記述するパラメータを想定する範囲内で探索することが行われた．

また，1序論で説明したように，レベル4以上の自動運転を実現するためには，広範囲の環境下で白線を検出する必要がある．非常に低い輝度の白線を検出すると同時に，ノイズを誤検出しない機能を実現していく必要がある．

本研究では，ローパスフィルタ+微分演算を近似した非線形フィルタに着想を得た，輝度勾配の離散値近似によるエッジ検出手法を提案する．

3.1.1 基本の考え方

輝度勾配は画像平面における輝度の微分と見做すことができる．式(2.8)では微分に伴うノイズを除去するために，輝度の微分を所定領域内で積分した上でエッジ判定をしたと解釈することができる．この方式とは別の，ノイズを除去する方策として，急激な輝度変化には追従しない，高周波成分のカットも有効と考えられる．これは差分出力にリミットを持たせることで近似できる．その究極は，所定値以上の輝度変化は1を，それ以外は0を出力する処理に帰着される．この考えを積分と組み合わせることにより，ノイズの影響が少ないエッジ評価指標が得られると考えた．

この新たな指標を具体化するに当たって前提とした事は，白線輪郭線は区分的に滑らかな曲線で構成されていることである．この様子を図 3.1 に示す．区分的に滑らかな曲線は局所的には直線と近似できるため，輪郭線を直線で示した．この輪郭線を境に，輝度が高い領域，輝度が低い領域が存在する．高い領域の画素を白色の格子で，低い領域(アスファルトなど)の画素を濃い灰色の格子，輪郭線を薄い灰色の格子で示した．エッジ判定の対象である，注目する画素を図中央の画素とする．この時，輪郭線の直交方向に互いに対称に存在する画素のペアが複数存在し，式(3.1)を満たすことが期待できる．

$$I(xw_i, yw_i) - I(xb_i, yb_i) > Th_{BRIGHT} \quad (3.1)$$

ここで添え字 i は画素ペアの番号を表し、画素ペアの高輝度側・低輝度側の画素の座標が $(xw_i, yw_i), (xb_i, yb_i)$ であることを示す。画素ペアを図 3.1 では2つの丸印とそれをつなぐ曲線で示した。

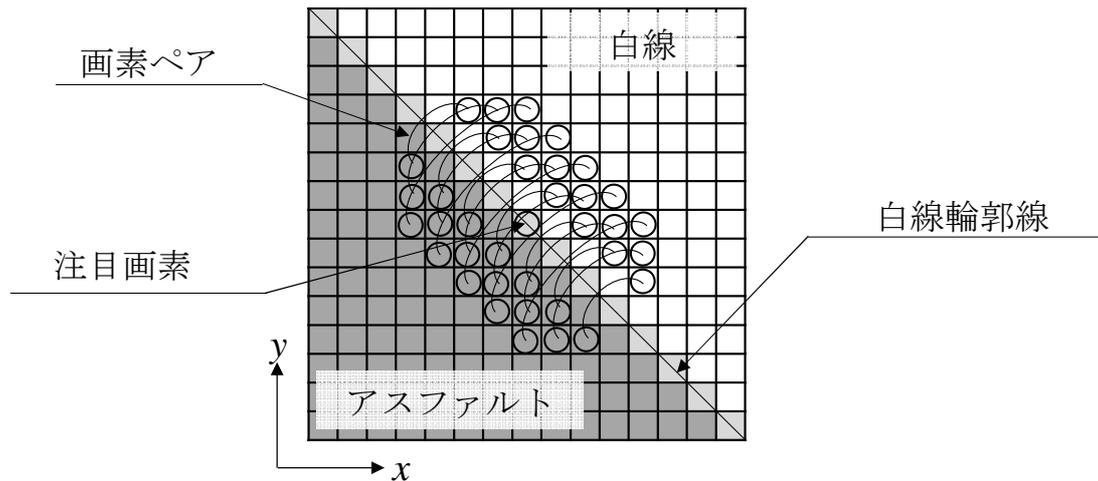


図 3.1 注目する画素の周辺での画素ペア

この条件を満たす画素ペアは、注目する画素の近傍に、輪郭線に沿って複数存在する。実際には輪郭線は直線ではなく滑らかな曲線であり、曲率半径が小さいほど、画素ペア数は少なくなる。すなわち、この画素ペア数に閾値を設けてエッジ判定を行うことにより、検出できる曲線の曲率半径の下限を設定できることになる。また、この判定を導入することにより、従来のノイズの問題も解決する。周囲から極端に高い画素が存在した場合でも、画素ペア数は影響されるものの、その影響の規模は輝度差がいくら大きくても変わらない。これらのメリットに基づき、“輪郭線に沿った画素ペア数”を新たなエッジ判定の指標として用いることにした。式(3.1)が差分出力のリミットに対応し、画素ペア数が積分に対応する。

この指標を用いたエッジ検出を行うにあたり、2点を明らかにする必要がある。1点目は先に述べた画素ペア数と曲率半径の関係である。この関係を明らかにすることで、検出できる白線輪郭線の曲率半径の下限を自由に設定できる。2点目は実現手法である。図 3.1 の白線輪郭線がなす直線は事前には知ることはできないため、フィルタバンクと呼ばれる複数のエッジフィルタで別々の直線を仮定してエッジ検出を行う。実際に有限個のフィルタを用意することになるが、それに起因する近似も考慮してフィルタを構築する必要がある。以下、フィルタの構成、および閾値等のパラメータの設定法を説明する。

3.1.2 構成

白線輪郭線をなすエッジの輝度勾配方向は画像全方向に分布しているため、フィルタバンクと呼ばれる複数のフィルタを用意する必要がある。今、画像の全方向 $0 \sim 2\pi$ [rad] を所定数 N で量子化する。 d 番目の方向を式(3.2)で定義する。

$$\theta_d = \frac{2 \cdot \pi}{N} \cdot (d-1) \quad (3.2)$$

ただし、画像水平方向右を x 軸プラス、鉛直方向上を y 軸プラスとし、 x 軸プラス方向を 0 [rad]、 x 軸から y 軸へ向かうに連れ、方向が 2π [rad] へ向かうものとする。

輝度勾配の方向に関わらずにエッジも検出するためには d 番目のエッジフィルタは θ_d を中心とした幅 $2\pi/N$ の方向の輝度勾配を有するエッジを検出する必要がある。注目画素のエッジ判定のために、その画素に隣接する 2 領域 $Region_{Wd}$ 、 $Region_{Bd}$ の輝度を利用する。図 3.2 にその様子を示す。

2 領域は楕円を構成し、楕円の一方の軸は 2 領域の境界線をなすものとする。領域 $Region_{Wd}$ 、 $Region_{Bd}$ に属す i 番目の画素をそれぞれ $I(x+xw_i, y+yw_i)$ 、 $I(x+xb_i, y+yb_i)$ とする。これらは 2 領域の境界線に対し対称に配置されるものとする。

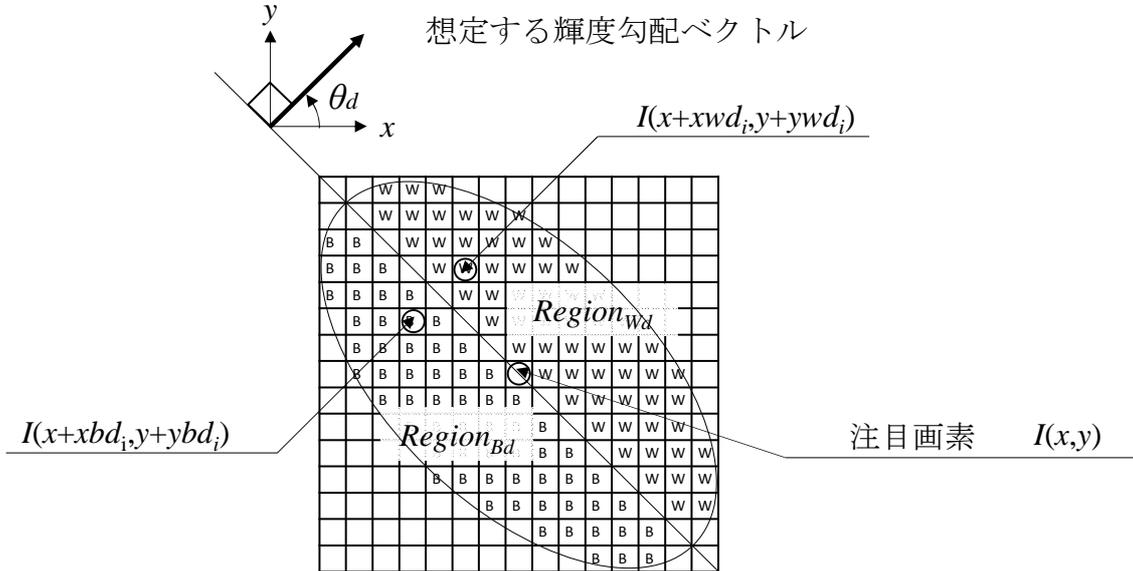


図 3.2 提案手法で用いられる領域 $Region_{Wd}$ 、 $Region_{Bd}$ 添え字 d は量子化された輝度勾配方向を表す。

この 2 領域 $Region_{Wd}$ 、 $Region_{Bd}$ の輝度を利用したエッジ判定を式(3.3)とすることを提案する。

$$E_d(x, y) = (n(Gr) > Th_{NUMBER}) \quad (3.3)$$

where

$$Gr = \{i | I(x+xw_i, y+yw_i) - I(x+xb_i, y+yb_i) > Th_{BRIGHT}\}$$

ここで (x,y) は注目画素の座標を表す. $E_d(x,y)$ はエッジ判定結果を表し, 1 の場合はエッジであることを, 0 の場合はそうでないことを表す. Gr は注目画素の周囲に定義される画素ペアのうち, 輝度差が閾値 Th_{BRIGHT} よりも大きいものの集合を表す. $n(Gr)$ はこの集合の要素数 (=画素ペア数) を表す. これが閾値 Th_{NUMBER} よりも大きい場合, 注目画素をエッジと判定する. 式(3.3)の添え字 d で示されるように, これは d 番目のフィルタであり, d が 1 から N まで合計 N 個のフィルタを用意する.

3.1.3 パラメータ設定

設定すべきパラメータは Th_{BRIGHT} , 楕円を規定するパラメータ及び, Th_{NUMBER} である. Th_{BRIGHT} は想定される白線と路面との輝度差の下限よりも小さく設定する.

楕円を規定するパラメータ及び Th_{NUMBER} は, フィルタバンクの構成, 及び, 検出可能な曲率半径の下限に関連している. まず, フィルタバンクを構成する要件から閾値 Th_{NUMBER} の設定を示す. 次に曲率半径の下限から楕円を規定するパラメータの設定を示す.

$d = 1$ の場合を用いて説明する. エッジフィルタの楕円領域と白線輪郭線を図 3.3 に示す. 白い格子は検出された輝度の高い画素を, 灰色の格子は輝度の低い画素を示す. W, B は $d = 1$ のエッジフィルタの想定する輝度の高い画素, 低い画素を表す. 今, 輝度勾配方向が $\Delta\theta$ の白線輪郭線が $d = 1$ のエッジフィルタで検出されなければならないとした場合の条件を考える.

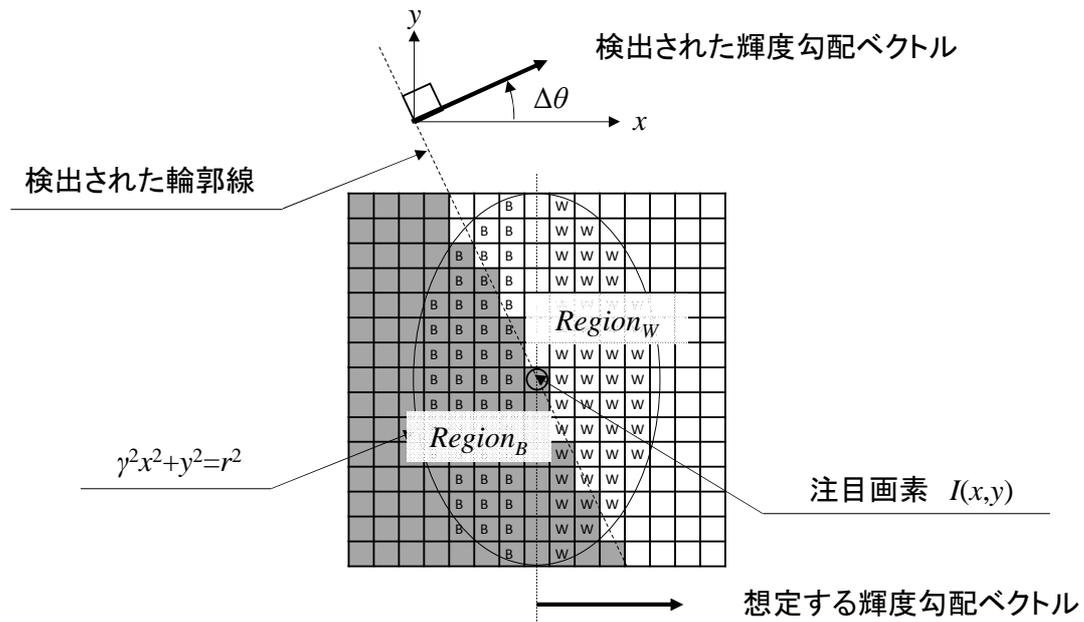


図 3.3 エッジのなす境界線（輝度勾配方向 $\theta = \Delta\theta$ ）とエッジフィルタ ($d = 1$)

注目する画素のエッジフィルタ出力は式(3.4)となる。

$$E_1(x, y) = \frac{\pi \cdot r^2}{2 \cdot \gamma} \cdot \frac{\pi - 2 \cdot \tan^{-1}(\gamma \cdot \tan \Delta\theta)}{\pi} \quad (3.4)$$

ただし、 r は領域 $Region_W$, $Region_B$ がなす楕円の y 方向半径、 γ は y 方向半径 / x 方向半径である。エッジフィルタ出力は図 5 に示す領域 $Region_{PAIR}$ に含まれる画素数となる。

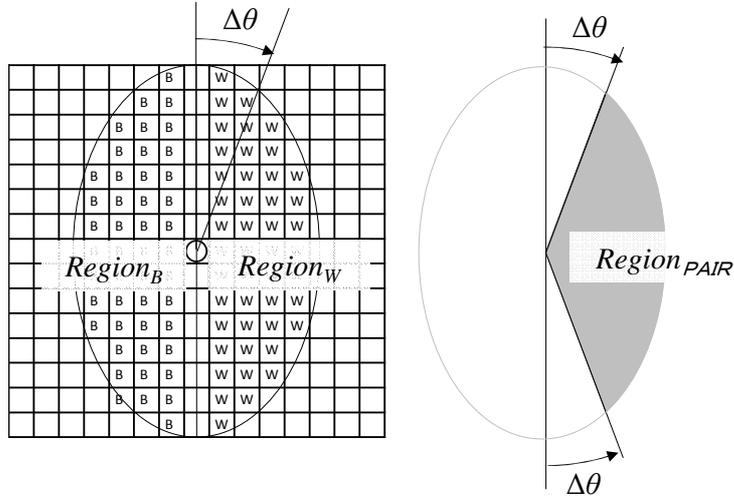


図 3.4 画素ペア数をカウントする領域 $Region_{PAIR}$

この出力をエッジと判定するためには閾値 Th_{NUMBER} は式(3.5)のように設定すれば良いことが判る.

$$Th_{NUMBER} \leq \frac{\pi \cdot r^2}{2 \cdot \gamma} \cdot \frac{\pi - 2 \cdot \tan^{-1}(\gamma \cdot \tan \Delta\theta)}{\pi} \quad (3.5)$$

また、輝度勾配方向が $\Delta\theta$ の白線輪郭線が $d = 1$ のエッジフィルタで検出されるには、 $\Delta\theta$ は式(3.6)を満たす必要がある.

$$\begin{aligned} 2 \cdot \Delta\theta &\leq \frac{2 \cdot \pi}{N} \\ \therefore \Delta\theta &\leq \frac{\pi}{N} \end{aligned} \quad (3.6)$$

式(3.6)を式(3.5)に代入して式(3.7)を得る.

$$Th_{NUMBER} \leq \frac{\pi \cdot r^2}{2 \cdot \gamma} \cdot \frac{\pi - 2 \cdot \tan^{-1}(\gamma \cdot \tan(\frac{\pi}{N}))}{\pi} \quad (3.7)$$

閾値 Th_{NUMBER} は $d = 1$ の場合を用いて導出したが、普遍的に成立する関係式である. 式(3.7)で示されるように、閾値を大きい値にするためには分割数 N を大きくする必要がある. ノイズ除去に好都合な反面、エッジ検出の演算負荷が高くなる. このトレードオ

フを考慮して設定する必要がある。以上、閾値 Th_{NUMBER} の設定法を説明した。次に楕円の領域 $Region_W$, $Region_B$ を規定するパラメータ r , γ の設定を説明する。

今、画像上の曲率半径が R の曲線を検出することを考える。(隣接する画素間の距離を 1 とする。) 曲率半径 R の円の左端を注目する画素として、エッジフィルタ($d=1$)が適用された状態を図 3.5 に示す。

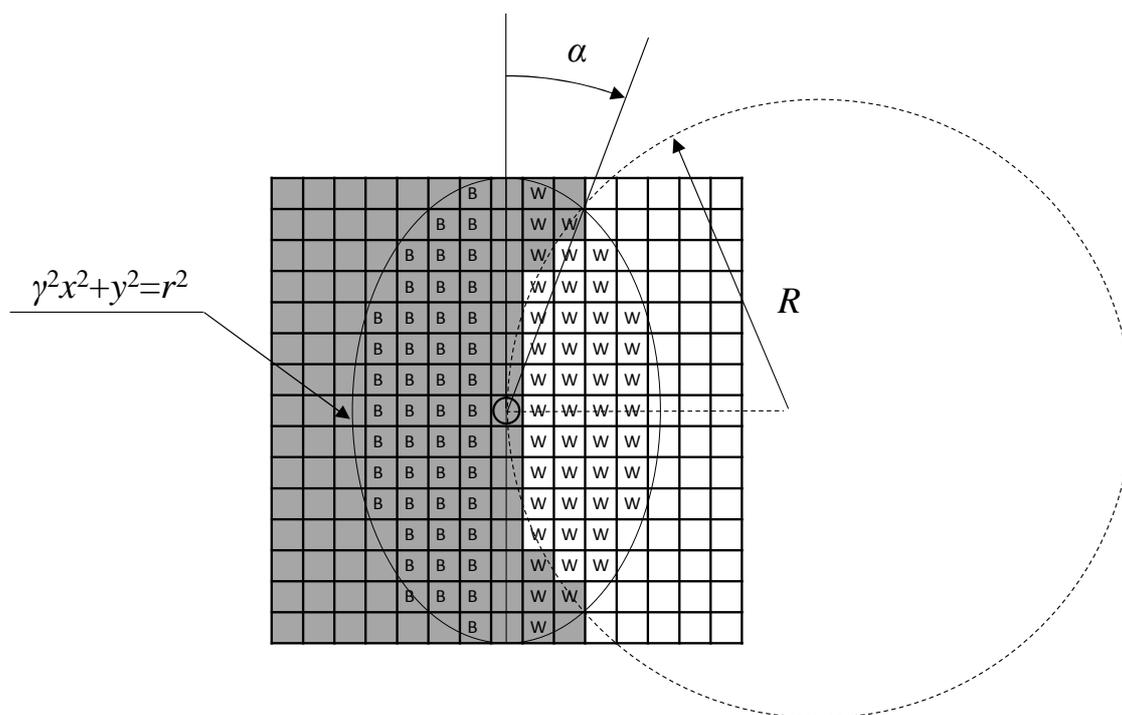


図 3.5 円の境界線とエッジフィルタ ($d=1$)

いま、 R が大きいとすると、図 3.5 の α , r , R には以下の関係が成立する。

$$R = \frac{\cos(\tan^{-1}(\gamma \cdot \tan(\alpha)))}{\sin(2\alpha)} r \quad (3.8)$$

α を π/N とした場合、図 3.4, 式(3.4) (3.7)から判るように、エッジフィルタの出力は式(3.7)の右辺に一致する。よって、式(3.8)の α を π/N とした式(3.9)により、式(3.7)の閾値が、検出できる輪郭線の曲率半径の下限を R とすることになる。

$$R = \frac{\cos(\tan^{-1}(\gamma \cdot \tan(\frac{\pi}{N})))}{\sin(\frac{2\pi}{N})} r \quad (3.9)$$

R が大きい滑らかな輪郭線のみを検出するためには式(3.9)に示すように r を大きくする必要がある。

もう一方のパラメータ γ に関して、値を大きく設定すると、広い領域に基づくエッジ判定となりノイズに影響されにくくなる反面、幅の小さい白線を検出できなくなる可能性がある。両者のトレードオフを考えて設定する必要がある。以上、 r 、 γ の設定法を説明した。

3.1.4 評価

3.1.3 節で説明したパラメータ設定が有効であることを示す。まず、輝度勾配の方向に関わらず、すべてのエッジを検出できることを示す。その後、検出できる曲線の曲率半径の下限が狙い通りに実現できていることを示す。

■ 閾値 Th_{NUMBER} と全方向検出性

エッジフィルタをテスト画像に適用した結果を説明する。図 3.6 がテスト画像であり、明るい灰色で示される高輝度側、暗い灰色で示される低輝度側の輝度は $I_w = 141$, $I_b = 120$ で一定とする。高輝度側と低輝度側の境界線は検出すべきエッジで構成される円である。また、このエッジの輝度勾配の方向は $0[\text{rad}]$ から $2\pi[\text{rad}]$ まで分布している。円の半径は $180[\text{pixel}]$ である。



図 3.6 テスト画像

エッジフィルタの設定を説明する。方向分割数 N を 8 とした。領域 $Region_W$, $Region_B$ に関しては、 r を $3.5[\text{pixel}]$, γ を $1.5[-]$ とした。 $d = 1$ (輝度勾配 $0[\text{rad}]$ に相当) の場合の領域 $Region_W$, $Region_B$ を図 3.7 に示す。 $Region_W$, $Region_B$ は W , B で示される画素の集合で近似できる。

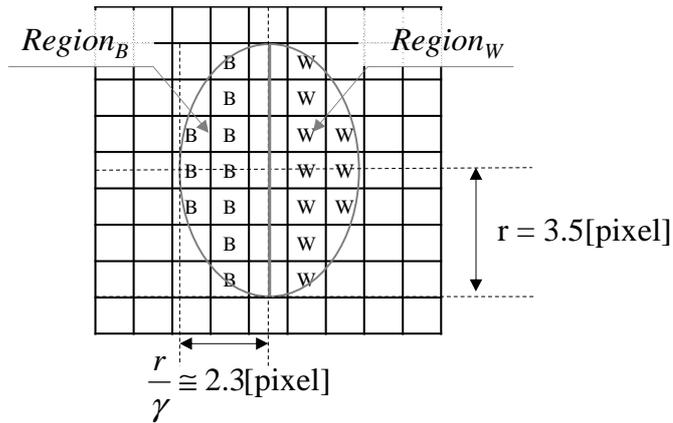


図 3.7 エッジフィルタで用いられる領域 $Region_W$, $Region_B$ の例 ($d=1$)
 閾値 Th_{BRIGHT} は輝度差 21 を下回る 20 とした. また閾値 Th_{NUMBER} は式(3.10) から 8 とすることにより全周囲のエッジが検出できると想定される.

$$Th_{NUMBER} \leq \frac{\pi \cdot r^2}{2 \cdot \gamma} \cdot \frac{\pi - 2 \cdot \tan^{-1}(\gamma \cdot \tan(\frac{\pi}{N}))}{\pi} \cong 8.3 \quad (3.10)$$

Th_{NUMBER} を 9 と 8 とした場合の結果を図 3.8 に示す.

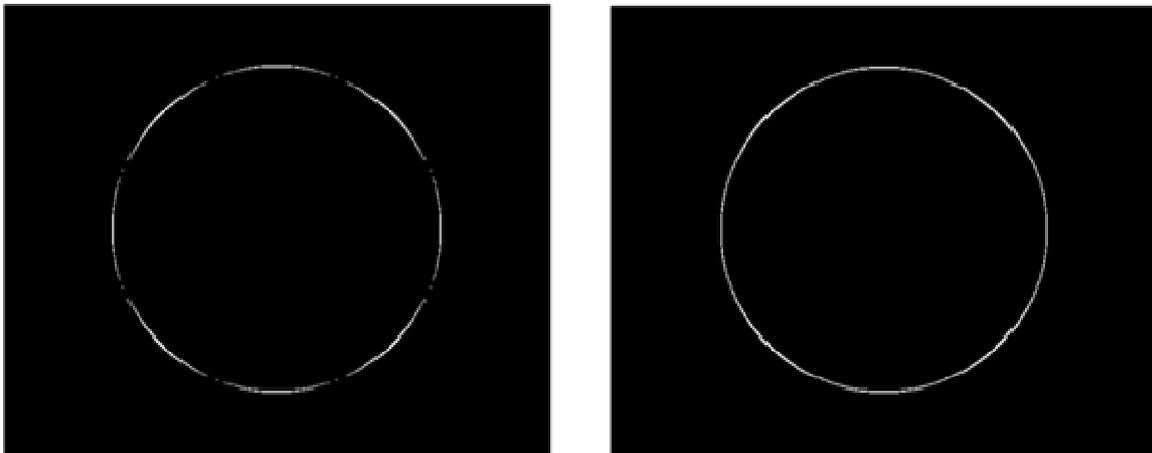


図 3.8 提案手法によるエッジ検出結果
 左図 : $Th_{NUMBER} = 9$, 右図 : $Th_{NUMBER} = 8$

円の輪郭線を完全に検出できるためには Th_{NUMBER} を 8 に設定した場合であることが判る. 式(3.10)で示される閾値 Th_{NUMBER} を用いることにより, 各エッジフィルタは方向分割で指定された範囲のすべてのエッジを検出できることが示された.

■ パラメータ r と曲率半径下限の関係

パラメータ r を適切に調整することにより，検出する輪郭線の滑らかな下限を調整できることを 3.1.3 節で説明した．ここでは曲率が異なる複数の円をテスト画像とし， r を変えた場合の検出できる曲率を示し，式(3.9)の妥当性を示す．テスト画像を図 3.9 に示す．

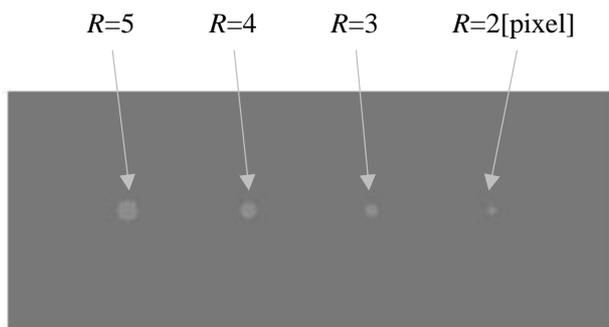


図 3.9 テスト画像

図 3.9 に示した 4 つの曲線の半径 R は 5,4,3,2[pixel] に相当する．検出できる輪郭線の半径の下限を R とした時の r の設定値は式(3.9)である．方向分割数 N を 8 とし， r を 3.5， γ を 1.5 とすると， R は式(3.11)となる．

$$R = \frac{\cos(\tan^{-1}(\gamma \cdot \tan(\frac{\pi}{N})))}{\sin(\frac{2\pi}{N})} r \cong 4.2 \tag{3.11}$$

このエッジフィルタの出力結果を示す．

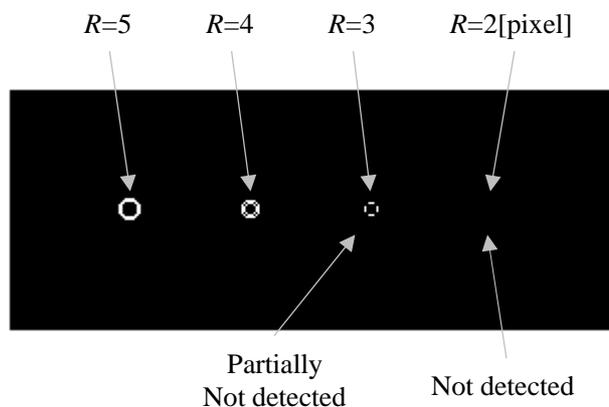


図 3.10 提案手法によるエッジ検出

黒が背景色で白が検出した部分を示す．検出できる円の半径の下限は想定している値に

ほぼ等しい結果となっている。このように、式(3.9)に基づいて r を設定することにより、検出できる輪郭線の半径 R を設定できることが示された。

■ 従来手法との比較

提案するフィルタが、路面との輝度差の小さい白線を検出できることと、テクスチャ等のノイズ除去性を両立していることを示す。テスト画像は図 3.6 の画像にノイズを加えた図 3.11 とした。明るい灰色で示される高輝度側、暗い灰色で示される低輝度側の輝度は $I_w = 141$, $I_b = 120$ とし、画面全体の画素からランダムに 5[%] を抽出し、その輝度を 240 とした。

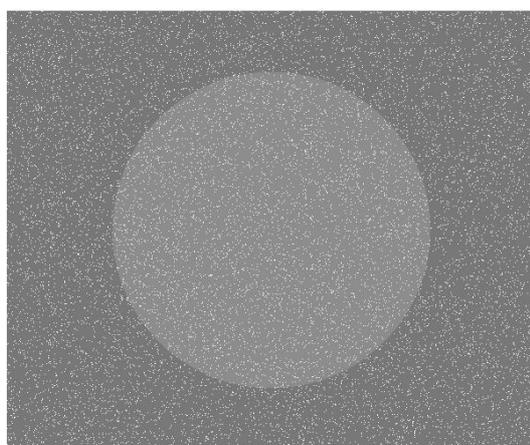


図 3.11 テスト画像

提案するエッジフィルタは 3.1.3 節で用いたものを使用した。また、従来のエッジフィルタとして Gabor フィルタを選択した。条件を揃えるため、輝度の閾値 Th_{BRIGHT} は 20 とし、輝度の参照領域をほぼ一致させるようにガボールフィルタの重み行列を調整した。 $d = 1$ の場合の Gabor フィルタを式(3.12) (3.13)に示す。 $d = 1$ 以外のフィルタは以下に示す重み行列 W が $\pi/4$ ずつ回転したものである。

$$EG_1(x, y) = \sum_{i, j=-3..3}^{3,3} w_{ij} \cdot I(x+i, y+j) \geq Th_{BRIGHT} \quad (3.12)$$

$$\begin{bmatrix} w_{-2,3} & w_{-1,3} & w_{0,3} & w_{1,3} & w_{2,3} \\ w_{-2,2} & w_{-1,2} & w_{0,2} & w_{1,2} & w_{2,2} \\ w_{-2,1} & w_{-1,1} & w_{0,1} & w_{1,1} & w_{2,1} \\ w_{-2,0} & w_{-1,0} & w_{0,0} & w_{1,0} & w_{2,0} \\ w_{-2,-1} & w_{-1,-1} & w_{0,-1} & w_{1,-1} & w_{2,-1} \\ w_{-2,-2} & w_{-1,-2} & w_{0,-2} & w_{1,-2} & w_{2,-2} \\ w_{-2,-3} & w_{-1,-3} & w_{0,-3} & w_{1,-3} & w_{2,-3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0006 & -0.0031 & 0 & 0.0031 & -0.0006 \\ 0.0097 & -0.0533 & 0 & 0.0533 & -0.0097 \\ 0.0533 & -0.2942 & 0 & 0.2942 & -0.0533 \\ 0.0942 & -0.5200 & 0 & 0.5200 & -0.0942 \\ 0.0533 & -0.2942 & 0 & 0.2942 & -0.0533 \\ 0.0097 & -0.0533 & 0 & 0.0533 & -0.0097 \\ 0.0006 & -0.0031 & 0 & 0.0031 & -0.0006 \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

エッジ検出結果を図 3.12 に示す。

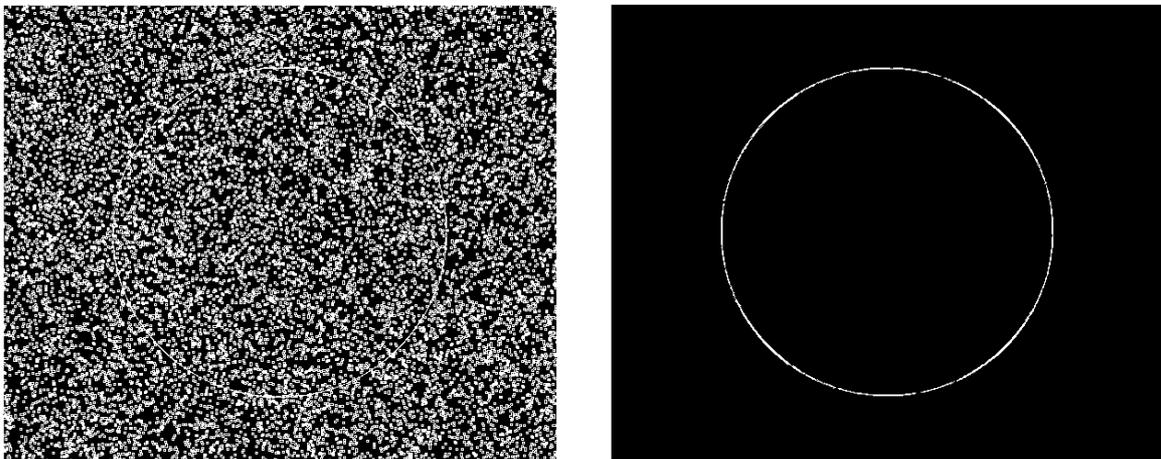


図 3.12 エッジ検出

左図：ガボールフィルタ，右図：提案手法

Gabor フィルタでは円の輪郭線以外にノイズを多数検出している。提案方式は円の輪郭線をなすエッジのみを検出している。このように，提案手法は従来手法に対し，輝度差の少ないエッジを検出しつつ，テクスチャのなすノイズを誤検出しにくい性能に優れていることが示された。

3.1.5 まとめ

輝度変化の閾値判定ではなく，新たな評価指標に基づくエッジフィルタを提案した．この評価指標はローパスフィルタ+微分演算を近似した非線形フィルタに着想を得た，離散値的な輝度勾配の近似を表すものである．このエッジフィルタとモデルを用いないクラスタリングを組み合わせることで，一般道を含めた複雑な道路環境に対応できるエッジフィルタを実現できた．このフィルタは，画像と行列のコンボリューションにより実現できるため，並列化処理による高速化が期待できる．今回，オフラインでの処理結果を示したが，今後，実時間処理の検証を行う必要がある．

3.2 輪郭線の検出手法

3.2.1 基本の考え方

白線の輪郭線は区分的に滑らかな曲線で構成されている。本節は、区分的に滑らかな輪郭線を抽出する手法を提案する。滑らかな輪郭線を構成するエッジで互いに近接するものは輝度勾配方向もほぼ一致することが期待できる。その様子を図 3.13 に示す。輝度勾配方向は輪郭線と垂直であり、輪郭線は滑らかであるので、図 3.13 の、互いに位置が近接するエッジ A, B の輝度勾配方向もほぼ一致する。

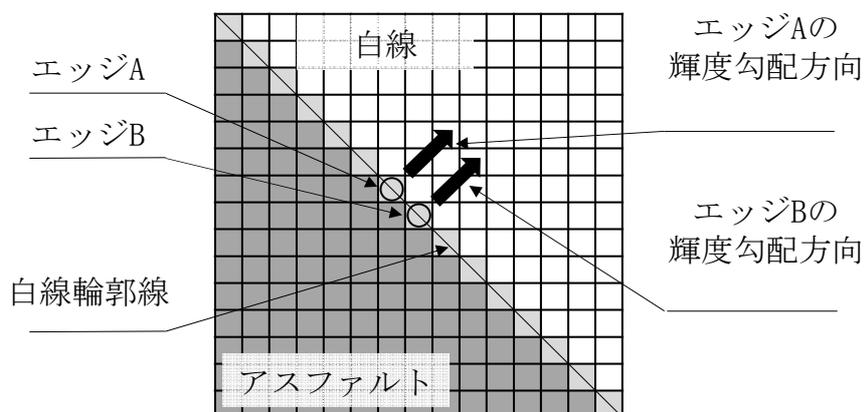


図 3.13 位置と輝度勾配方向の近接性

2点のエッジ A, B が滑らかな曲線輪郭線上に近接して存在する場合、輝度勾配方向も近接する。

この特性に鑑み、エッジの輝度勾配方向及び位置の近接性に基づくクラスタリングが滑らかな曲線の検出に有効ではないかと考えた。この考えに基づく提案手法を図 3.14 に示す。これは2つの要素から構成される。1つ目は、輝度勾配方向が互いに近接するエッジのクラスタリングである。そして2つ目は、得られたクラスタ毎に行われる、位置が互いに近接するエッジのクラスタリングである。後者のクラスタリングにおいて、構成する要素数が閾値以上のクラスタのみを検出する。2,3,4段目の白点/白線はエッジ/クラスタを表す。2段目で得られる8つのエッジ画像は8つのクラスタと見做すことができる。

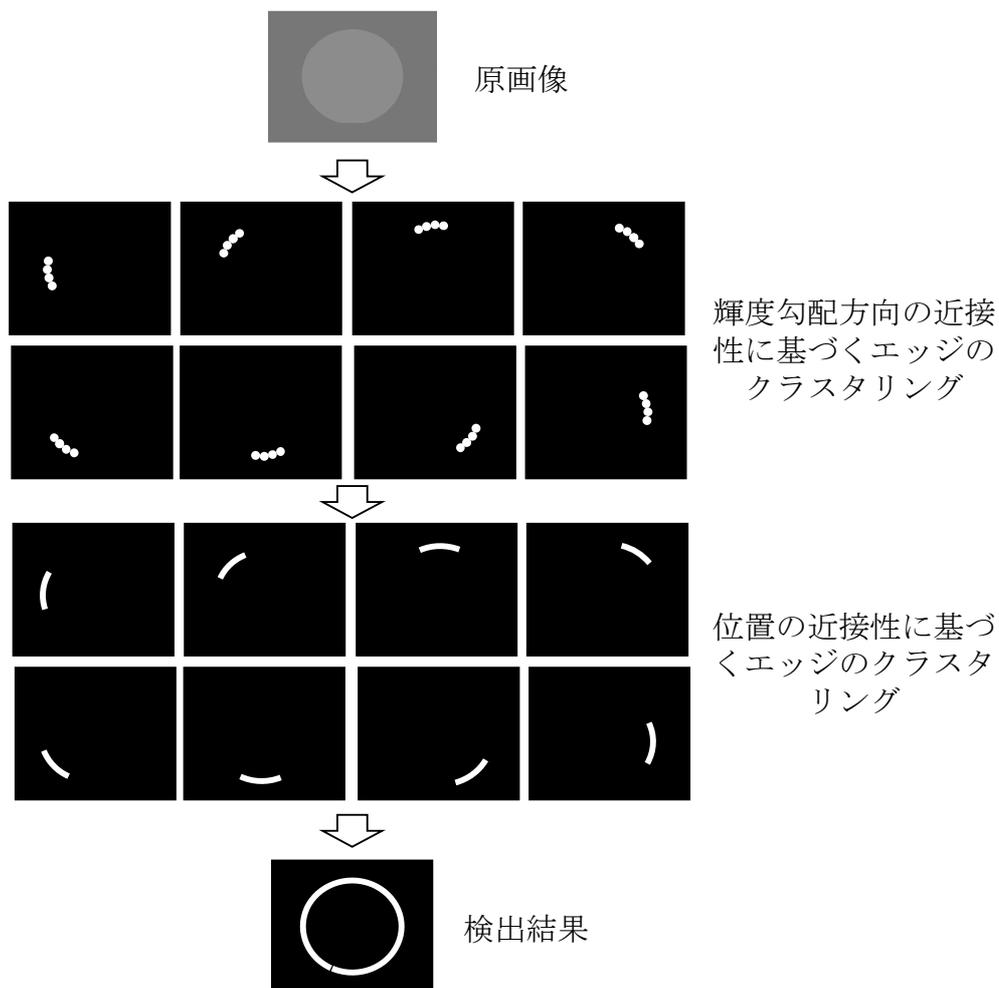


図 3.14 輪郭線検出のコンセプト

輝度勾配方向の近接性によるクラスタリング，位置の近接性に基づくクラスタリングを順に行い，位置・輝度勾配方向が互いに近接するエッジをクラスタリングする。

図 3.14では輝度勾配方向のクラスタ数を8とした。このクラスタ数を多く設定すると，1 つ目のクラスタリングで得られたそれぞれのクラスタ内において，エッジの輝度勾配方向は互いにより近接したものとなる。その結果，位置の近接性に基づくクラスタリングにおいて，輝度勾配方向の違いの大きいエッジ同士をクラスタリングすることが減少し，ノイズ誤検出が更に低減されることになる。逆に，このクラスタ数を減らすとノイズ低減効果が失われる。その極端な例が，すべてのエッジを近接性のみからクラスタリングする従来例となる。

3.2.2 アルゴリズム

アルゴリズムを図 3.15 に示す. 入力画像 I で, 出力はエッジのクラスタリスト OUT である. 輝度勾配方向を N で量子化し, $ListDirection$ を $1:N$ とする.

Algorithm: エッジクラスタリング

```
input: An image  $I$ 
output: A cluster list  $OUT$ 
1 for each direction  $d \in ListDirection$  do
2    $E_d = CLUSTERING\_GRADIENT(I, d)$ 
3    $OUT_d = CLUSTERING\_POSITION(E_d)$ 
4   Add  $OUT_d \rightarrow OUT$ 
5 end
```

図 3.15 エッジクラスタリング

行番号 1,5: 繰り返し処理

量子化された各輝度勾配方向に対する処理の繰り返しを行う.

行番号 2: “輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング”

輝度勾配方向が $d \in ListDirection$ に近似できるエッジを 1, それ以外を 0 とするエッジ画像 E_d を作成する.

行番号 3: “位置の近接性に基づくエッジのクラスタリング”

エッジ画像 E_d のエッジ群で, 互いに近接するものはクラスタリングされ, クラスタリスト OUT_d が作成される. クラスタリングの過程で, 要素数が閾値以上のクラスタをクラスタリスト OUT_d に登録する.

行番号 4: 統合

OUT_d は統合され, クラスタリスト OUT が生成される.

位置の近接性に基づくクラスタリング (2 つ目のクラスタリング) は 2.5.1 で既に説明しているため, 3.2.3 節では, 輝度勾配の近接性に基づくクラスタリング (1 つ目のクラスタリング) を説明する.

3.2.3 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング

輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリングは、想定する輝度勾配方向の異なる複数のエッジフィルタで実現される。すなわち、各フィルタのエッジ出力をクラスタと解釈することができる。

このフィルタバンクを構成するエッジフィルタを従来の、輝度分布加重平均によるエッジフィルタではなく、3.1 節で示したエッジフィルタを用いることを提案する。すなわち、フィルタバンクを構成するエッジ判定は式(3.14)で表される。

$$\begin{aligned} E_d(x, y) &= (n(Gr) > Th_{NUMBER}) \\ \text{where} & \\ Gr &= \{i | I(x+xw_i, y+yw_i) - I(x+xb_i, y+yb_i) > Th_{BRIGHT}\} \end{aligned} \quad (3.14)$$

これと従来の輝度分布加重平均によるエッジフィルタとの差を示すために Gabor フィルタを式(3.15)に再掲する。

$$E_d(x, y) = \iint_{\Omega} I(u, v) \cdot g(x-u, y-v) dudv > Th_{BRIGHT} \quad d = 1:N \quad (3.15)$$

3.2.4 評価

前章で説明した構成が、“輝度勾配方向に基づくエッジのクラスタリング”と“滑らかな輪郭線の検出”を実現することを示す。

■ “輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング”の実現

提案するエッジフィルタが“輝度勾配方向の近接性に基づくエッジのクラスタリング”を実現できることを示す。まず、従来のエッジフィルタの適用結果を再掲した後、提案するエッジフィルタの結果を示し、必要となる機能が実現されていることを示す。

Gabor フィルタを用いたフィルタバンクを、輝度違いの白丸に適用した例を図 3.16, 図 3.17 に示す。本例においては N を 8 とし, γ , σ , λ を 1.0[-], 0.94[pixel], 3[pixel] とした。図 3.16, 図 3.17 共に画像サイズは 500×600[pixel], 背景色の輝度は 120, 円の輝度はそれぞれ 141, 200 であり, エッジ判定の閾値 Th_{BRIGHT} を 20 としている。これは, アスファルト等の路面との輝度差の少ない白線でも検出できることを想定した値である。図 3.16, 図 3.17 の比較で明らかのように, 従来のフィルタバンクで得られるエッジ画像はエッジの輝度勾配の大きさにより異なる。輝度勾配方向に基づくクラスタリングはこのようなフィルタでは構成できない。

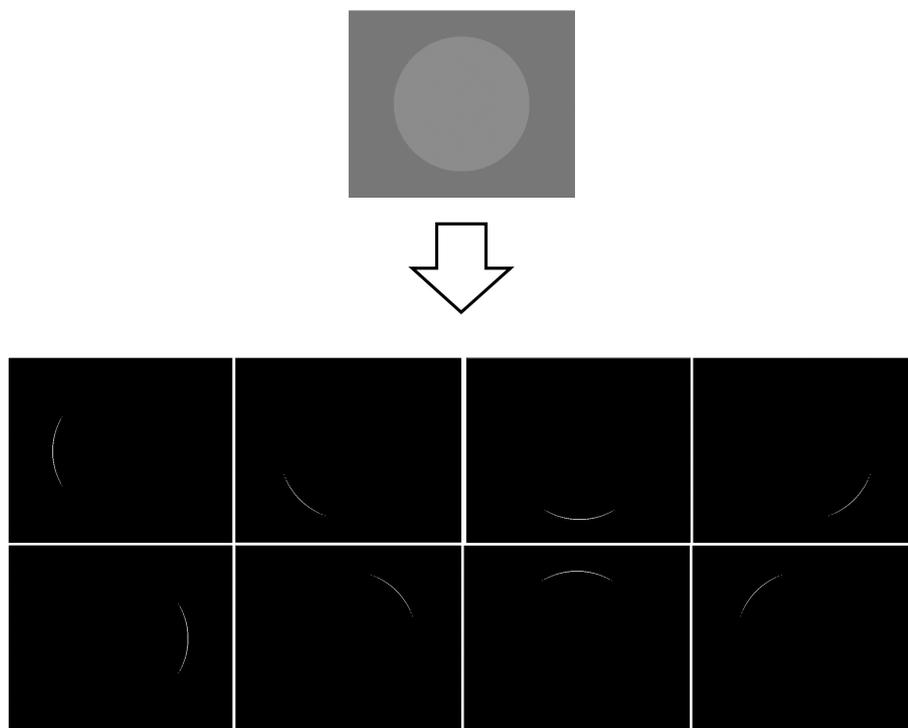


図 3.16 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジクラスタリング
Gabor フィルタを用いて背景との輝度差の少ない白丸のエッジを 8 方向にクラスタリングした結果。

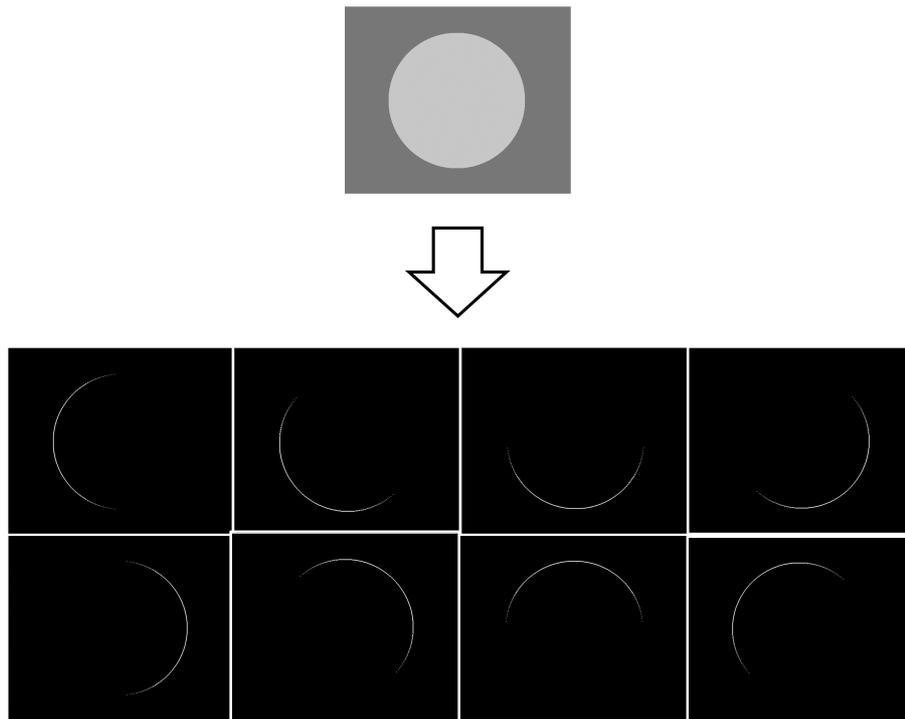


図 3.17 輝度勾配方向の近接性に基づくエッジクラスタリング
Gabor フィルタを利用し、背景との輝度差の大きい白丸のエッジを 8 方向にクラスタリングした結果. 図 3.16 と同じパラメータを用いている.

次に、提案するフィルタバンクによる“エッジの輝度勾配方向に基づくクラスタリング”の結果を示す. Gabor フィルタの設定と条件を揃えるため、提案するエッジフィルタの領域 $Region_{wd}$, $Region_{bd}$ を図 3.18 に示す大きさとした. また, 方向分割数 N を 8, Th_{NUMBER} を式(3.10) に基づいて 8 とした.

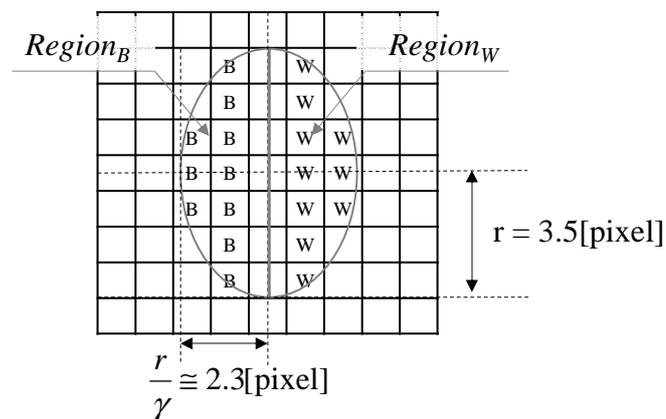


図 3.18 提案手法で用いられる領域 $Region_W$, $Region_B$ ($d = 1$)

このエッジフィルタを輝度の異なる白丸に施した結果を図 3.19, 図 3.20 に示す.

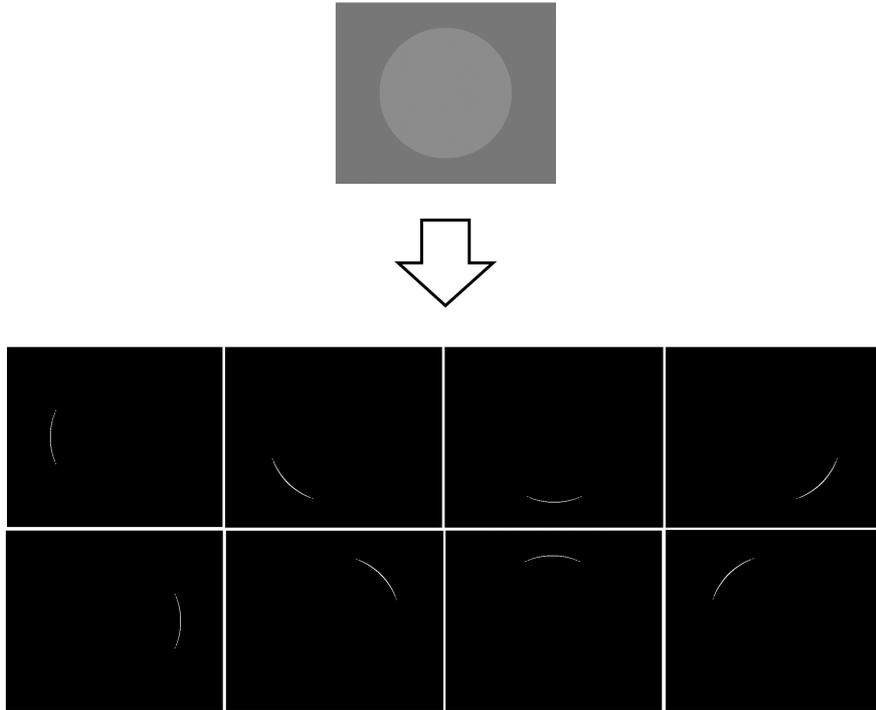


図 3.19 輝度勾配近接性に基づくエッジクラスタリング (提案フィルタ)
背景との輝度差の少ない白丸のエッジを 8 方向にクラスタリングした結果

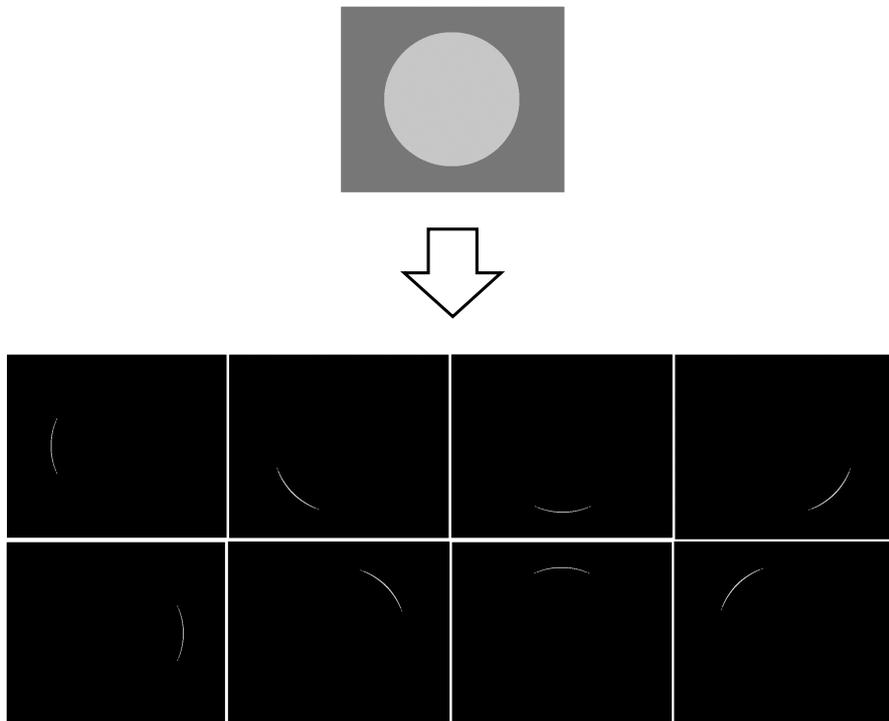


図 3.20 輝度勾配近接性に基づくエッジクラスタリング (提案フィルタ)
背景との輝度差の大きい白丸のエッジを 8 方向にクラスタリングした結果.
図 3.19 と同じパラメータを用いている.

提案するエッジフィルタは、エッジの輝度勾配の大きさには影響されることなくエッジを判定し、複数のエッジフィルタで構成されるフィルタバンクが、“輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリング”を実現していることが判る。クラスタリングは従来のエッジフィルタが構成するフィルタバンクでは実現できないものである。

■ 滑らかな輪郭線の検出

輝度勾配方向に基づくエッジのクラスタリング，位置の近接性に基づくエッジのクラスタリングで構成されるクラスタリング手法が滑らかな輪郭線検出に有効であることを示す。

輪郭線の滑らかさの異なる図形に提案手法を適用した結果を図 3.21 に示す。上段が原画像，下段が提案手法の処理結果である。エッジフィルタの個数 N を 8，エッジフィルタの領域設定は図 3.18 と同じ， Th_{NUMBER} を 7，位置の近接性に基づくクラスタ抽出の閾値を 20[-] としている。画像サイズは 500×600[pixel] であり，上段 4 つの図形は左から半径 180[pixel] の円，中心からの距離の初期値 180[pixel]，円周方向 1 度毎の変動分を ± 2 [pixel] の乱数として輪郭線を生成した図形，同様に ± 4 [pixel]， ± 6 [pixel] で生成した図形である。右に行くに従って，滑らかさが失われていくことが判る。提案手法は滑らかな曲線で構成される輪郭線の部分のみを検出していることが判る。

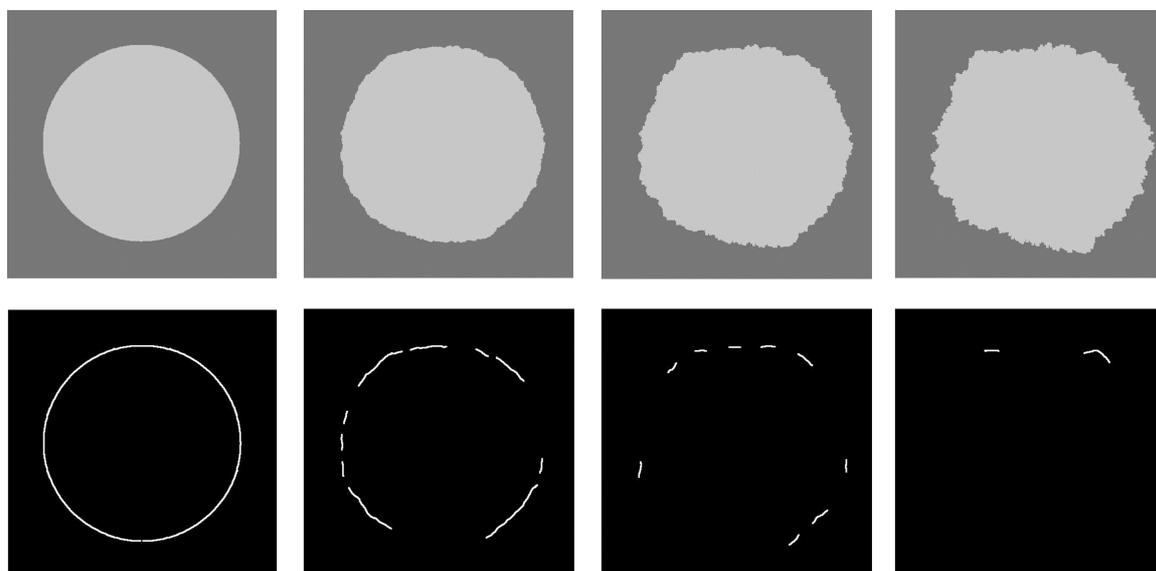


図 3.21 滑らかさの異なる輪郭線の検出結果

左が半径 180[pixel] のオリジナル。右側は半径方向にランダム雑音を加えたもの。ランダムノイズは順に ± 2 [pixel]/[degree]， ± 4 [pixel]/[degree]， ± 6 [pixel]/[degree] としている。下側が輪郭線処理結果。輪郭線の滑らかさが失われていくのに従い，検出しなくなる様子が判る。すなわち，提案手法は滑らかな輪郭線のみを抽出することが判る。

次に，輝度勾配方向のクラスタ数 N 違いの結果を図 3.22 に示す．

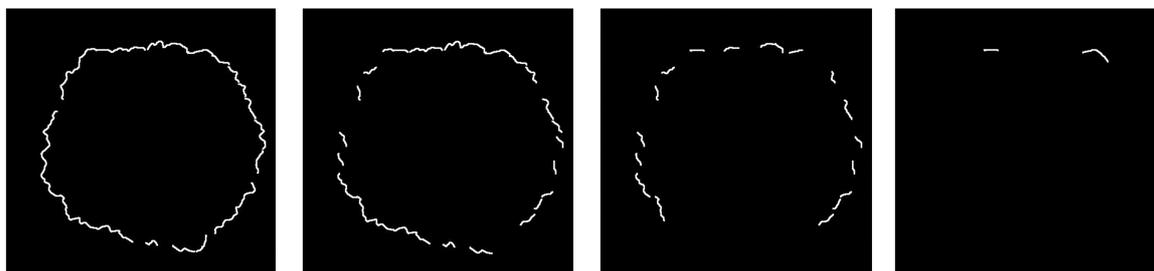


図 3.22 輝度勾配方向のクラスタ数 N_c の効果

左から $N=1,2,4,8$ としている．いずれも図 3.21 の最も右側の滑らかでない輪郭線に提案手法を適用した結果を示す． N を大きくするに従い，滑らかでない輪郭線の検出が低減されることが判る．これはエッジの近接性同様，エッジの輝度勾配方向の近接性をクラスタリングの条件に追加したことの効果を示す．

N を 1 とした場合は近接性に基づくエッジのクラスタリングであり，従来手法 (Szeliski, 2011) の結果に対応する． N を大きくするに従い，滑らかな曲線の輪郭線のみを検出できるようになることが判る．

図 3.22 の結果に対し，数字評価を行った．滑らかさの評価値として輪郭線の画素の図中心までの距離 R の 2 階微分の絶対値の平均を選んだ．2 階微分の近似を式(3.16)に示す．

$$d^2R/dx^2 = (R(x+2\cdot\Delta) - 2\cdot R(x+\Delta) + R(x))/\Delta^2 \quad (3.16)$$

ただし， x はクラスタを構成する画素の距離とし，今回，画素の量子化誤差を除くために Δ を 3 とした．この指標による評価結果を表 3-1 に示す． N が大きくするにつれて評価値が小さくなり，検出された輪郭線がより滑らかになっていることが示された．

表 3-1 輝度勾配方向のクラスタ数 N と輪郭線の滑らかさの関係

N	d^2R/dx^2
1	0.1268
2	0.1188
4	0.1044
8	0.0410

3.2.5 まとめ

位置及び輝度勾配方向の近接性に着目したエッジのクラスタリング手法を提案した。これは従来のエッジフィルタではなく、新たに提案するエッジフィルタで実現できること、そして、滑らかな輪郭線検出に有効であることを明らかにした。また、車載カメラで取得された画像への適用例を通じて、本手法が路面ノイズ低減に効果があり、一般道を含む複雑な道路環境の白線検出に有効であることを示した。ただし、実時間処理は実現できておらず、今後、処理の高速化の検討を行っていく。

3.3 輪郭線検出の高速化

3.3.1 基本の考え方

直線輪郭線を検出する手法として Hough 変換が知られている。提案手法はその課題を踏まえて構成されたものである。最初に Hough 変換の概要・課題を説明し，その上で提案手法の基本の考え方を説明する。

Hough 変換は，図 3.23 に示すパラメータ d, θ を用いて直線を式(3.17)のように記述する。輝度勾配方向は θ である [58]。

$$d = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta \quad (3.17)$$

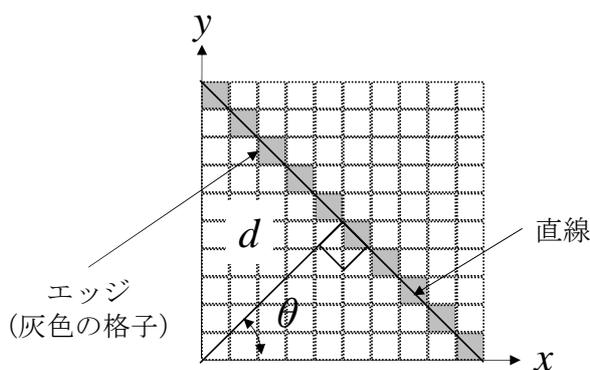


図 3.23 直線を記述するパラメータ d, θ

エッジの座標・輝度勾配方向の集合を S とすると，Hough 変換は図 3.24 で表される。出力は，直線輪郭線のパラメータ集合 $\{d, \theta\}$ である。

Procedure Hough 変換 ($\{(x, y, \theta) | (x, y, \theta) \in S\}$):

- 1 Clear the accumulator array $[d, \theta]$.
 - 2 For each detected edge at location (x, y) and orientation θ .
Compute the value of
 $d = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta$.
Increment the accumulator cell (d, θ) .
 - 3 If the value of the cell (d, θ) is equal or greater than Th_{NUMBER}
Add (d, θ) to output list.
-

図 3.24 Hough 変換 (再掲)

- 1 行目：パラメータ空間 $[d, \theta]$ を量子化し，それに対応するアキュムレータ配列を用意する．
- 2 行目：検出されるエッジ毎にその座標 (x, y) と輝度勾配方向 θ から式(3.17)を用いて d を計算する．アキュムレータセル (d, θ) を 1 増加させる．これを投票と呼ぶ．
- 3 行目：すべてのエッジによる投票が終了した後，投票値が閾値 Th_{NUMBER} 以上となるアキュムレータセル (d, θ) を探索し，それを出力リストに追加する．

直線輪郭線を検出することとは，直線輪郭線をなすエッジを検出するものとも解釈できる．Hough 変換は，検出するエッジの特徴量を以下のように定義している．

Hough 変換の定義する特徴量：

注目するエッジの座標・輝度勾配方向で定義される直線上のエッジ数．ただし，直線上のエッジの輝度勾配方向は注目するエッジの輝度勾配方向と同じであること．

図 3.23 に示すようなエッジは，上記の特徴量が大きく，Hough 変換により検出される．しかしながら，この特徴量は検出すべきエッジの特徴を表現しきれていない．その理由を説明する．図 3.25 は，輝度勾配方向は互いに一致しているが，ランダムに配置されているエッジ群を示す．テクスチャノイズがその一例である．今，図 3.25 に示すように，エッジ群のうちの 5 つが偶然直線上に存在しているとする．検出判定の閾値 Th_{NUMBER} を仮に 4 とすると，これらのエッジの特徴量は閾値 Th_{NUMBER} 以上となり，検出対象となる．すなわち，Hough 変換の定義する特徴量を用いた検出判定では，テクスチャノイズに存在するエッジ群の中に，実際には存在しない輪郭線を誤検出する課題がある．このような誤検出を低減するために着目したメカニズムは人間の視覚認識である．人間は，テクスチャノイズのような，ランダムに配置されているエッジ群の中から輪郭線を検出しない．すなわち，図 3.25 から直線輪郭線を誤検出しない．

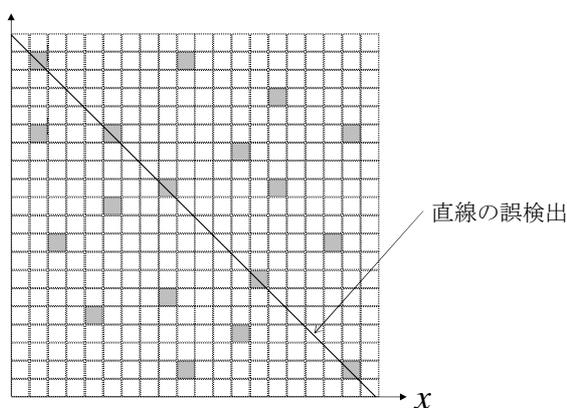


図 3.25 直線検出 Hough 変換の誤検出例
エッジは乱数で生成されている．

この視覚認識のメカニズムは Helmholtz の原理 [89] [93] [94] [95] [96]として知られ、以下にまとめられる。

Helmholtz の原理：

一様にランダムなイメージの中に人間は構造 (= 輪郭線) を検知しない。

この原理から、特徴量は“一様にランダム”からの逸脱を踏まえたものでなければならぬことが推察される。一様にランダムからの逸脱は、生起確率が低いことと解釈できるため、特徴量を以下のように修正することが考えられる。

修正特徴量：

注目するエッジの座標・輝度勾配方向で定義される直線上の、かつ、注目するエッジの近傍のエッジ数。ただし、エッジの輝度勾配方向は注目するエッジの輝度勾配方向と同じであること。

上記特徴量は、Hough 変換の定義する特徴量に“注目するエッジの近傍の”を追加したものである。閾値 Th_{NUMBER} を同じとすると、上記特徴量が偶然満たされる確率は Hough 変換のそれより小さいことになる。

特徴量の例を図 3.26 に示す。左側が入力であるエッジ画像、右側が各エッジの特徴量である。ただし、輝度勾配方向 $\theta = \pi/4[\text{rad}]$ とし、近傍を 3[pixel]とした。

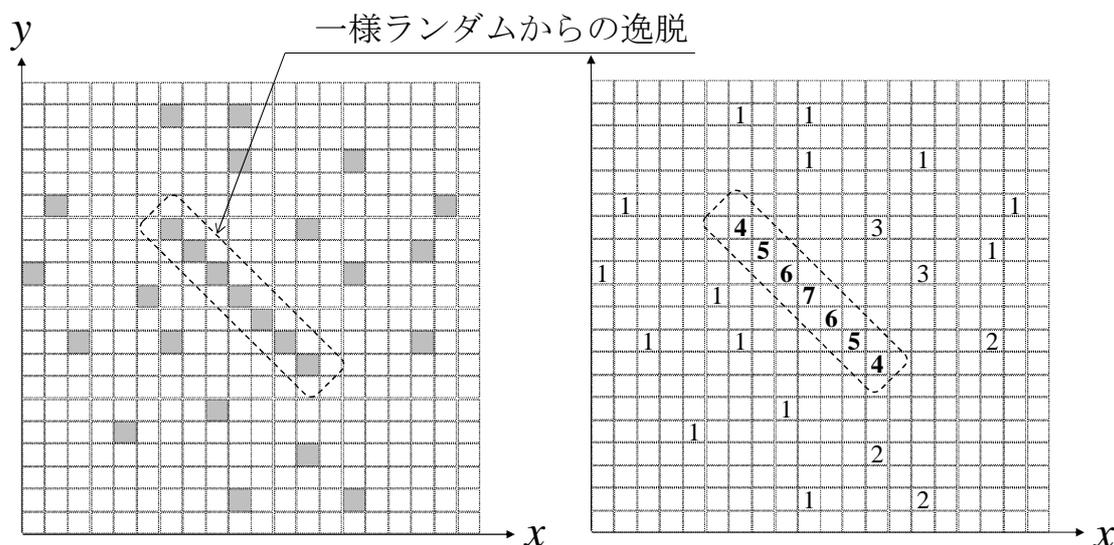


図 3.26 一様ランダムからの逸脱と修正特徴量

左図灰色の格子はエッジを表す。右図は修正特徴量を示す。中央付近の 7 画素は閾値 $Th_{NUMBER} = 4$ で検出される。

図 3.26 の左側に示すように，入力エッジ画像の中央付近の 7 つのエッジは他のエッジと異なり，互いに接近して並んでおり，一様ランダムから逸脱していると思えることができる．すなわち，それらは検出対象であると言える．閾値 Th_{NUMBER} を 4 と設定することにより，これらのエッジのみが検出されることになる．この 7 つのエッジが図 3.25 のように離れて存在している場合，特徴量は閾値 $Th_{NUMBER} = 4$ に達せず，検出されない．

この特徴量でもなお課題が存在する．一般に，エッジの輝度勾配方向は注目するエッジを含む所定領域の輝度分布に基づいて近似されるが，誤差が存在する．図 3.26 の右図は，注目するエッジの輝度勾配方向，直線上のエッジの輝度勾配方向が共に $\pi/4[\text{rad}]$ と算出された理想的な条件下でのエッジ数のカウントであり，一般にこのような状況を期待できない．この課題を解決するために提案する特徴量を以下に示す．

提案する特徴量：

注目するエッジを中心に，軸方向 $\theta \pm \pi/2[\text{rad}]$ ，中心角 $Th_{ANGLE} \times 2$ で定義される 2 つの扇の半径方向の，かつ，注目するエッジの近傍のエッジ数．ただし，エッジの輝度勾配方向を $\theta [\text{rad}]$ とし，それと注目するエッジの輝度勾配方向の差は閾値 Th_{ANGLE} 以下であること．

上記の扇，注目するエッジ，その近傍の例を図 3.27 に示す．注目するエッジは図中央の格子であり，その近傍とは，1 から 11 で番号付けした格子を意味する．扇とは，これら番号付けされた格子のなす領域に相当する．中央の格子からの距離が同じである複数の格子は同じ番号となるように，かつ， $\theta - \pi/2[\text{rad}]$ の方向で昇順となるように，番号は設定される．

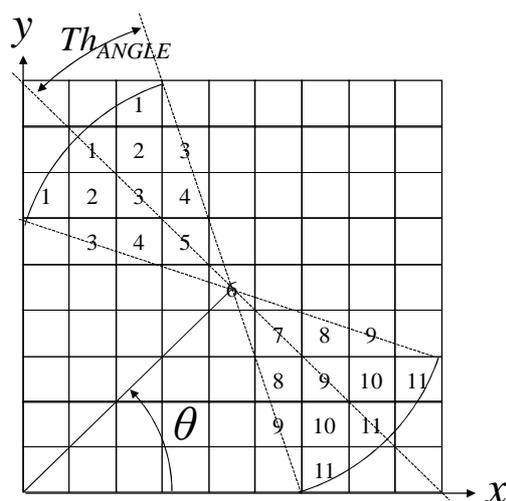


図 3.27 提案特徴量 N_e を計算するために導入された扇状の領域 θ は輝度勾配方向を表す．図中の番号は(3.18 の i に相当する)．

提案する特徴量である，扇の半径方向のエッジ数 N_e は，式(3.18)で定義される．

$$N_e = \text{sum}(F_i) \mid F_i = \min(1, \text{sum}(E_i(x))) \quad (3.18)$$

式(3.18)において， $E_i(x)$ は番号 i が付された x 番目の格子のエッジ判定を表し，エッジの場合には 1 を，そうでない場合には 0 を表す． F_i は格子番号 i の付された格子の中にエッジが含まれる場合には 1 を，そうでない場合には 0 となる．すなわち， N_e は扇の円周方向を圧縮したエッジ数であり，図 7 の例では最大で 11 となる．

この特徴量を用いることにより，直線輪郭線上のエッジだけでなく，滑らかな輪郭線上のエッジをも検出できるようになる．その様子を図 3.28 に示す．

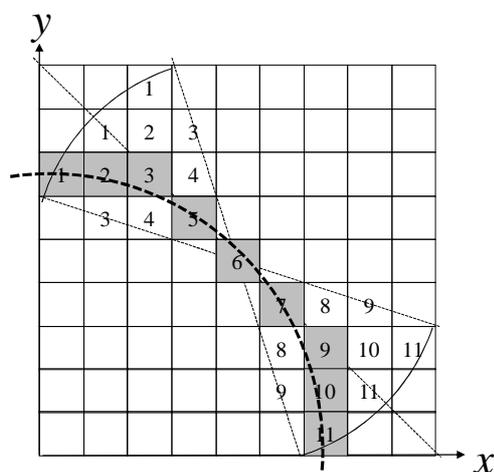


図 3.28 曲線輪郭線とそれを構成する画素（灰色の格子）

中央の画素の特徴量は 9 であり，閾値 $Th_{NUMBER} = 4$ よりも大きい．これは曲線輪郭線の中央画素が式(3.18)で定義される特徴量で検出されることを意味する．

太い破線で示される円を構成するエッジを灰色の格子で示したが，図中央のエッジの特徴量は 9 となり，閾値 Th_{NUMBER} を直線輪郭線検出用に設定した値（例えば 4）で検出できる．

閾値 Th_{ANGLE} を小さく設定すると非検出の可能性が生じることはすでに述べたが，逆に大きく設定すると，非検出の程度は低減されるものの，一様ランダムからの逸脱の特性が失われ，ノイズを誤検出しやすくなる．このトレードオフを考慮して閾値 Th_{ANGLE} を設定する必要がある．ただし，より高いレベルでのトレードオフとするために，以下に定義される大域的特徴量を導入した．

提案する大域的特徴量：

圧縮された画像に対して定義される上記特徴量．

この様子を図 3.29 に示す. 大域的な特徴量を左に, 局所的な特徴量を右に示す. ただし, 輝度勾配方向が $\theta = \pi/4[\text{rad}]$ に対して定義される特徴量のみを示した. 左図中央の注目するエッジの大域的な特徴量は局所的に見ても保持されていることが判る. これら 2 つの特徴量に基づき, 滑らかな輪郭線 (=それを構成するエッジ) を検出する処理を次節で説明する.

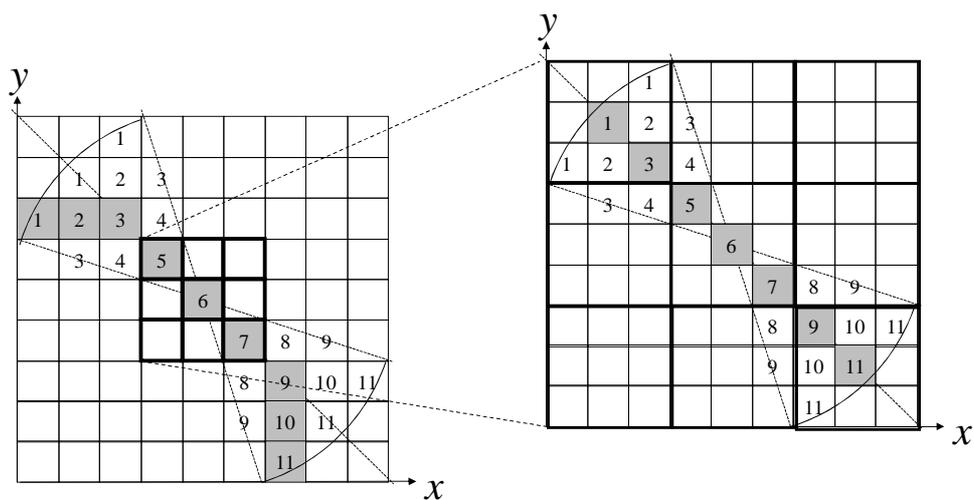


図 3.29 大域的特徴量と局所的特徴量

左図の格子は 3×3 の画素集合を意味する. 左図の特徴量 (大域的特徴量) はこれらの格子に基づいて計算される. 灰色の部分にはエッジを意味する. 輝度勾配方向 $\theta = \pi/4[\text{rad}]$ の大域的特徴量は右図で示される局所特徴量でも保持される.

3.3.2 アルゴリズム

想定する輝度勾配方向の異なる複数のエッジフィルタにより、エッジを方向毎に検出することができる。提案手法は、その処理を第1ステップとし、方向毎に輪郭線エッジを抽出する。最終出力は各方向の出力のORとなる。処理全体を図 3.30 に示す。

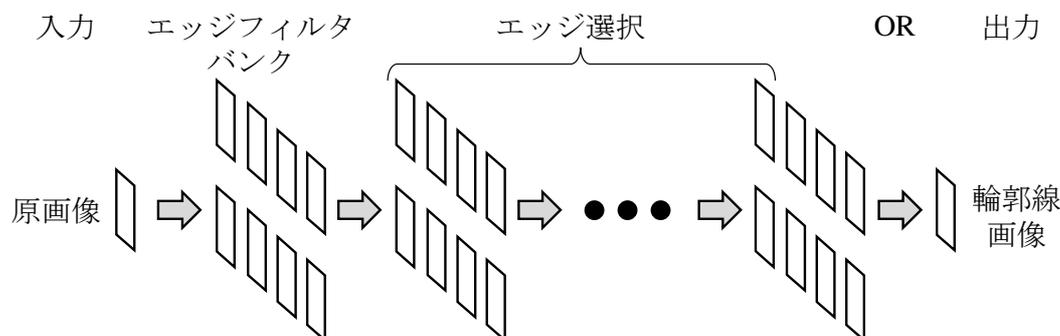


図 3.30 提案手法の処理全体

図 3.30 に示されるエッジ選択は図 3.31 に示される処理で構成される。

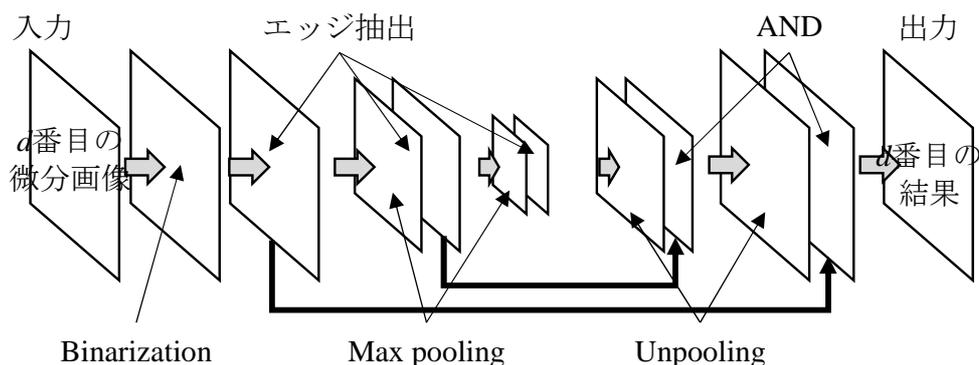


図 3.31 エッジ選択の処理

ここで d 番目の輝度勾配方向を式(3.19) で定義する。ただし、 N は全周囲の方向を量子化した数である。すなわち、 $0 \sim 2\pi[\text{rad}]$ を1から N の離散値で近似する。

$$\theta_d = \frac{2 \cdot \pi}{N} (d - 1) \tag{3.19}$$

エッジ画像は閾値処理を用いて2値画像（エッジ = 1，それ以外 = 0）に変換される。次に 2.1 節で説明した特徴量に基づいてエッジが抽出される。この処理の実現法については 3.3.3 項で改めて説明する。抽出結果は圧縮されて新たなエッジ画像が生成される。圧縮は図 3.31 の Max pooling に対応する [97]。得られた画像に対し、再度エッジ抽出

が実行される．図 3.31 ではエッジ抽出を 3 段，圧縮を 2 段で示しているが，これはより多段であっても良い．最終のエッジ抽出がなされた後，画像拡大及びコンボリューションで元のサイズのエッジ抽出を行う．すなわち，画像拡大で得られた画像をフィルタと見立てて，すでに得られている同じサイズのエッジ画像との要素間の AND を行う．この結果，元の画像のノイズが除かれる一方，画像拡大で精度が失われたエッジ位置を復元することができる．この復元については従来から考察されてきたものであり，ここでは詳述しない．これに関連する論文も発表されている [83]．図 3.31 に示すように，圧縮の段数と同じ拡大が実行され，その都度，AND 処理を行い，最終の出力を得る．画像圧縮によるエッジ抽出が大局的特徴量に基づく処理となる．次節では，エッジ抽出処理の詳細を説明する．

3.3.3 エッジ抽出処理の実現

コンボリューションによる実装を考慮し，3.3.1 項で述べた特徴量の近似に基づくエッジ抽出処理を示す．提案する特徴量である，扇の半径方向のエッジ数 N_e を式(3.20)で近似する．

$$N_e = \text{sum}(F_i) | F_i = \min(1, \text{sum}(E_i(x))), \quad i = 1, 3, 5, 7, 9, 11 \quad (3.20)$$

すなわち，扇の半径方向のエッジ数のカウントを 1 つ置きとし，エッジ数を 0~11 ではなく 0~6 の範囲で表現する．また，格子番号 5,7 の格子は図 3.29 では 1 つずつであったが，それを拡張し，3 つずつとする．図 3.32 に，特徴量を算出するために参照する画素を灰色の格子で示す．左図が近似前，右図が近似後を示す．

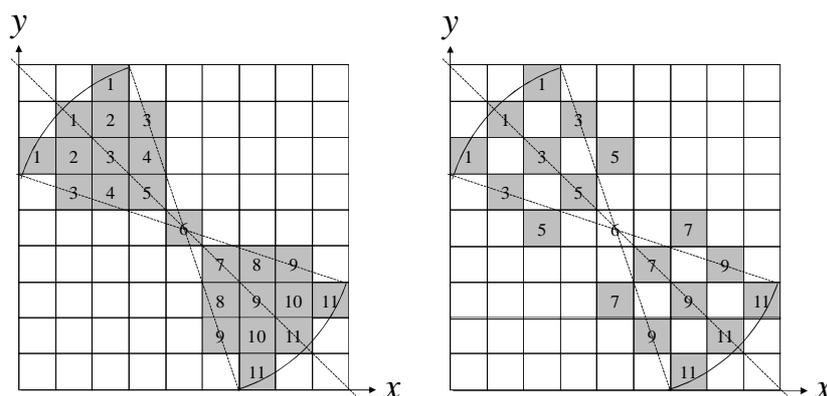


図 3.32 特徴量を算出するために参照される画素（灰色の格子）
左図：修正前．右図：特徴量の近似に基づく修正後．

扇の中心線に垂直に，同じ番号を付した参照画素が並んでいること，かつ，それらの中心が中心線に一致することがコンボリューション計算上，望ましい配置である．この

理由は後述する．エッジ抽出の判定式を式(3.21) で定義した． J_e が 1 の場合は抽出，そうでない場合は 0 を表す．また， E_0 は抽出判定対象の画素（図 3.32 の右図，'6'が付された中央の画素）がエッジか否かを表し，エッジの場合には 1 を，そうでない場合は 0 を表す．式(3.21) に示すように，提案する手法は検出されたエッジから滑らかな輪郭線上のエッジを抽出する．このように判定式を定義することにより，判定対象の画素も等価的にエッジ数算出に組み込まれる．この判定に基づくエッジ抽出処理フローは図 3.33 で表される．

$$J_e = (N_e > Th_{NUMBER}) \wedge E_0 \quad (3.21)$$

図 3.33 の Convolution1 が式(3.20) の $\text{sum}(E_i(x))$ に，Binarization1 が $\min(1, \text{sum}(E_i(x)))$ に，Convolution2 が $\text{sum}(F_i)$ に相当する．Binarization2 及び AND が式(3.21) に相当する．図 3.33 に示す 2 つのコンボリューションで特徴量が計算できるためには，図 3.32 の右図のように，付される番号の同じ複数の参照画素が扇の軸方向に垂直に配置され，かつ，その中心が軸に一致する必要があることが判る．本例では注目画素の近傍を 3 画素として説明した．以下，この設定例を元に本手法の性能を説明する．

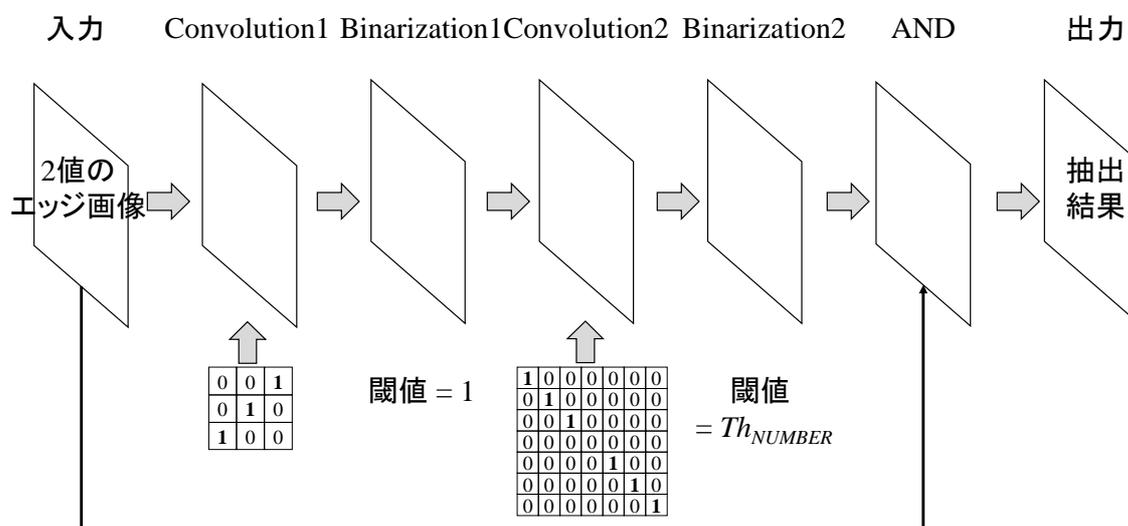


図 3.33 輝度勾配方向 $\theta_2 = \pi/4$ [rad] のエッジ抽出の流れ．
処理は単純な行列計算で実現される．

3.3.4 評価

提案手法が滑らかな輪郭線検出に有効であることを示す。まず、提案手法で用いられる階層構造 (図 3.31) を単層で実現した処理を円の画像に適用し、提案する特徴量が滑らかな輪郭線検出に有効であることを示す。合わせて、単層処理の限界、すなわち、エッジ検出/ノイズ除去のトレードオフを示す。次に、処理の多層化により得られる大局的な特徴量を用いることにより、高い次元でエッジ検出とノイズ除去の性能が両立できることを示す。次に、従来手法との比較を示す。まず、円画像をテスト画像として、従来手法との比較を行う。なお、3.3.1 で述べた閾値 Th_{ANGLE} は画像の格子構造を考慮すると $\pi/8$, $\pi/4$...となり、 $\pi/4$ 以降は大きすぎると考えられるため、今回、 $\pi/8$ の場合のみを考察する。

■ 滑らかな輪郭線の検出及びパラメータ Th_{NUMBER} と検出性能の関係

テスト画像を図 3.34 に示す。画像サイズは 200×200 [pixel]、背景および円の輝度はそれぞれ 120, 150 としている。また、ノイズとして、全画素の 20[%]に当たる画素を無作為に選択し、その輝度を 30 加算した。また、処理の初段となるエッジフィルタとして Sobel フィルタを利用した。

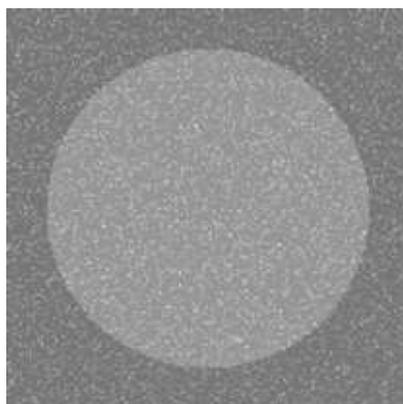


図 3.34 評価用テスト画像

背景と白丸の輝度はそれぞれ 120, 150 としている。ランダムに選択した画素に対し 30 だけ輝度を上げている。ノイズは全画素の 20[%]としている。

CPU は Intel(R) Core(TM) i5@ 2.40GHz, 実装 RAM 4.0GB であり、MATLAB を用いてアルゴリズムを構成した。ただし、並列化処理を用いていない。パラメータ Th_{NUMBER} とエッジ抽出結果を図 3.35 及び表 3-2 に示す。

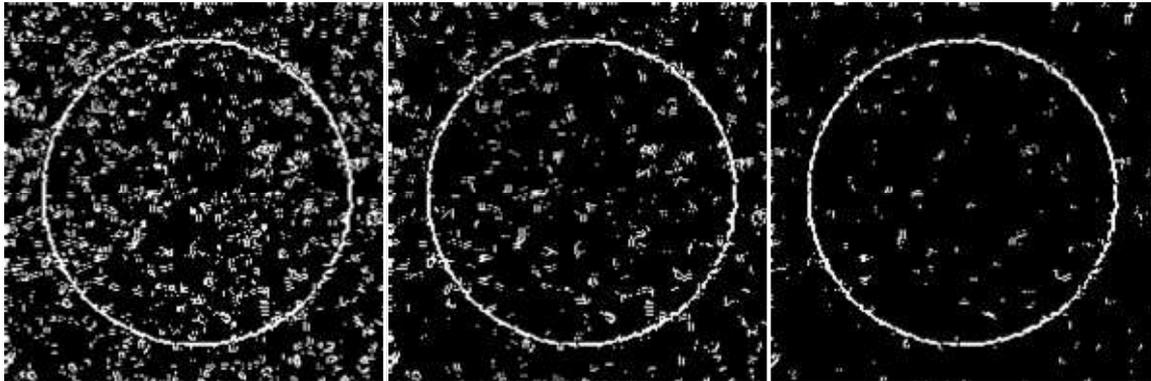


図 3.35 提案手法による輪郭線検出結果（レイヤー数=1 の場合）

エッジ判定閾値 Th_{NUMBER} は左から 2, 3, 4 としている．閾値を適切に設定することによりノイズが除去されていくことが判る．

表 3-2 提案手法による輪郭線検出の評価結果（レイヤー数=1 の場合）

Th_{NUMBER}	Recall[-]	Precision[-]	F measure[-]	Calculation time[s]
2	0.9474	0.2220	0.3597	0.044
3	0.9309	0.3502	0.5089	
4	0.9118	0.5755	0.7057	

図 3.35 から，提案手法は滑らかな輪郭線を抽出することができることが判る．また，特徴量による抽出判定の閾値 Th_{NUMBER} を大きくすることによりノイズが低減されることが判る．表 3-2 の F 値から， $Th_{NUMBER} = 4$ の設定が 3 つの中では望ましいと考えることができる．しかしながら，Recall は Th_{NUMBER} を大きくするほど小さくなり，非検出が増加していることが判る．このトレードオフをより高い次元で解決するために導入した考えが大局的特徴量である．多層化により実現される大局的特徴量を用いた抽出判定の結果を次に示す．

■ 階層処理の階層数と検出性能の関係

階層構造を単層，2 層，3 層とした場合の抽出結果を図 3.36 と表 3-3 に示す．ただし， Th_{NUMBER} を 3 とした．これらの結果から階層構造を多層化することにより検出性能は改善されることが判る．誤検出が低減される一方，非検出の性能劣化は低く抑えられている．ただ，多層化するに従い，演算時間が増加していることが懸念点である．上位の画像は圧縮され，演算量が極端に増加することは考えにくい．画像圧縮・拡大の Max pooling, Unpooling は for 文を用いて構成しているため，今後，実現方法について再考していく必要がある．3.3.5 項では閾値 Th_{NUMBER} を 3，階層構造 3 層とした処理を従来手法と比較する．

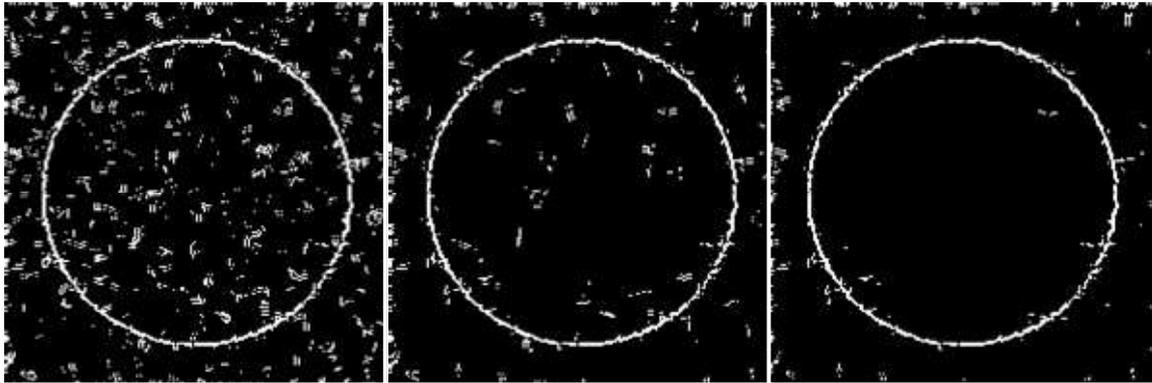


図 3.36 提案手法による輪郭線検出結果
レイヤー数は左から 1, 2, 3 としている.

表 3-3 提案手法の評価結果(レイヤー数 = 1, 2, 3)

Layer Number	Recall[-]	Precision[-]	F measure[-]	Calculation time[s]
1	0.9309	0.3502	0.5089	0.044
2	0.9195	0.5528	0.6902	0.523
3	0.9117	0.6442	0.7549	0.789

3.3.5 従来手法との比較

従来手法として Hough 変換と輪郭線検出アルゴリズム BEL を取り上げる [98]. Hough 変換は Matlab の関数を利用した. BEL は Berkeley Segmentation Dataset [99] を利用して機械学習により得られた輪郭線検出手法である. Berkeley のテスト画像を用いた性能評価において高得点をマークしており, 輪郭線検出の性能評価でしばしば引用されている手法である. 今回, 著書が公開しているソフトウェアをダウンロードし, 今回の評価比較に用いた. Hough 変換及び提案手法は Matlab 上で演算時間を計測できたが, BEL に関してはソフトウェアの内容詳細は公開されておらず, 処理時間が不明であるため, その記載は省略した. Hough 変換及び提案手法のエッジ判定閾値は 20 としており, 条件を揃えるため, BEL の出力画像に対してもエッジ判定の閾値を 20 とした.

■円画像への適用

図 3.34 の円画像への適用結果を図 3.37 と表 3-4 に示す. これらの比較から提案手法が円画像での輪郭線検出に対して優れた性能を示していることが判る. Hough 変換は円の輪郭線の検出性能が劣るうえ, ノイズの中に実際には存在しない直線を誤検出している. また, BEL は円の輪郭線を検出しているものの, ノイズを除去しきれないこと, 輪郭線を太い線で抽出していることが性能評価を下げている原因と考えられる.

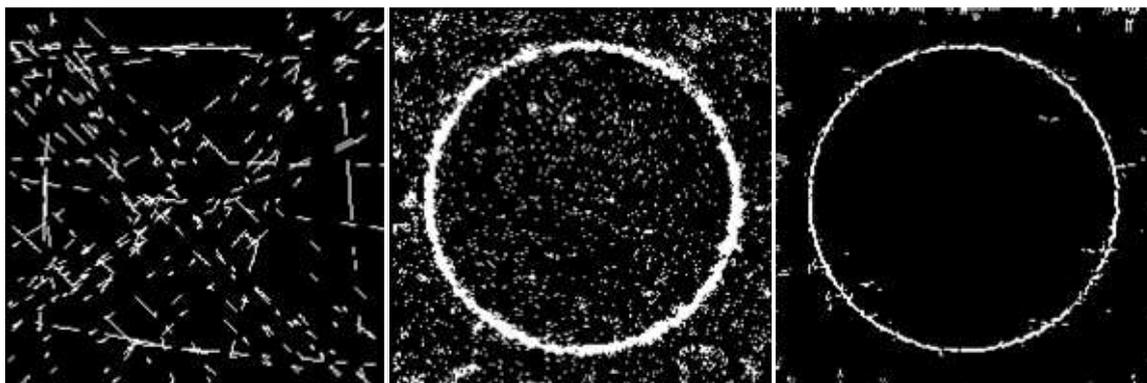


図 3.37 輪郭線検出の比較

左から Hough 変換, BEL 手法, 提案手法

表 3-4 Hough 変換, BEL 手法, 提案手法の評価結果

Extraction type	Recall[-]	Precision[-]	F measure[-]	Calculation time[s]
Hough transform	0.3007	0.1103	0.1614	0.071
BEL	0.9604	0.1591	0.2729	-
Proposed	0.9117	0.6442	0.7549	0.789

3.3.6 まとめ

Hough 変換の課題, 及び人間の知覚認知のメカニズムとして知られる Helmholtz の原理に立脚した, 滑らかな輪郭線上のエッジ特徴量を導出し, それに立脚する輪郭線検出手法を提案した. テスト画像への適用及び従来手法との比較を通じて提案手法が滑らかな輪郭線を検出することに有効であることを示した. また, 境界線追跡をベースとする手法との比較を通じて, 本提案手法が演算時間短縮に有効であることを示した.

しかしながら, レイヤー数を 3 とした場合には実時間処理が困難であることが予想される. 今後, 並列化の工夫を導入して, 更に演算負荷の少ない処理実現に向けて改良を重ねていく必要がある.

4. 白線検出への適用

エッジ検出，輪郭線検出，輪郭線検出の高速化に分けて，適用結果を示す．

4.1 エッジ検出の適用結果

提案するエッジフィルタを輝度差の小さい白線へ適用した例を図 4.1～図 4.5 図 4.10 示す．従来手法の Gabor フィルタの結果を合わせて示す．

各図とも，上から原画像・Gabor フィルタによるエッジ検出結果・提案手法のエッジ検出結果を示す．エッジ判定閾値 Th_{BRIGHT} を 20 とし，路面と輝度差の少ない白線の輪郭線エッジを検出できるものとした．

提案手法は Gabor フィルタ同様，輝度差の少ない白線を検出できることが判る．サンプル 2（霧）の例では，逆に提案手法の白線検出性能が良い．また，提案手法は Gabor フィルタと比較してノイズ誤検出が少ないことが判る．サンプル 3 に関して Gabor フィルタは路面のノイズを誤検出しているものの提案手法ではほとんど誤検出していない．

Recall, Precision, F measure を用いた評価結果を表 4-1 に示す．

表 4-1 エッジ検出の評価結果

性能 シーン	Recall[-]		Precision[-]		F measure[-]	
	Gabor フィルタ	提案 手法	Gabor フィルタ	提案 手法	Gabor フィルタ	提案 手法
サンプル 1	0.6743	0.9722	0.7546	0.8564	0.7122	0.9117
サンプル 2	0.8186	0.9203	0.8014	0.8021	0.8096	0.8571
サンプル 3	0.6167	0.9688	0.3575	0.8865	0.4526	0.9258
サンプル 4	0.6638	0.9485	0.9139	0.8598	0.7690	0.9020
サンプル 5	0.8182	0.9865	0.6750	0.7418	0.7997	0.8468

Recall, Precision 共に提案手法が優れ，それら 2 つの調和評価である F measure も提案手法が優れていることが判る．このように，提案するエッジ検出は路面と輝度差の少ない白線の輪郭線を検出でき，かつ，テクスチャのなすノイズを誤検出しにくいことが示された．閾値を下げたことによって輝度差の少ない白線を検出できることが示されたが，サンプル 1～5 はノイズの少ない例とも考えられる．ノイズ誤検出のトレードオフに関しては一般道の車両周囲画像を用いて後段で検討する．

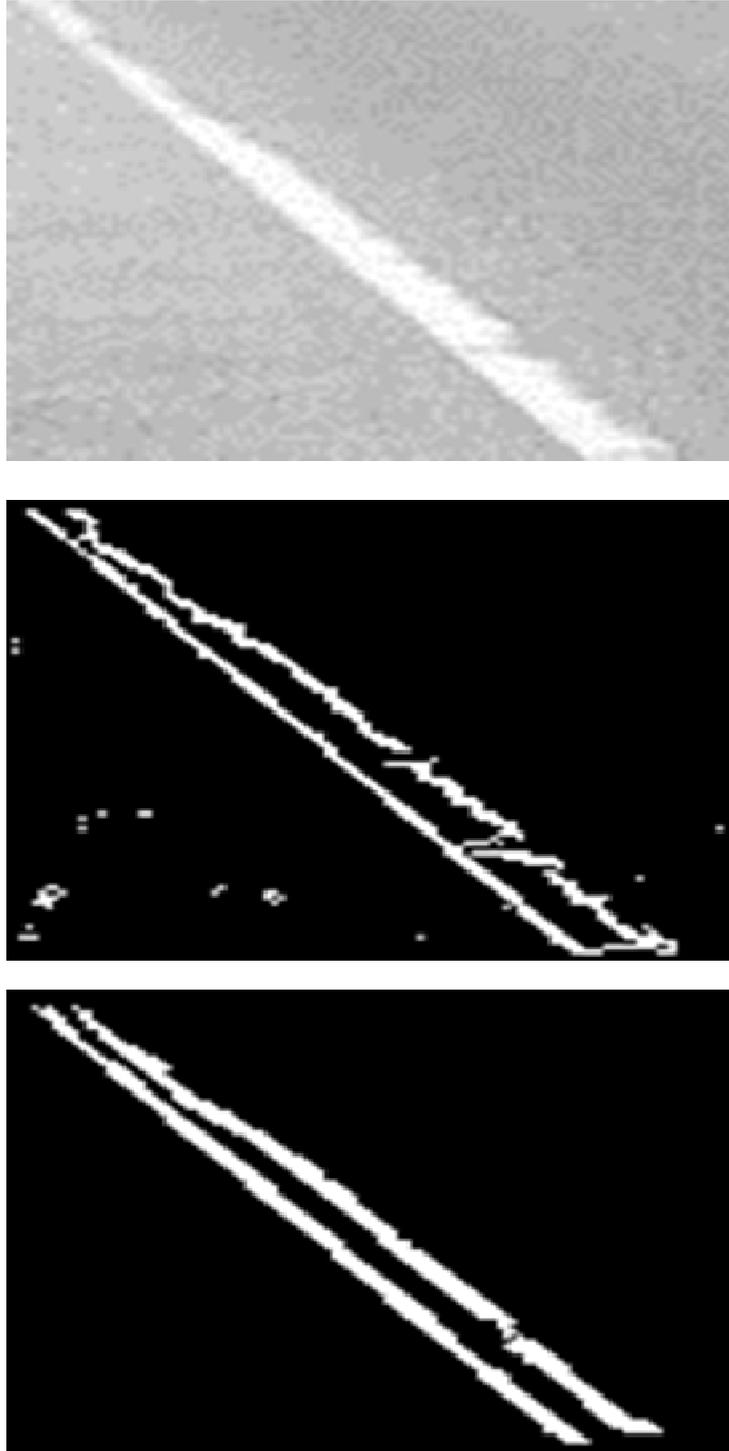


図 4.1 エッジ検出 (サンプル 1)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

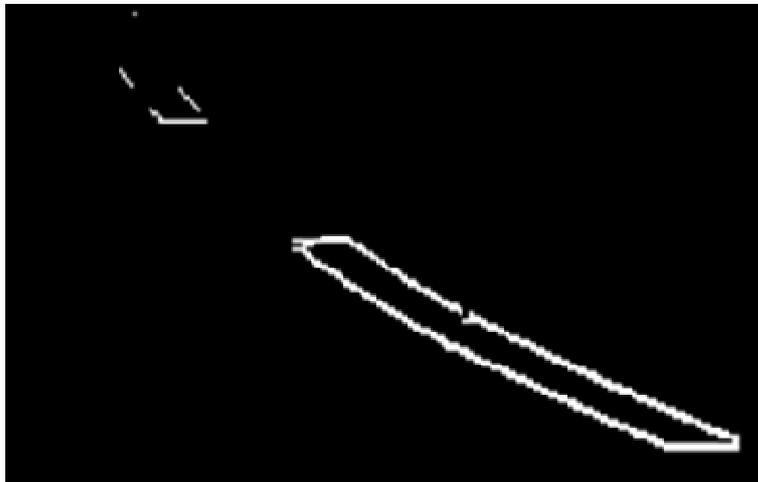


図 4.2 エッジ検出 (サンプル 2)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

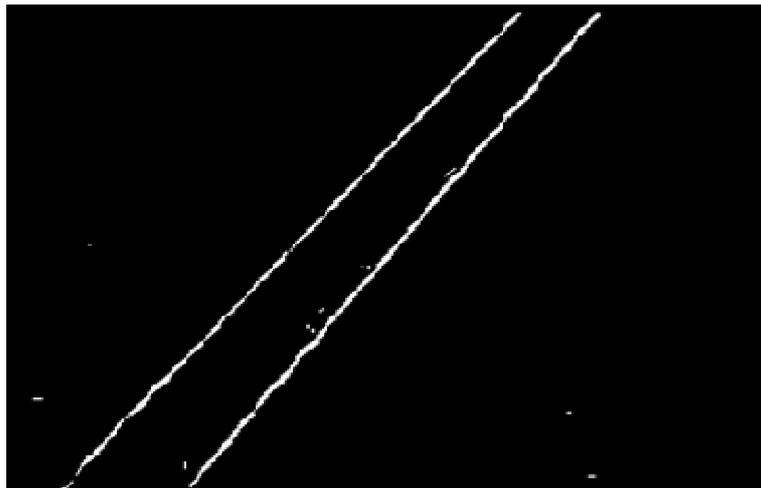
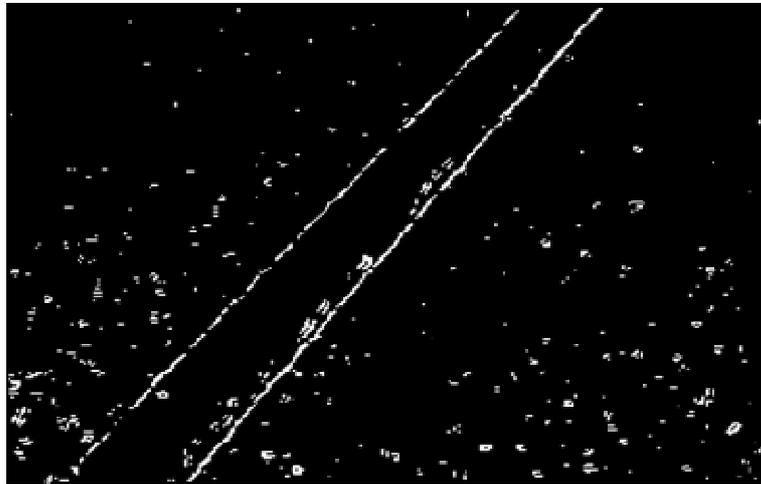
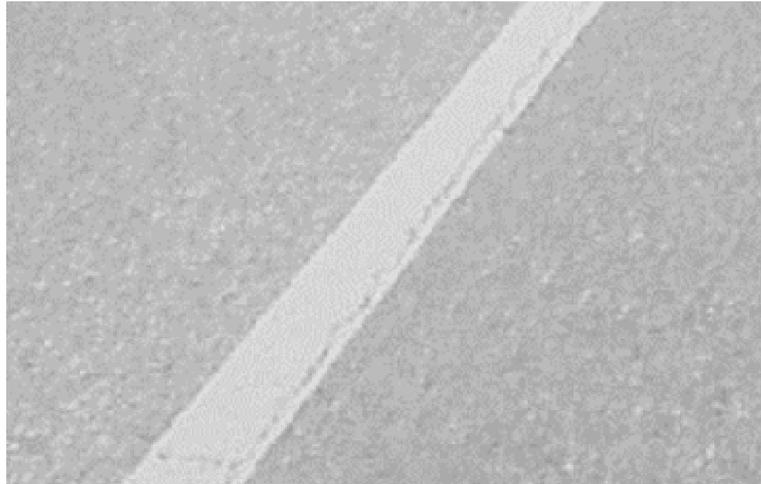


図 4.3 エッジ検出 (サンプル 3)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

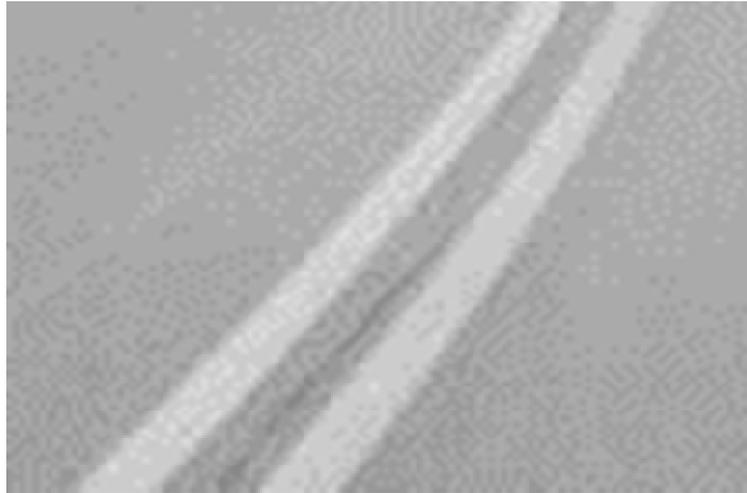


図 4.4 エッジ検出 (サンプル 4)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力



図 4.5 エッジ検出 (サンプル 5)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

提案するエッジフィルタを車載カメラで取得された車両周囲画像へ適用した例を図 4.6～図 4.10 に示す。従来手法の Gabor フィルタの結果を合わせて示す。

各図とも、上から原画像・Gabor フィルタによるエッジ検出結果・提案手法のエッジ検出結果を示す。エッジ判定閾値 Th_{BRIGHT} を 20 とし、路面と輝度差の少ない白線の輪郭線エッジを検出できるものとした。また、原画像に示した破線はエッジ検出処理が施された領域を示す。

Gabor フィルタでは路面アスファルトのなすテクスチャを誤検出することが判る。これはエッジ判定閾値 Th_{BRIGHT} を低く設定したためである。この誤検出を避けるために閾値を上げると、輝度差の少ない白線を検出できないことになる。従来手法ではこのトレードオフが存在した。

一方、同じ閾値を用いた提案方式ではほとんどテクスチャを誤検出しないことが判る。また、図 4.8 で示される輝度差の小さい白線（2重破線の内側の破線）の輪郭線エッジを検出できていることが判る。提案手法は、路面との輝度差の少ない白線の輪郭線エッジを検出しつつ、路面テクスチャ等のノイズを誤検出しない性能に優れていることが判る。Recall, Precision, F measure を用いた評価結果を表 4-2 に示す。

表 4-2 エッジ検出の評価結果

性能 シーン	Recall[-]		Precision[-]		F measure[-]	
	Gabor フィルタ	提案 手法	Gabor フィルタ	提案 手法	Gabor フィルタ	提案 手法
ラウンドアバウト	0.9352	0.9963	0.2787	0.9257	0.4294	0.9597
料金所 1	0.9281	0.9375	0.1241	0.8979	0.2190	0.9173
料金所 2	0.8256	0.9212	0.2129	0.9307	0.3408	0.9259
交差点	0.9689	0.9758	0.2110	0.9582	0.3465	0.9669
分岐路	0.8784	0.9172	0.0735	0.6136	0.1357	0.7353

Recall, Precision 共に提案手法が優れ、それら 2 つの調和評価である F measure も提案手法が優れていることが判る。このように、提案するエッジ検出は路面と輝度差の少ない白線の輪郭線を検出でき、かつ、テクスチャのなすノイズを誤検出しにくいこと、すなわち、一般道を含めた多様な道路環境下（日照変化、路面輝度変化）での白線輪郭線エッジ検出に有効であることが示された。

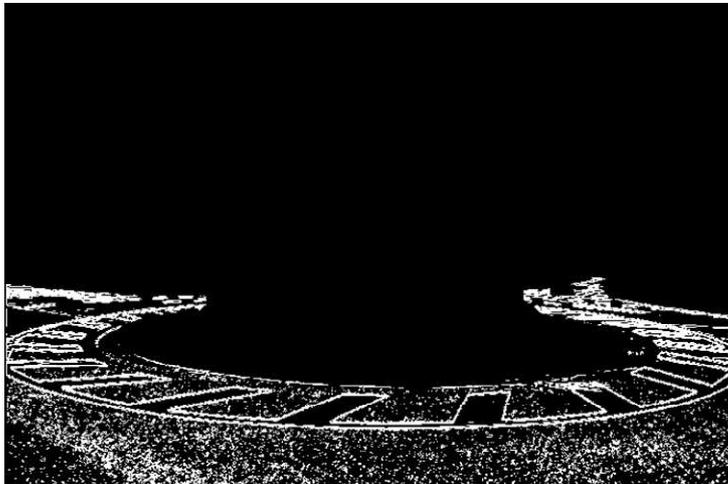


図 4.6 エッジ検出 (ラウンドアバウト)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

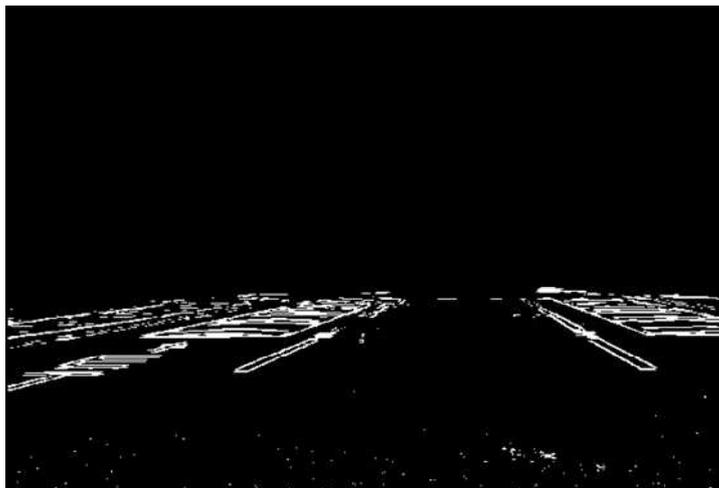
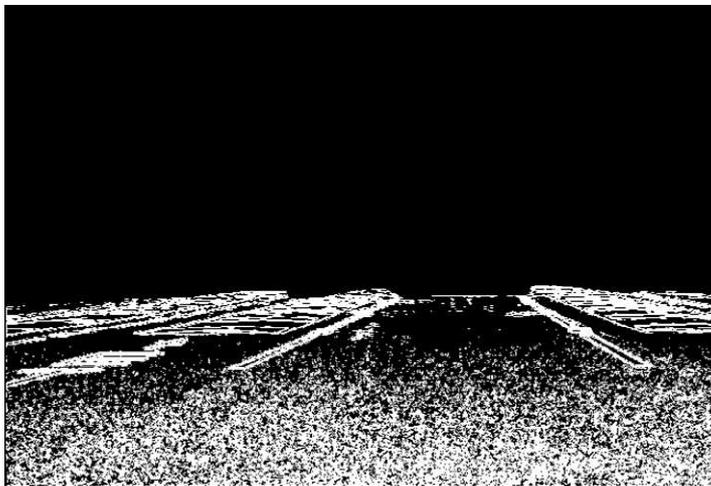


図 4.7 エッジ検出 (料金所 1)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

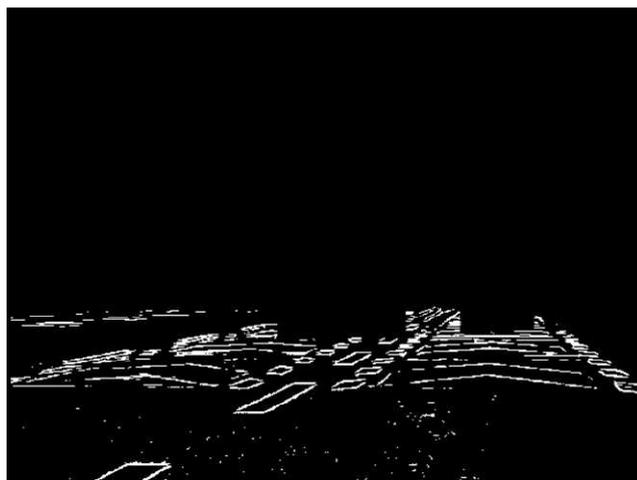
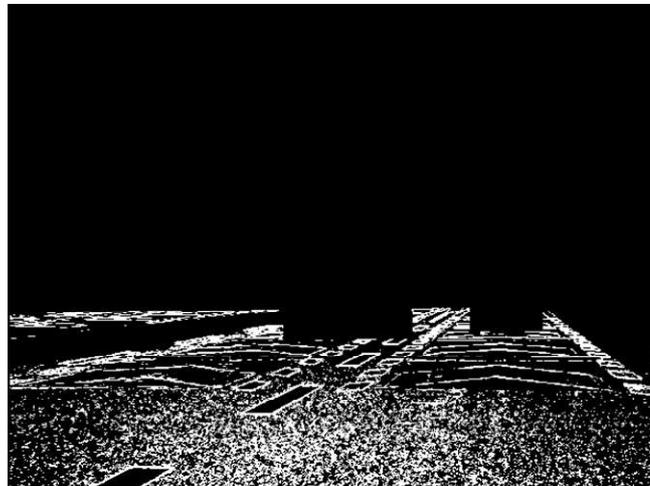


図 4.8 エッジ検出（料金所 2）

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

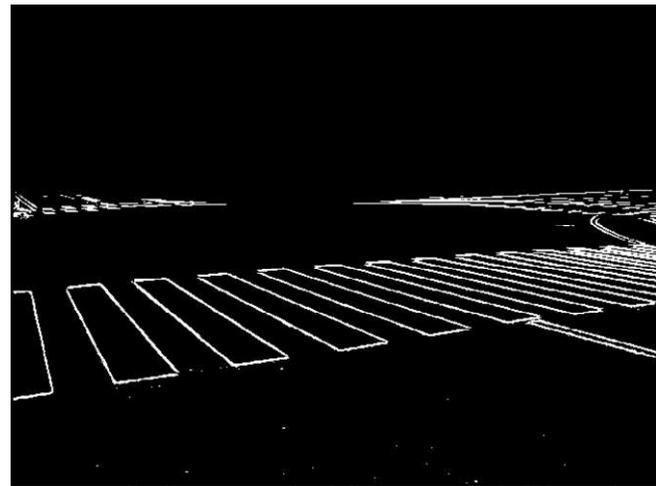
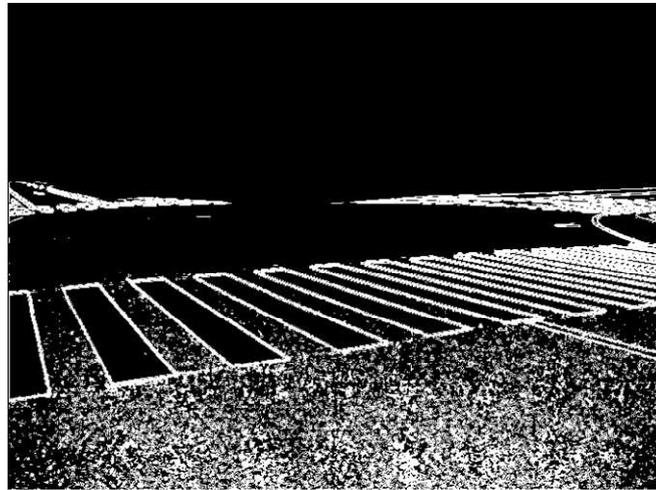


図 4.9 エッジ検出 (交差点)
上段：原画像
中段：Gabor フィルタのエッジ出力
下段：提案フィルタのエッジ出力

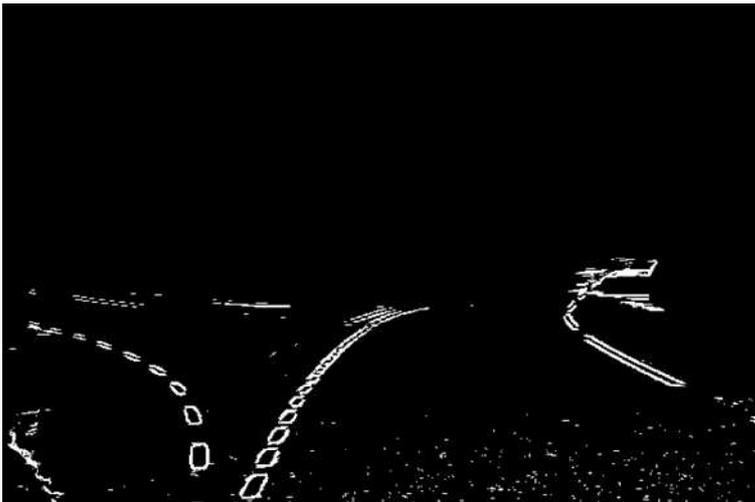


図 4.10 エッジ検出 (分岐路)

上段：原画像

中段：Gabor フィルタのエッジ出力

下段：提案フィルタのエッジ出力

4.2 輪郭線検出の適用結果

4.2.1 評価

3.1 節のエッジフィルタを用いた、輝度勾配方向・位置の近接性に基づくエッジクラスタリングが、滑らかな輪郭線検出に有効であることを 3.2 節で説明した。本節ではこのクラスタリングを提案手法と呼び、車載カメラで取得された車両周囲画像の適用例を通じて、その効果を示す。また、特殊なケースとして逆光画像への適用結果も示す。

Gabor フィルタを用いた、輝度勾配方向・位置の近接性に基づくエッジのクラスタリングを従来手法に選んだ。図 4.11 ～ 図 4.15 に、従来手法と提案手法の処理結果を示す。

上段は原画像を示し、左側の中・下段は Gabor フィルタのエッジ検出結果・従来手法の輪郭線検出結果、右側の中・下段は提案エッジフィルタのエッジ検出結果・提案手法の輪郭線検出結果を示す。Gabor フィルタと提案エッジフィルタのパラメータは 3.1.3 項と同じ値とし、エッジ判定に参照する領域のサイズを同等とした。また、エッジ判定閾値 Th_{BRIGHT} をいずれも 20 とした。

エッジの輝度勾配方向・位置の近接性をクラスタリングの条件としても、Gabor フィルタを用いた場合にはノイズを除去しきれないことが判る。提案するエッジフィルタを用いたクラスタリングではノイズを誤検出しにくいこと、また、白線を含む滑らかな輪郭線を検出できていることが判る。すなわち、5 つのいずれのシーンにおいても、白線輪郭線を抽出する上で提案手法が従来手法よりも優れていることが示された。5 つのシーンの白線形状は多様であり、モデルをベースとしたパラメータ最適化手法では検出が困難であると考えられる。表 4-3 に輪郭線検出の評価結果を示す。

表 4-3 輪郭線検出の評価結果 (その 1)

性能 シーン	Recall[-]		Precision[-]		F measure[-]	
	Gabor フィルタ	提案手法	Gabor フィルタ	提案手法	Gabor フィルタ	提案手法
ラウンドアバウト	0.8893	0.7986	0.4826	0.9419	0.6257	0.8643
料金所 1	0.8558	0.6913	0.1504	0.9361	0.2559	0.7953
料金所 2	0.7247	0.6810	0.3027	0.9715	0.4270	0.8007
交差点	0.9337	0.8378	0.2933	0.9706	0.4463	0.8993
分岐路	0.8249	0.7328	0.0941	0.7127	0.1689	0.7226

非検出がないように設定されている関係上、再現率 (Recall) の指標では従来手法と提案手法の差が少ないものの、誤検出に関連する指標である精度 (Precision) では提案手法が優れた性能を示している。その結果、総合評価である F measure においても提案手法の有効性が示された。

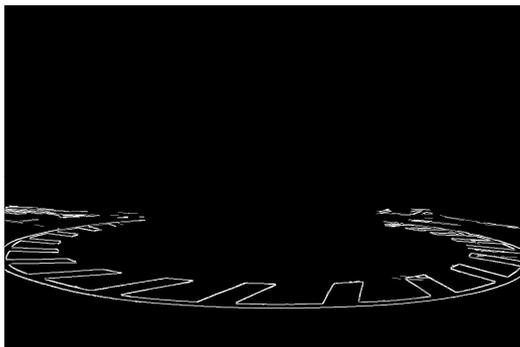


図 4.11 輪郭線検出 (ラウンドアバウト)

上段： 原画像

左側 中・下段： Gabor フィルタのエッジ・従来手法の輪郭線

右側 中・下段： 提案フィルタのエッジ・提案手法の輪郭線

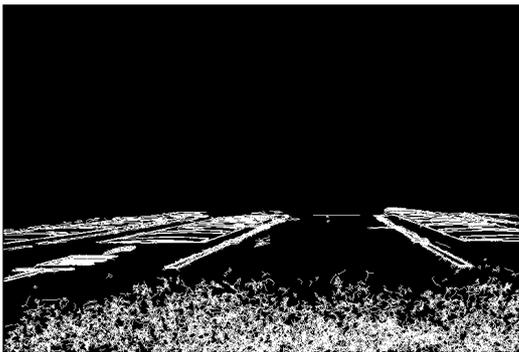
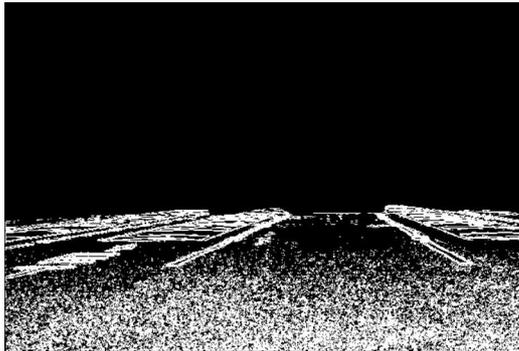


図 4.12 輪郭線検出 (料金所 1)

上段： 原画像

左側 中・下段： Gabor フィルタのエッジ・従来手法の輪郭線

右側 中・下段： 提案フィルタのエッジ・提案手法の輪郭線

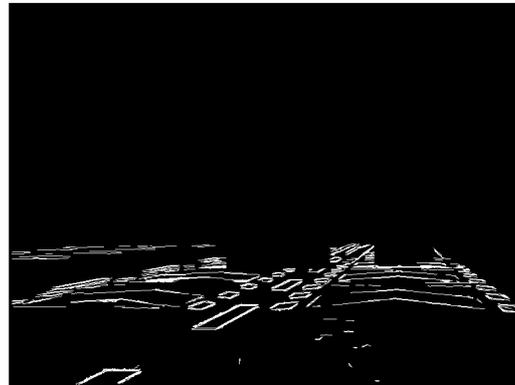
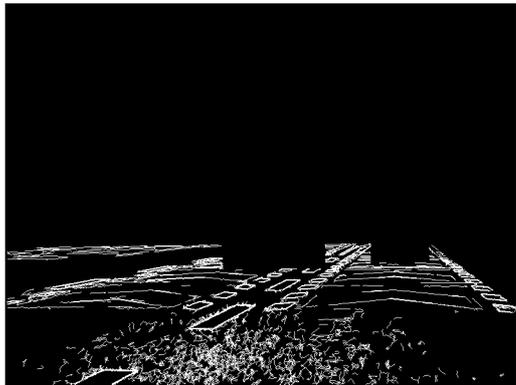
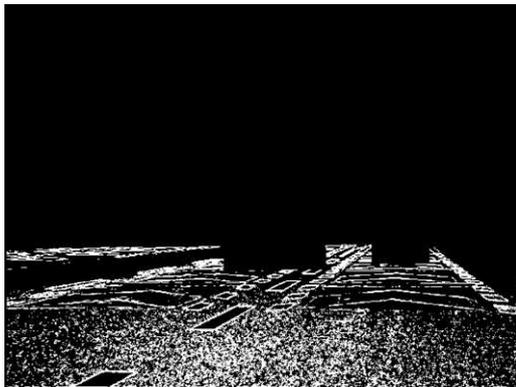


図 4.13 輪郭線検出 (料金所 2)

上段： 原画像

左側 中・下段： Gabor フィルタのエッジ・従来手法の輪郭線

右側 中・下段： 提案フィルタのエッジ・提案手法の輪郭線

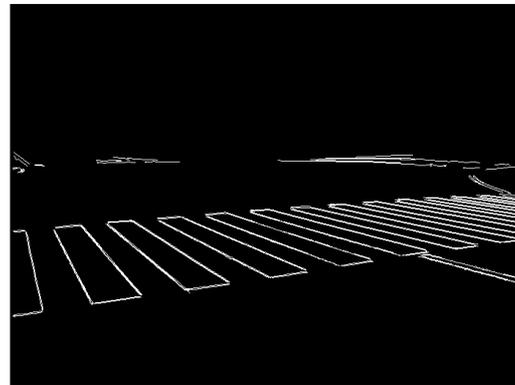
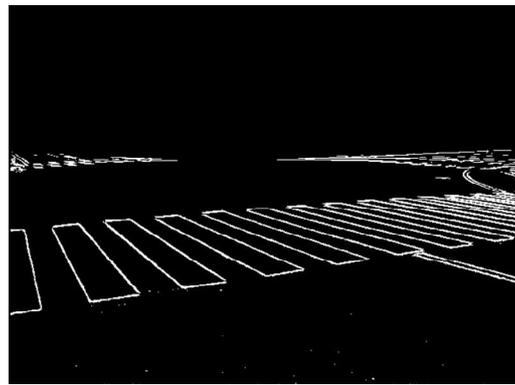
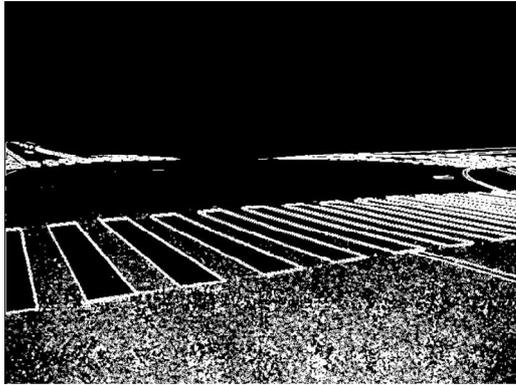


図 4.14 輪郭線検出（交差点）

上段： 原画像

左側 中・下段： Gabor フィルタのエッジ・従来手法の輪郭線

右側 中・下段： 提案フィルタのエッジ・提案手法の輪郭線



図 4.15 輪郭線検出 (分岐路)

上段： 原画像

左側 中・下段： Gabor フィルタのエッジ・従来手法の輪郭線

右側 中・下段： 提案フィルタのエッジ・提案手法の輪郭線

次に、図 4.16～図 4.20 に評価結果を表 4-4 に示す。これらのシーンにおいても提案手法が従来手法に対して優れていることが判る。

表 4-4 輪郭線検出の評価結果（その 2）

性能 シーン	Recall[-]		Precision[-]		F measure[-]	
	Gabor フィルタ	提案手法	Gabor フィルタ	提案手法	Gabor フィルタ	提案手法
横断歩道	1.000	1.000	0.827	0.979	0.905	0.989
ラウンドアバウト 2	0.998	1.000	0.796	0.988	0.886	0.994
下り坂カーブ	1.000	1.000	0.480	0.893	0.649	0.943
路面うねり路	1.000	0.995	0.236	0.757	0.382	0.860
駐車場	1.000	1.000	0.363	0.992	0.532	0.996

表 4-5 に提案手法の演算時間を示す。使用したプロセッサは Intel(R) Core(TM) i5 CPU M520 @ 2.40GHz 実装 RAM 4.00GB (2.99GB 使用可能) 32bit オペレーティングシステム,x64 ベースプロセッサである。プログラムは MATLAB で行った。ただし、並列処理は導入していない。

表 4-5 提案手法の演算時間

画像		演算時間	
シーン	画像サイズ [pixel×pixel]	輝度勾配方向 クラスタリング	位置 クラスタリング
横断歩道	450×600	0.495	10.171
ラウンドアバウト 2	530×800	0.658	15.175
下り坂カーブ	487×650	0.550	10.634
路面うねり路	225×300	0.239	2.442
駐車場	480×640	0.524	10.862

表 4-5 における輝度勾配方向クラスタリング、位置クラスタリングは 3.2.2 項で説明したアルゴリズムの行番号 2,3 に相当する。また、処理時間はそれぞれの処理のトータル時間を表している。表 4-5 から判るように、提案手法では実時間処理を実現できていない。特に計算量が大きい部分は後段処理である“位置の近接性に基づくクラスタリング”である。この部分は従来手法である境界線追跡によるものである。前段処理である“輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリング”は 8 つのフィルタからなるフィルタバンク処理であり、並列化を導入して処理速度を 1/8 に圧縮できるものと思われる。演算時間の課題は 4.3 節で改めて説明する。

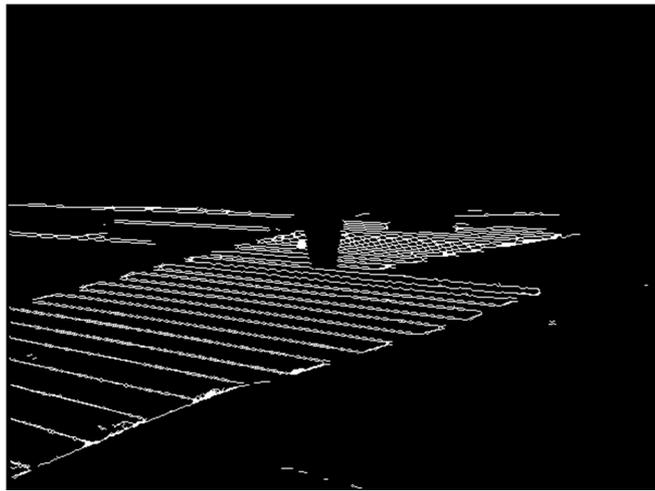
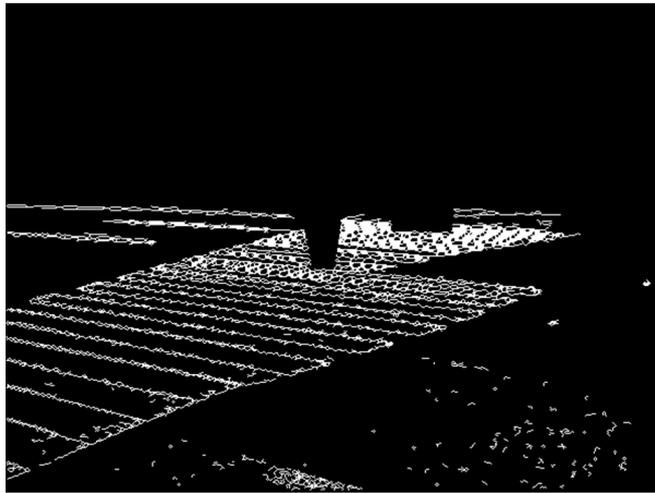


図 4.16 輪郭線検出（横断歩道）
上段：原画像
中段：従来手法の輪郭線検出
下段：提案手法の輪郭線検出

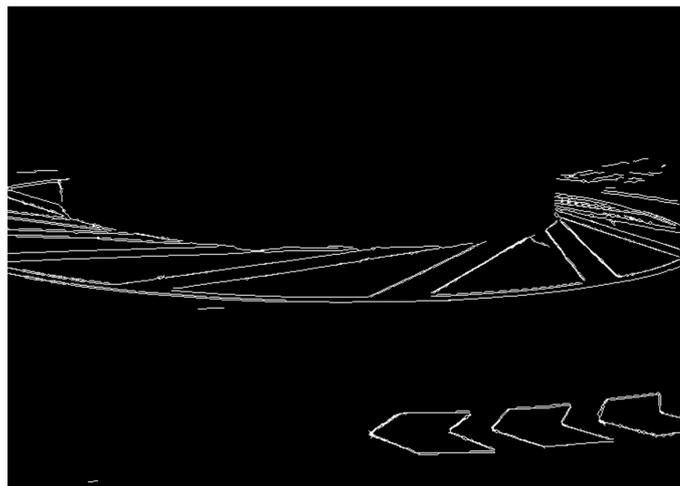
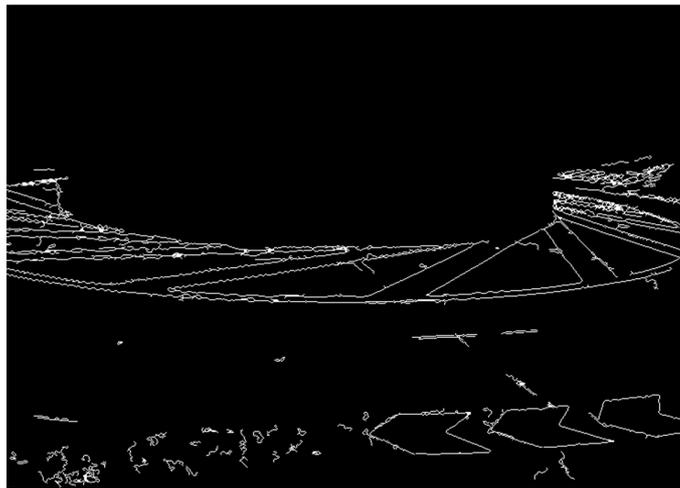


図 4.17 輪郭線検出 (ラウンドアバウト 2)
上段：原画像
中段：従来手法の輪郭線検出
下段：提案手法の輪郭線検出

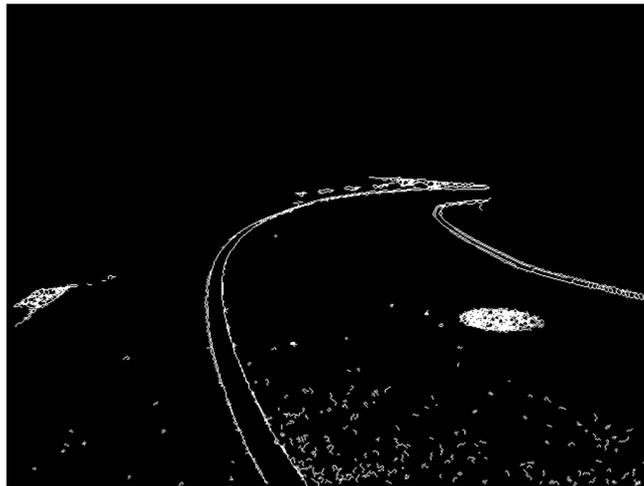


図 4.18 輪郭線検出（下り坂カーブ）

上段：原画像

中段：従来手法の輪郭線検出

下段：提案手法の輪郭線検出

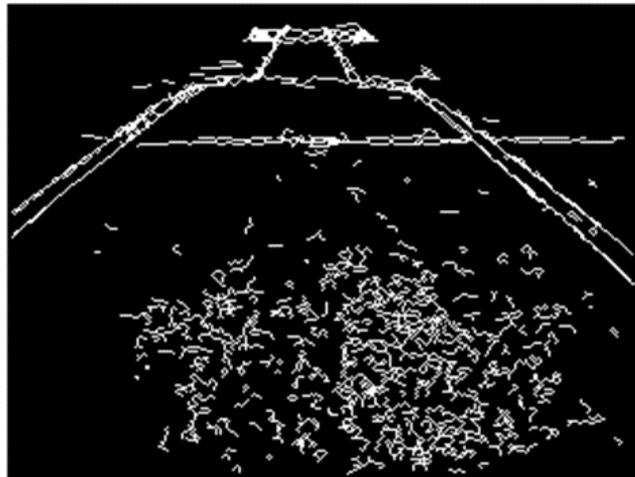


図 4.19 輪郭線検出（路面うねり）
上段：原画像
中段：従来手法の輪郭線検出
下段：提案手法の輪郭線検出

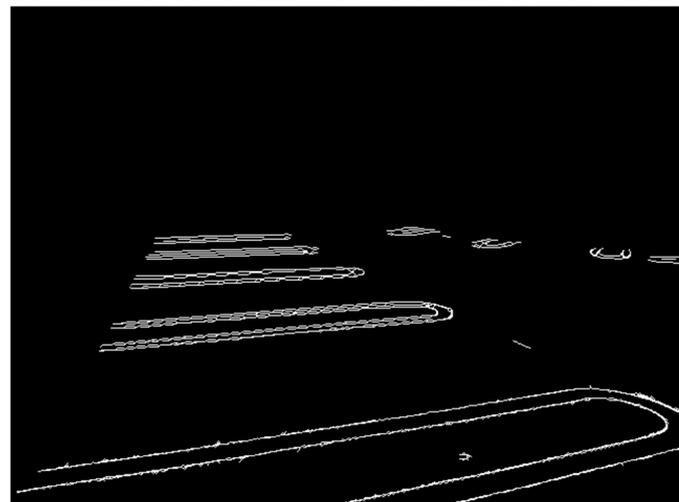
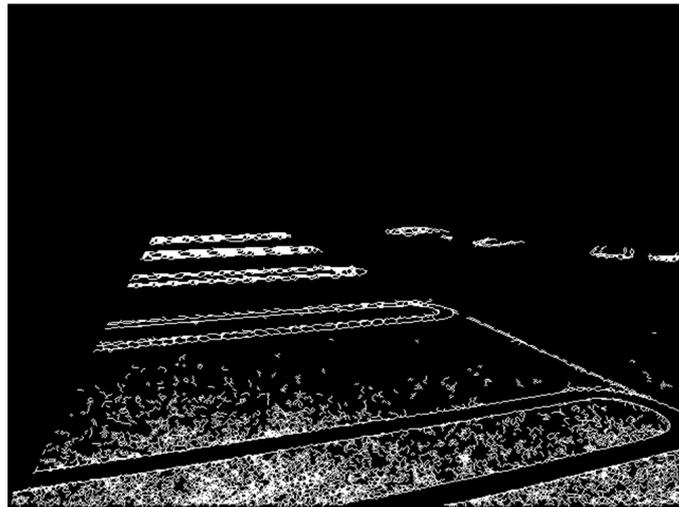


図 4.20 輪郭線検出（駐車場）
上段：原画像
中段：従来手法の輪郭線検出
下段：提案手法の輪郭線検出

4.2.2 逆光画像への適用

曇りや晴れなどの通常な天候化では，アスファルトやコンクリート等で構成される路面と白線の輝度差は所定値以上あることが期待される．しかしながら，逆光などの過酷な光環境下においては，画像内の輝度分布が広がることにより路面と白線の輝度差が極端に小さくなることが予想される．本項では通常な天候化を想定したパラメータでの検出結果を示した後，課題分析に基づく方策の提案，今後の課題を示す．

最初に，通常な天候を想定したパラメータによる検出結果を示す．エッジ判別の閾値 Th_{BRIGHT} は 20 とし，逆光で撮影された画像に適用した例を図 4.21 に示す．



図 4.21 逆光画像

白の点線で囲まれた部分が画像処理の対象領域である．

図 4.22 に，Gabor フィルタによる輪郭線検出，BEL 手法，提案手法の結果を示す．BEL 手法 [98] が他の手法と比較して優れた検出性能を示していることが判る．ただし，路面ノイズを多く誤検出している課題がある．図 4.23 に閾値 Th_{BRIGHT} を 20 とした場合の結果を示す．提案手法は路面ノイズの誤検出を避けながらも，白線輪郭線を検出できていることが判る．評価結果を表 4-6 に示す．閾値を下げた設定により提案手法が最も優れた検出性能を示すことが確認された．しかしながら，閾値をどのように設定するか，画像の輝度分布に基づく決定法を今後確立する必要がある．

表 4-6 逆光画像に対する輪郭線検出結果

Th_{BRIGHT}	Recall[-]			Precision[-]			F measure[-]		
	Gabor+ Cluster	BEL	提案手法	Gabor+ Cluster	BEL	提案手法	Gabor+ Cluster	BEL	提案手法
20	0.007	0.694	0.026	1.000	0.348	0.633	0.014	0.463	0.051
5	0.573	0.983	0.955	0.407	0.097	0.602	0.476	0.177	0.734

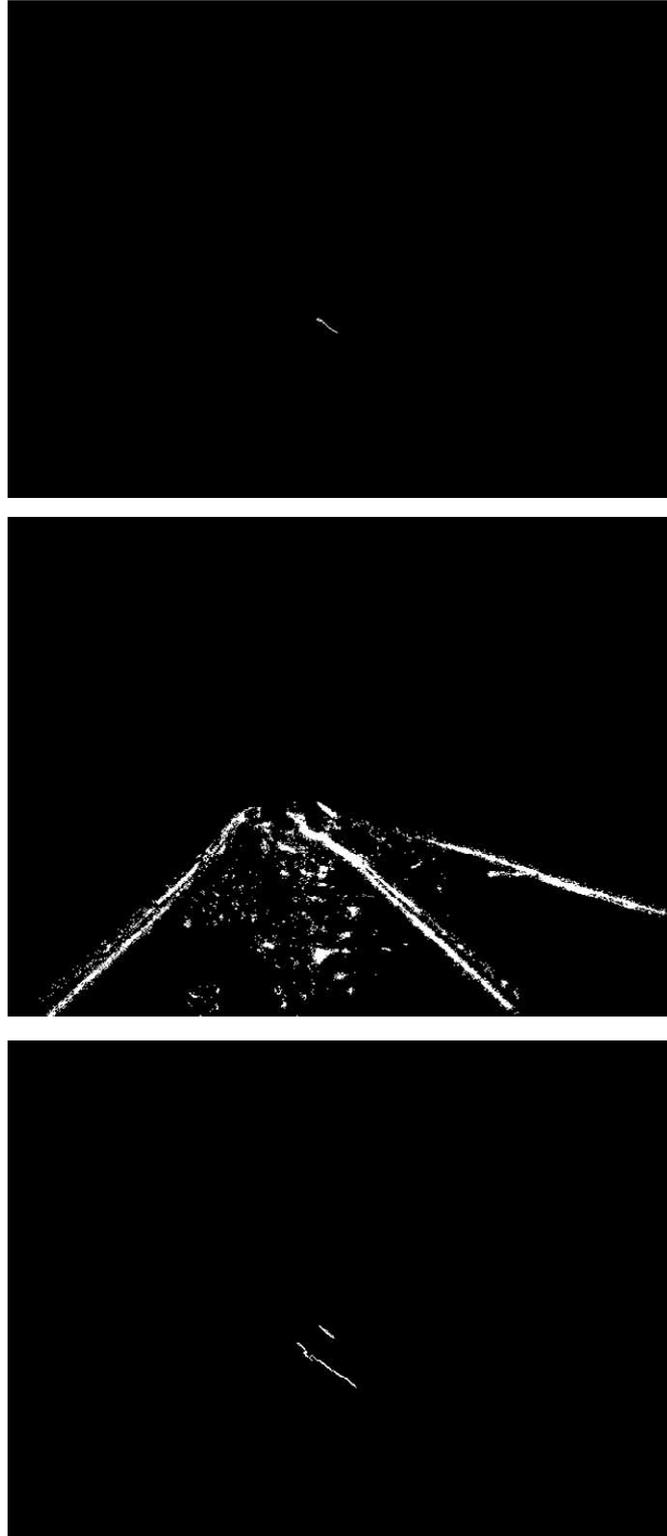


図 4.22 逆光画像における輪郭線検出結果 (その 1)
エッジ判定の閾値 Th_{BRIGHT} は 20 としている. 上段より Gabor フィルタを用いた
検出結果, BEL 手法, 提案手法. BEL は白線輪郭線を検出できているが, 路面
ノイズも多く誤検出している.

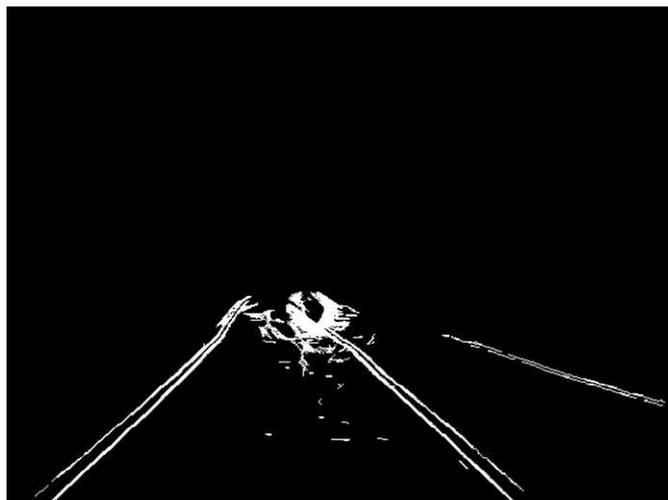
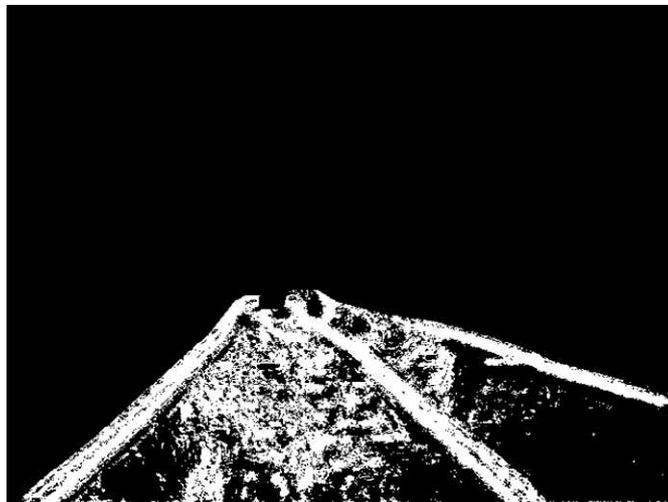


図 4.23 逆光画像における輪郭線検出結果 (その2)
エッジ判定の閾値 Th_{BRIGHT} は 5 としている. 上段より Gabor フィルタを用いた検出結果, BEL 手法, 提案手法. 提案手法はノイズ誤検出を避けつつ, 白線輪郭線を検出できていることが判る.

4.3 輪郭線検出の高速化手法の適用結果

4.3.1 評価

提案手法が一般道を含む複雑な道路環境での白線検出に有効であることを示す。車載カメラで撮影した画像に Hough 変換・BEL 手法・提案手法（高速化手法）を適用した例を図 4.24～図 4.28 及び表 4-7 に示す。

表 4-7 一般道シーンへ適用した場合の評価結果比較

シーン	Recall[-]			Precision[-]			F measure[-]		
	Hough	BEL	提案手法	Hough	BEL	提案手法	Hough	BEL	提案手法
多重線	0.3157	0.8533	0.9159	0.7786	0.2905	0.7600	0.4492	0.4334	0.8307
カーブ	0.5143	0.9894	0.9837	0.7185	0.2167	0.7880	0.5995	0.3556	0.8750
ラウンドアバウト	0.3857	0.9808	0.9804	0.9603	0.4212	0.9925	0.5504	0.5894	0.9864
S字カーブ	0.2335	0.9526	0.9498	0.8027	0.3603	0.8442	0.3617	0.5228	0.8939
分岐路	0.2528	0.9978	0.9938	0.9542	0.3213	0.9608	0.3997	0.4861	0.9770

いずれの場合も、白線を検出する上で提案手法が従来手法よりも優れていることが判る。Hough 変換は白線輪郭線を正確に近似することができず、非検出の場合が多い。BEL は輪郭線を太線で近似する傾向があり、誤検出の性能を落とす結果となっている。提案手法は路面のテクスチャノイズをほとんど誤検出されない上に白線輪郭線のかなりの部分を検出できている。すなわち、Recall, Precision 両方に関して従来手法の性能を凌いでいることが示された。上記シーンの白線形状はいずれもモデル化が難しく、モデルに基づく従来手法に対しても提案手法の有効性を示している。

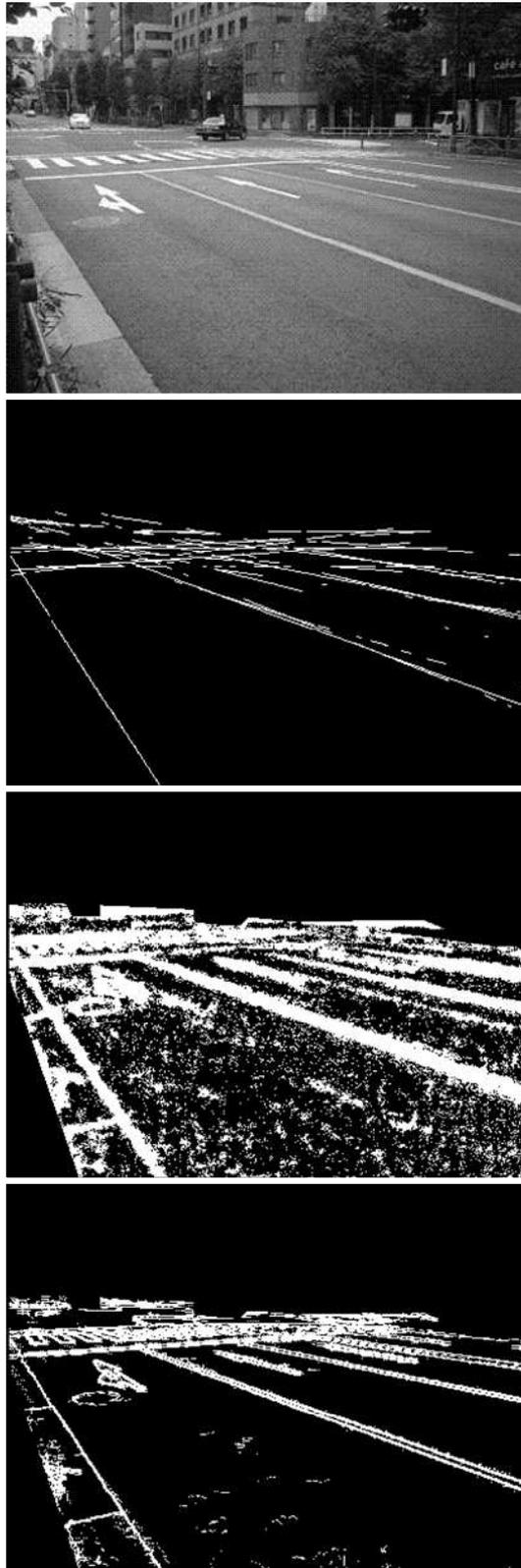


図 4.24 輪郭線検出 ～ 1

上より，原画像，Hough 変換，BEL 手法，提案高速化手法



図 4.25 輪郭線検出 ～ 2

上より，原画像，Hough 変換，BEL 手法，提案高速化手法

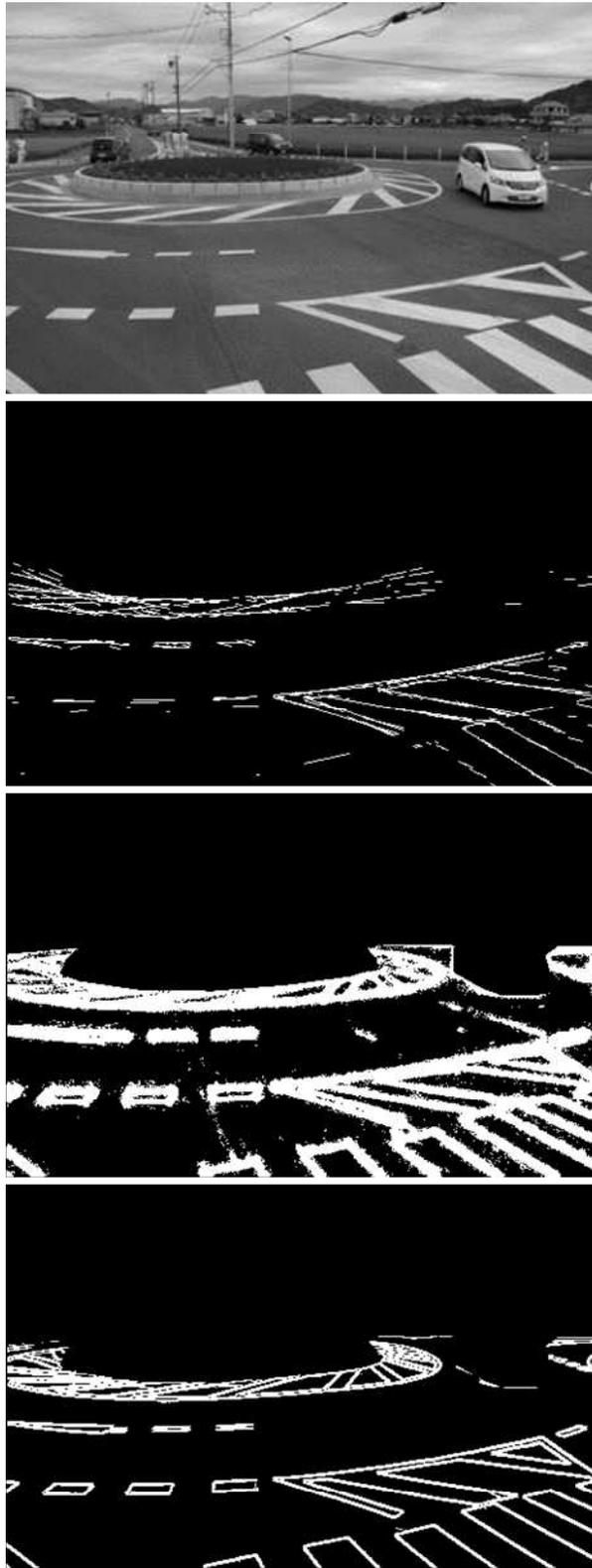


図 4.26 輪郭線検出 ～ 3

上より，原画像，Hough 変換，BEL 手法，提案高速化手法



図 4.27 輪郭線検出 ～ 4

上より，原画像，Hough 変換，BEL 手法，提案高速化手法



図 4.28 輪郭線検出 ～ 5

上より，原画像，Hough 変換，BEL 手法，提案高速化手法

4.3.2 演算時間

高速化手法の演算時間短縮効果を表 4-8 に示す。ただし、評価シーンは図 4.16～図 4.20 とした。

すべてのシーンについて、高速化手法の演算時間が短いことが判る。ただし、実時間処理を実現するに至っていない。その理由として、図 3.31 に示される Max pooling, Un pooling が並列処理で実現できず、if else 文で構成したこと、GPU を用いた並列化処理を導入していないことが挙げられる。高速化手法の骨格である、図 3.30 と図 3.31 はニューラルネットワークの構成と同一であり、現在、その実時間化に向けてソフトウェア/ハードウェアの開発が進められており、近い将来に本高速化手法も実時間処理が実現することが期待できる。

表 4-8 演算時間

画像		演算時間	
シーン	画像サイズ [pixel×pixel]	3.2 節の 手法	高速化 手法
横断歩道	450×600	10.171	5.326
ラウンドアバウト 2	530×800	15.175	8.363
下り坂カーブ	487×650	10.634	6.244
路面うねり路	225×300	2.442	1.331
駐車場	480×640	10.862	6.060

5. 結論

本研究は、一般道に対応できる白線検出手法を実現することを目的として行われた。そのため、以下に示す3つの課題を解決することを具体的な目的とした。

- エッジ検出の性能向上
- 輪郭線検出の性能向上
- 輪郭線検出の高速化

■ エッジ検出の性能向上

一般道に見られる薄い白線を検出しつつ、路面テクスチャや汚れによるノイズを誤検出しないエッジフィルタを提案した。これは白線輪郭線が滑らかな輪郭線であることに着目して構成されており、輝度の加重平均による輝度勾配を用いず、エッジ対を用いたエッジ判定を行うことが特徴である。ノイズを低減しつつ、輝度差の小さい輪郭線（輝度差が20以上）を検出できることを、机上評価を通じて確認した。また、提案手法を車載カメラ画像に適用し、輝度差が小さい白線輪郭線を含めて、輪郭線を構成するエッジ検出に有効であることを示した。

■ 輪郭線検出の性能向上

一般道に見られる白線の形状は多様であり、形状をモデル化する従来手法では検出が困難であることが考えられる。本研究ではモデルを用いない境界線追跡手法をベースに、滑らかな輪郭線を検出する手法を提案した。これは境界線をなすエッジのクラスタリングの条件に、位置の近接性だけでなく、輝度勾配方向の近接性を導入したこと、また、輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリングを、新たに提案するエッジフィルタで構成したこと、が特徴である。

輝度勾配方向の近接性に基づくクラスタリングは、自身をはじめ、すでにコンセプトは発表されているものの、従来のエッジフィルタを用いた構成例では意図する機能が実現されていなかった。例えば、薄い白線を検出するためにエッジ判定の閾値を低めに設定すると、ノイズに基づく輪郭線を多数誤検出していた。

本研究では新たに提案するエッジフィルタを用いた構成例を示し、ノイズの低減・滑らかな輪郭線の検出率向上を、机上評価を通じて確認した。検出される曲線の曲率半径の下限を調整する手法を確立した。また、提案手法を車載カメラ画像に適用し、多様な形状を持つ一般道の白線輪郭線検出に有効であることも示した。

■ 輪郭線検出の高速化

上記、境界線追跡手法をベースとする輪郭線検出は、滑らかな曲線を検出することに効果があったが、演算時間が大きい課題があった。

本研究では位置及び輝度勾配方向の近接性をエッジのクラスタリングの条件としつつ、新たに Hough 変換を立脚点とする手法を構築した。アルゴリズムは Hough 変換の課題を Helmholtz の原理から見直すことを通じて得られたものであり、階層構造と単純な行

列計算から構成される。

滑らかな輪郭線を検出する機能を維持しつつ、演算時間を短縮できることを、机上評価を通じて確認した。また、提案手法を車載カメラに適用し、多様な形状を持つ一般道の白線輪郭線検出に有効であることを確認した。

■ 深層学習（機械学習）との比較

深層学習（機械学習）で得られるニューラルネットワークのパラメータは学習で調整されており、エッジ検出の輝度差の閾値や輪郭線検出における曲率下限等、調整パラメータを意図的に設定することは困難である。なぜならば、パラメータの設定法が学習手法では得られないからである。本論文の提案手法は画像処理・認知に関する原理に立脚してなされたもので、処理で用いられるパラメータの設定法は陽に記述されている。エッジ検出における輝度差の閾値や輪郭線検出における曲率下限等、すべて調整できることが示された。

機械学習である BEL 手法と提案手法の比較を行った。この手法は多数の論文がベンチマークとするものである。その手法に対しても提案手法の優位性を示すことができた。学習データを見直すことにより BEL 手法の性能を更に向上することは可能と思われる。しかしながら、BEL 手法の現状の学習結果は道路白線輪郭線検出を満足するものではない。学習データの与え方は機械学習の課題である。提案手法は画像処理・認知原理に基づくものであり、学習データは基本として必要とせず、機械学習のような課題を回避していると言える。

今後の課題としては、以下が考えられる。

■ エッジ検出

逆光など、カメラ撮像環境の悪い状況での白線エッジ抽出とノイズ除去のトレードオフに課題が残ると考えられる。逆光でのノイズは、通常のノイズより減少することも考えられ、この状況でのエッジ判定閾値を調整することも考えられる。また、ノイズを残したまま、後段の白線抽出処理でコンテキストを用いてノイズを除去することも考えられる。

■ 輪郭線検出

白線輪郭線を区分的に滑らかな輪郭線と仮定できる場合、提案手法は白線輪郭線検出に有効であると考えられるが、白線輪郭線がこの条件を満たさない場合（例えば劣化した白線）、検出性能は低下する。今後も引き続き白線輪郭線の特徴を再考し、より優れた検出性能となるよう、アルゴリズムを改良していく必要がある。

■ 輪郭線検出の高速化

アルゴリズムの構成法から実時間処理の可能性を示すことはできたが、今後、Max pooling を含めてすべての処理を並列化できる行列計算に改め、実時間処理実現に向けてアルゴリズムを改良していく必要がある。

■ 白線輪郭線抽出

本研究では白線検出の要素である，エッジ検出，輪郭線検出の性能向上を目的になされたものである．白線検出トータルの性能を向上するために，今後，輪郭線から白線輪郭線を抽出する技術を向上させていく必要がある．

参考文献

- [1] Dickmanns, Ernst Dieter; Dynamic Vision for Perception and Control of Motion, Springer, 2007.
- [2] DAIMLER; “The PROMETHEUS project launched in 1986:Pioneering autonomous driving, ” 2017. [オンライン]. Available: <http://media.daimler.com/marsMediaSite/en/instance/ko/The-PROMETHEUS-project-launched-in-1986-Pioneering-autonomous-driving.xhtml?oid=13744534>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [3] Dickmanns, Ernst Dieter; Mysliwetz, B. D.; “Recursive 3-D road and relative ego-state recognition,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No.2, pp.199-213, 1992.
- [4] Hedrick, J. K.; “Control issues in automated highway systems,” IEEE Control systems, December 1994, pp. 21-32, 1994.
- [5] 毛利, 宏; 古性, 裕之; “LQ 制御を用いた車線の自動追従走行の検討～第 1 報,” 自動車技術会学術講演会前刷集, 102, No. 972, 1997.
- [6] 古性, 裕之; 毛利, 宏; “LQ 制御を用いた車線の自動追従走行の検討～第 2 報 : 曲線走行時の制御について,” 自動車技術会学術講演会前刷集, 103, No. 972, 1997.
- [7] 毛利, 宏; 古性, 裕之; “自動車線追従制御の検討,” 自動車技術会論文集, Vol. 30, No. 2, 1999.
- [8] Inoue, Hideaki; Mouri, Hiroshi; Sato, Hiroshi; Asaoka, Akira; Ueda, Satoshi; “Technologies of Nissan AHS test vehicle,” ITS world congress, 1996.
- [9] 自動車技術会; “日本の自動車技術 240 選 - レーンキープサポートシステム,” [オンライン]. Available: <http://www.jsae.or.jp/autotech/data/13-1.html>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [10] 日産自動車株式会社; “車線逸脱警報,” 日産自動車株式会社, [オンライン]. Available: https://www.nissan-global.com/JP/TECHNOLOGY/OVERVIEW/ldw_2.html. [アクセス日: 23 12 2017].
- [11] 実吉, 敬二; 塙, 圭二; 十川, 能之; “予防安全のための画像認識システム,” 自動車技術会学術講演会前刷集, 943, pp. 61-64, 1994.
- [12] 橘, 彰英; 青木, 啓二; 鈴木, 敏彦; “コンピュータビジョンによる自動運転システム 白線検出による車両制御法,” 自動車技術会学術講演会前刷集, 924, Vol. 1, pp. 157-160, 1992.
- [13] 伊藤, 敏夫; “エッジヒストグラムを用いた走行環境認識の一手法,” 画像の認識理解シンポジウム, pp. 119-126, 1994.
- [14] McCall, Joel C.; Trivedi, Mohan M.; “Video-Based Lane Estimation and

- Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation,” IEEE Transactions on intelligent transportation systems, Vol. 7, No. 1, pp.20-37, 2006.
- [15] Suzuki, A.; “Lane recognition system for guiding of autonomous vehicle,” Intelligent vehicle '92, pp, 196-201, 1992.
- [16] 羽下, 哲司; “拡張スポークフィルタによる道路白線形状の抽出,” 第一回画像センシングシンポジウム論文集, pp. 197-202, 1995.
- [17] 木下, 昌裕; “画像認識技術の動向,” 日本機械学会, RC141 ITS-AVCS に関する研究分科会研究報告書, 1998.
- [18] Buehler, Martin; Iagnemma, Karl; Singh, Sanjiv; The DARPA urban challenge, pp.1-59: Springer, 2009.
- [19] アイサンテクノロジー; “高精度地図データベースとは,” [オンライン]. Available: <http://www.aisan-its.com/business/database.html>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [20] DARPA; “Urban challenge,” [オンライン]. Available: <http://archive.darpa.mil/grandchallenge/>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [21] 野口, 伸; “農業ロボットの自動化で日本の農業問題を解決したい,” 2003. [オンライン]. Available: http://www.jaxa.jp/article/special/michibiki/noguchi_j.html. [アクセス日: 23 12 2017].
- [22] 河野, 功; “準天頂衛星と静止衛星による衛星測位システム,” 電子情報通信学会論文誌. B, 通信 00084(00012), 2092-2100, 2001.
- [23] 入江, 博樹; “コード DGPS における基地局誤差の影響,” 電子情報通信学会技術研究報告. SANE, 宇宙・航行エレクトロニクス 101(236), pp.43-49, 2001.
- [24] NASA; “Nissan Test Drives NASA Space Technology for Use in Driverless Cars,” 8 1 2016. [オンライン]. Available: <https://www.nasa.gov/ames/image-feature/nissan-test-drives-nasa-space-technology-for-use-in-driverless-cars>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [25] Cui, Youjing; Ge, Shuzhi Sam; “Autonomous vehicle positioning with GPS in urban canyon environments,” IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION, Vol. 19, No. 1, pp, 15-25, 2003.
- [26] 自動運転ビジネス検討会; “自動走行ビジネス検討会 「自動走行の実現に向けた取組方針」 報告書概要,” 14 3 2017. [オンライン]. Available: <http://www.meti.go.jp/press/2016/03/20170314002/20170314002-2.pdf>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [27] National Highway Traffic Safety Administration; “Automated vehicles for safety,” United States Department of Transportation, 1 1 2016. [オンライン]. Available:

- <https://www.nhtsa.gov/technology-innovation/automated-vehicles-safety>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [28] 日本自動車工業会; “自動運転ビジョン,” 6 11 2015. [オンライン]. Available: http://www.jama.or.jp/safe/automated_driving/. [アクセス日: 23 12 2017].
- [29] Albus, James S.; Meystel, Alexander M.; *Engineering of Mind*, pp.195-242: John Wiley & Sons, INC., 2001.
- [30] Albus, James S.; *A reference model architecture for intelligent systems design*, Kluwer Academic Publishers Norwell, 1993.
- [31] 久保, 信明; 安田, 明生; “単独測位におけるマルチパスの評価と精度改善方法,” 電子情報通信学会論文誌. B, 通信 00084(00012), 2123-2131, 2001.
- [32] 国土地理院; “国土地理院, 巨大太陽フレアの影響を速報,” 内閣府, 宇宙開発戦略推進事務局, 13 9 2017. [オンライン]. Available: http://qzss.go.jp/news/archive/gsi_170913.html. [アクセス日: 23 12 2017].
- [33] 国土交通省, 国土地理院; “平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震に伴う三角点及び水準点の測量成果の改定値を公表 (10 月 31 日から提供開始),” 28 10 2011. [オンライン]. Available: <http://www.gsi.go.jp/sokuchikijun/sokuchikijun60011.html>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [34] Peng, Huei; Zhang, Weibin; “Magnetic-marker-based lane keeping: a robustness experiment study,” SAE Transaction, Paper No. 930556, pp. 750-755, 1993.
- [35] 津川, 定之; “自動車の自動運転システム,” 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 7, pp. 946-949, 1995.
- [36] Thrun, Sebastian; Burgard, Wolfram; *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents series)*, The MIT Press, 2005.
- [37] Pascoe, Geoffrey; Maddern, Will; Tanner, Michael; Pini[´]es, Pedro; Newman, Paul; “NID-SLAM: Robust Monocular SLAM using Normalised Information Distance,” *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, 2017.
- [38] Wen, Qinghua; Yang, Zehong; Song, Yixu; Jia, Peifa; “Road boundary detection in complex urban environment based on low-resolution vision,” *Proceedings of the 11th conference on information sciences*, pp.1-7, 2008.
- [39] 土谷, 千加夫; 浅井, 俊弘; 植田, 宏寿; “自律走行のための白線と縁石に基づく自己位置推定 (情報論的学習理論と機械学習),” 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report, 信学技報 115(225), pp. 111-116, 2015.
- [40] Lategahn, Henning; Stiller, Christoph; “Vision-only localization,” *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, Vol. 15, No. 3,

- pp.1246-1257, 2014.
- [41] Kisacanin, B.; Gelauz, M.; Advances in embedded computer vision, Chapter 10: Springer, 2014.
 - [42] Satzoda, Ravi Kumar; Trivedi, Mohan M.; “On performance evaluation metrics for lane estimation,” IEEE international conference on pattern recognition, pp.1-6, 2014.
 - [43] 菅沼, 直樹; 魚住, 剛弘; “レーザレンジファインダを用いた白線検出および白線曲率推定,” 自動車技術会論文集, 42(2), pp. 563-568, 2011.
 - [44] 赤松, 駿一; 富沢, 哲雄; “2A2-H05 LIDAR を用いた車線境界線の検出と予測(【交通・物流部門】カー・ロボティクスと ITS),” ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, "2A2-H05(1)"-"2A2-H05(3)", 2014.
 - [45] 安居院, 猛; 長尾, 智晴; 画像の処理と認識, 昭晃堂, 1992.
 - [46] Petkov, N.; Wieling, B. M.; “Gabor filter for image processing and computer vision, ” 13 February 2017. [オンライン]. Available: <http://matlabserver.cs.rug.nl>. [アクセス日: 13 February 2017].
 - [47] McCall, Joel C.; Trivedi, Mohan; “An integrated, robust approach to lane marking detection and lane tracking,” Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposiums, pp.1-5, 2004.
 - [48] Grigorescu, Cosmin; Petkov, Nicolai; Westenberg, Michel A.; “Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition,” IEEE transactions on image processing, Vol. 12, No. 7, pp. 729-739, 2003.
 - [49] 熊谷, 雄一; 米陀, 佳祐; 楊, 辰兮; 三田, 誠一; “画像位相情報を用いた道路区画線検出,” 電子情報通信学会 信学技報, ITS2013052, IE2013-117, pp.129-134, 2014.
 - [50] Kovese, Peter; “Image features from phase congruency,” The university of western australia technical report 95/4, pp.1-31, 1995.
 - [51] 酒井, 幸市; デジタル画像処理入門, pp.50-52: コロナ社, 1999.
 - [52] 平野, 健嗣; 吉田, 俊之; 酒井, 善則; “電気回路シミュレーションに基づく画像エッジの補間・強調処理とその画像セグメンテーションへの応用,” 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J85-A, No.10, pp.1079-1090, 2002.
 - [53] Fisher, Bernd; Buhmann, Joachim M.; “Path-based clustering for grouping of smooth curves and texture segmentation,” IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 25, No. 4, pp. 513-518, 2003.
 - [54] Nevatia, R.; Babu, K. Ramesh; “Linear feature extraction and description,” Computer Vision and Image Processing, Vol.6, No.1, pp.257-269, 1980.
 - [55] 孕石, 泰丈; 毛利, 宏; 古性, 裕之; “ガボールフィルタを用いた道路白線認識手法,” 自動車技術会 2014 年度春季学術講演会講演前刷集, No.49-14, pp.1-6, 2014.

- [56] 齊藤, 文彦; “点間の近接と連続性評価に基づく投票処理による主観的曲線の検出,” 電学論 C, 120 巻 8/9 号, pp.1257-1264, 2000.
- [57] Duda, U. O.; “Use of the Hough Transformation to detect lines and curves in pictures,” Communication of ACM, Vol. 15, pp. 11-15, 1972.
- [58] Szeliski, R.; Computer Vision, Algorithms and Applications, pp.250-254: Springer, 2011.
- [59] N. Kiryati, Y. Eldar , M. Bruckstein, “A probabilistic Hough transform,” Pattern Recognition, Vol.24, No.4, pp.303-316, 1991.
- [60] 安達, 栄輔; 鍋島, 彰崇; 栗田, 多喜夫, “車の姿勢を考慮したハフ変換による車線検出,” 電子情報通信学会, 信学技報, 2006-02-24, 2006.
- [61] Taoka, Takeshi; Manabe, Makoto; Kanbayashi, Manabu; Ohnishi, Yosuke; Fukui, Manabu; “An efficient lane recognition algorithm for automobile applications,” 情報処理学会 研究報告, 2006-SLDM-126(12), pp.63-67, 2006.
- [62] 池, 亘平; 本田, 郁二; “不連続な曲線画像を滑らかに補間するアルゴリズム,” FIT2009 (第8回情報科学技術フォーラム) , I-030, pp. 301-302, 2009.
- [63] Lee, W. J.; “A machine vision system for lane-departure detection,” Computer Vision and Image Understanding, Vol.86, pp.52-78, 2002.
- [64] Gioi, G. R.; Jakubowicz, J.; Morel, M. J.; Randall, G.; “LSD: A Fast Line Segment Detector with a False Detection Control,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.32, No.4, pp.722-732, 2010.
- [65] Ullman, Shimon; Sha'ashua, Amnon; “Structural Saliency: The detection of globally salient structures using a locally connected network,” Massachusetts institute of technology artificial intelligence laboratory memo, No. 1061, pp.1-18, 1988.
- [66] 片山, 徹; 新版応用カルマンフィルタ, pp.86-93: 朝倉書店, 2000.
- [67] 小林, 哲也; “単眼視による道路認識,” 電気・情報関連学会連合大会講演論文集, Vol. 1988, No. 5, pp. 5.5-5.8, 1988.
- [68] 小林, 哲也; “道路画像からの道路パラメータのオンライン推定,” 信学論, 175-D-2, 1, pp. 75-76, 1992.
- [69] 丹波, 伸行; “連続道路画像からの車両姿勢角の推定,” 信学論, 175-D-2, 3, pp. 490-499, 1992.
- [70] 農宗, 千典; “連続道路画像からの道路構造とカメラ姿勢の同時推定,” 電子情報通信学会論文誌, Vol. J76-D-2, pp. 514-523, 1993.
- [71] 高橋, 新; “画像による自車姿勢とレーン形状の計測,” 第一回画像センシングシンポジウム論文集, pp. 251-254, 1995.
- [72] 毛利, 宏; 佐藤, 茂樹; 古性, 裕之; 永井, 正夫; “拡張カルマンフィルタを用いた

- 車線追従制御の検討,” 自動車技術会学術講演会前刷集, No. 115-00(20005494), 2000.
- [73] 白土, 良太; 毛利, 宏; 永井, 正夫; “画像処理を用いた道路形状・車両挙動の推定,” 日本機械学会, 第8回交通・物流部門大会講演会前刷集, 2000.
- [74] 白土, 良太; 古性, 裕之; 毛利, 宏; 辻, 正文; “画像処理による道路形状・車両挙動の推定,” 自動車技術会学術講演会前刷集, No. 115-00(20005495), 2000.
- [75] Pomerleau, D.; Jochen, T.; “Rapidly adaptive machine vision for automated vehicle steering,” IEEE Expert-Special Issue on Intelligent System and Their Application, Vol.70, No.11, No.2, pp.19-27, 1996.
- [76] Kreucher, C.; Lakshmanan, S.; Kluge, K.; “A driver warning system based on the LOIS lane detection algorithm,” Proceeding of IEEE International Conference of Intelligent Vehicles, Stuttgart, Germany, pp.17-22, 1998.
- [77] 高橋, 新; 二宮, 芳樹; 太田, 充彦; 丹下, 幸市; “レーン検出におけるロバスト性向上の検討,” 電子情報通信学会 信学技報 TECHNICAL REPORT OF IEICE, PRMU98-93, pp.9-14, 1998.
- [78] 大池, 達也; “モデルベースの認識手法による道路白線認識,” デンソーテクニカルレビュー, Vol.6, No.1, pp.54-61, 2001.
- [79] 菅沼, 直樹; 藤原, 直史; 泉田, 啓; “ステレオビジョンシステムと動的輪郭モデルを用いた高速道路におけるレーンマーカ検出,” 日本機械学会論文集 C編, Vol.70, No.700, pp.162-167, 2004.
- [80] Ma, B.; Lakshmanan, S.; Hero, O.; “Simultaneous detection of lane and pavement boundaries using model-based multisensor fusion,” IEEE Transaction on Transportation Systems, Vol.1, No.5, pp.1-4, 2000.
- [81] Hastie, Trevor.; The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition (Springer Series in Statistics), Springer, 2008.
- [82] Bishop, Christopher M.; Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics), Springer, 2010.
- [83] 味曾野, 雅史; 中山, 浩太郎; 松尾, 豊; “逆畳み込みニューラルネットワークを用いた輪郭抽出,” The 30th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 1A4-S-27b-3, pp.1-4, 2016.
- [84] Bishop, Christopher M.; Pattern recognition and machine learning, pp.11-30: Springer, 2008.
- [85] Cristianini, Nello; Shawe-Taylor, John; サポートベクターマシン入門, pp.129-163: 共立出版, 2000.
- [86] Dollár, Piotr; Zitnick, C. Lawrence ; “Structured forests for fast edge detection,” <https://arxiv.org/pdf/1406.5549>, 2014.
- [87] 植田, 宏寿; 山口, 一郎; 土谷, 千加夫; 佐野, 泰仁; 古性, 裕之; “自車近傍の認

- 識結果の蓄積に基づくロバストな自己位置推定技術の開発,” 自動車技術会論文集, 47(3), pp. 815-819, 2016.
- [88] 赤間, 世紀; 人工知能の基礎理論, pp.118-126: 電気書院, 2000.
- [89] Desolneux, A.; Moisan, L; Morel, M. J., From gestalt theory to image analysis, a probabilistic approach, pp.31-45: Springer, 2008.
- [90] Hubel, H. D.; “Explorations of the primary visual cortex, 1955-1978,” Nature, Vol.299, pp.515-524, 1982.
- [91] 加藤, 寛一郎; 最適制御入門—レギュレータとカルマン・フィルタ, 東京大学出版会, 1987.
- [92] 安部, 正人; 自動車の運動と制御, 東京電機大学出版局, 2012.
- [93] Helmholtz, H.; Handbuch der physiologischen Optik. 3. Aufl. 英訳 Southall, Leopold Voss., 1910.
- [94] Southall, J. P. C.; Helmholtz's Treatise on physiological optics, Dover, 1962.
- [95] Warren, R. M.; Warren, R. P.; Helmholtz on perception: its physiology and development, Wiley, 1968.
- [96] 柿崎, 祐一; “ヘルムホルツの視知覚論をめぐって--知覚の機能と機構についての覚書,” 甲南女子大学研究紀要, pp. 29-45, 1987.
- [97] MathWorks Japan; “画像のためディープラーニング (深層学習) 画像のためディープラーニング (深層学習) 画像のためディープラーニング (深層学習) 画像のためディープラーニング (深層学習) 画,” [オンライン]. Available: https://jp.mathworks.com/content/dam/mathworks/mathworks-dot-com/company/events/webinar-cta/DeepLearningForImages_presentation.pdf. [アクセス日: 23 12 2017].
- [98] Dollar, P.; Tu, Z.; Belongie, S.; “Supervised Learning of Edges and Object Boundaries,” CVPR '06 Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2, pp.1964-1971, 2006.
- [99] Arbelaez, Pablo; Fowlkes, Charless; Martin, David; “The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark,” [オンライン]. Available: <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/>. [アクセス日: 23 12 2017].
- [100] McCall, Joel C.; Trivedi, Mohan M.; “Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation,” IEEE transactions on intelligent transportation systems, Vo. 7, No. 1, pp. 20-37, 2006.

謝辞

本研究は、筆者が山梨大学大学院医学工学総合教育部博士課程ならびに東京農工大学大学院工学府博士後期課程の在学中に行われたものです。6年間の長きに亘り、東京農工大学 毛利宏教授から終始温かいご指導を賜りました。ここに、心から感謝の意を表します。筆者の学士・修士時代の恩師、早稲田大学理工学部 小林精次教授に感謝申し上げます。小林研究室で勉学・日常生活の多方面でご指導いただきました専修大学 石原秀男教授（故人）に感謝致します。

本研究の機会を下さいました日産自動車（株）に感謝申し上げます。博士課程入学に際し、積極的に支援を下さいました日産自動車・総合研究所・モビリティ・サービス研究所 三田村健所長，井上英明主管研究員に感謝申し上げます。山梨大学在学時代，共同研究でお世話になりました孕石泰丈准教授に感謝申し上げます。研究の相談相手になっていただいただけでなく，在学の手続きを献身的に行っていただきました風間恵介君に感謝申し上げます。博士課程の履修をサポートしていただきました日産自動車(株) 渡辺省吾主管研究員，キアットアブデラジズ主任研究員に感謝申し上げます。

本研究は筆者が日産自動車（株）に入社してしばらく経った頃から始めた運転支援システムの研究を発展させたものです。それまではシャシー制御に取り組んでおりましたが，運転支援システムを契機として研究領域を画像処理にまで拡げることができました。画像処理に基づく本研究をまとめることができましたのも，研究領域拡大を勧めて下さりました毛利宏教授をはじめとして，玉川大学 菅沢 深教授，日産自動車（株）村上拓也主管研究員のお蔭です。ここに感謝申し上げます。画像処理に関して相談相手になっていただいた日産自動車（株）下村倫子主任研究員に感謝致します。アルゴリズムの作成方法など画像処理の基本を教えていただいた土谷千加夫君，田中慎也君には大変お世話になりました。

本研究の出発点となりました運転支援システムの研究では，日産自動車（株）の技術員，技能員をはじめとして多くの方々にお世話になりました。心よりお礼申し上げます。

最後になりましたが，筆者の長い学生生活を支えてくれました両親，妻，息子に感謝致します。