

博士学位論文

人間の視覚機能に学んだ車載用画像処理技術の研究

-路面状態検知と影検出・除去-

九州工業大学

大学院生命体工学研究科

脳情報専攻

田中 宙夫

2015年

目次

第1章 序論	1
1.1 研究概要	1
1.2 研究背景・目的	1
1.3 論文構成	4
第2章 人間の視覚情報処理と既存の画像処理技術	5
2.1 人間の視覚情報処理	5
2.1.1 影が影響している錯視	5
2.1.2 人の視細胞と反対色空間	6
2.1.3 ガボールフィルタ	8
2.2 既存の画像処理技術	10
2.2.1 領域分割	10
2.2.2 人間の視覚心理学に学んだ影の影響を受けない輪郭抽出	10
第3章 光源の色情報を用いた影検出・除去	19
3.1 はじめに	19
3.2 影による物体表面色への影響	22
3.2.1 分光照射照度, 反射率とラジオシティによる表現	22
3.2.2 色ベクトルによる表現	23
3.3 影検出・影除去	25
3.4 路面の白線を用いる光源の色情報の自動取得	27

3.5	性能評価実験方法	28
3.6	性能評価実験結果	30
3.7	まとめ	32
第4章	ガボールフィルタを用いた路面状況検知	41
4.1	はじめに	41
4.2	路面状態の乾燥・湿潤状態判別	42
4.3	道路標示, ワイパーなどの自動判別	43
4.4	積雪状態判別	44
4.5	性能評価実験方法	44
4.6	性能評価実験結果	47
4.6.1	乾燥・湿潤判別手法の性能評価	47
4.6.2	路面表面のみの測定範囲画像抽出	49
4.6.3	乾燥・湿潤判別手法の複数条件での性能評価	50
4.6.4	路面表面の乾燥・湿潤判別システム	53
4.6.5	積雪状態判別	53
4.7	まとめ	54
第5章	考察と今後の展望	71
5.1	考察	71
5.1.1	影検出・除去	71
5.1.2	乾燥・湿潤判別	73
5.2	ロボットビジョンへの応用	74
第6章	結論	77
	参考文献	79

第1章 序論

1.1 研究概要

本論文は、車載用画像処理への応用を想定した、影検出・除去手法と路面表面の乾燥・湿潤状態判別手法に関するものである。従来の影検出技術では背景画像を用いる手法が主流であるが、車載環境では背景が常に高速で変化するために適用が難しい。背景画像を用いない手法も提案されているが、まだ実環境において十分に性能評価がなされていないという問題がある。路面表面の状態検知技術でも、画像処理による手法が多く提案されているが、輝度変化に頑健でないか、必要とする環境情報が多いという問題がある。本研究は、人間の視覚処理機能に学んで、背景情報を用いずに環境の変化にも頑健な影検出・除去手法と、画像上の濃淡特徴を利用した路面表面の乾燥・湿潤状態判別手法を提案し、実環境で撮影した車載画像を用いた性能評価からそれらの有用性を示した。

1.2 研究背景・目的

近年、コンピュータやカメラ機器の性能向上により、複雑かつ高度な画像処理技術の研究が盛んに行われている。顔認証技術や自動車、歩行者などの特定物体認識技術の研究開発は特に活発である。顔認証技術では数千、数万人という顔を記憶し、瞬時に認識が可能であり、特定物体認識技術では対象を認識するだけでなく、数 mm 精度で大きさや対象までの距離を測定可能である。これらの技術は既に人間以上の性能を持っており、デジタルカメラや携帯電話のカメラ機能での顔検出・表情認識システ

ムや [1], 自動車の運転補助を目指す車載用技術にも応用されている。

日本における交通事故件数は年々増加傾向にある。特に追突事故は事故件数全体の約 30% を占める [2]。このような事故を減らすため、急ブレーキ時のホイールロックを防止する Antilock Brake System や発進や加速時のタイヤの空転を防止する Brake Override System, 車両の横滑りを検知すると自動的に車両を制御する Dynamic Stability Control に代表される予防安全技術の開発・実用化が行われてきた。近年では、予防安全技術への画像処理技術の応用が盛んであり、高機能なドライブアシストや追突事故防止システムなどが実用化され、販売されており、身近な技術となっている [3,4]。

しかし、現状では、人間が高速、高精度かつ柔軟に行う物体検出、環境・状態認識、予測などの機能を再現することはまだ難しい。人間の視覚情報処理のような高度かつ高性能な画像処理技術の開発を目指すには、人間の視覚系に学ぶことが重要かつ効果的である。本研究では、自動車運転の自動化やロボットの自律化を目指した高機能画像処理システムの開発を目的とする。特に自動車の自動運転・運転支援への応用を目指し、人間の視覚処理機能に学ぶことで、より高性能な画像処理技術の開発を目的とする。

自動車の自動運転・運転支援を行うには、走行路面の状態を認識し、最適な操舵方法を推定する必要がある。そのためには、走行路面領域を検出する必要がある。画像処理による路面領域検出手法は数多く提案されている [5-9]。画像処理による検出・認識処理では、画像中の影が精度低下の原因になることがあり、路面領域検出でも例外ではない。これに対して、近年の画像処理では影を検出・除去するのではなく、影の影響を受けにくい手法の提案が主流である。光源の影響を定式化することで、光源の影響を受けない画像を作成し、影の影響を取り除く手法も提案されている [10]。一方、人間の視覚処理では、高速かつ正確に、影、路面、および影が投影されている路面を認識する。加えて人間の視覚処理には影を認識し、影の影響を補正する機能があるとも言われている [11,12]。これらのことから、影の検出をすることも、人間のような

高度な画像処理技術の開発に重要であるといえる。画像処理による影検出技術は、固定カメラを想定した背景差分を用いる手法が数多く提案されている [13–16]。しかし、これらの手法は、常に高速で背景が変化する車載カメラの画像に適用するのは難しい。背景を用いない手法も提案されている [17,18]。これらの手法は論文中で適用範囲の検証が十分になされておらず、様々に環境が変化する車載用画像処理にどこまで対応できるか明確になっていない。これまでの手法は影による色変化の特徴を利用して画素単位で影を検出しているが、一方で、影の輪郭に着目した手法も提案されている [19]。この手法は、視覚心理学モデルから着想を得ており、無色光源化では有効であるが有色光源化では十分に効果を発揮できない。これらのことから、背景画像を用いず、光源状態の変化に頑健な影検出手法の提案が必要である。

路面領域を検出した後に最適な操舵支援を行うためには、その路面の滑り易さを認識する必要がある。路面状態を判別する技術はいくつも提案されているが [20,21]、特殊なセンサが必要であり、設置コストがかかる。設置コストの低いカメラだけを用いる手法も提案されているが [22–25]、撮影環境の変化に頑健でない。そこで、特殊なセンサを用いず、カメラだけを用いて照明変動に頑健な路面状態検知技術を開発する必要がある。

本論文では、背景画像を用いず光源の色情報を用いた影検出・除去手法と、ガボールフィルタを用いた路面状態検知手法を提案する。影検出・除去手法は、光源の影響を自動的に取得することで、光源の変化に対応し、領域分割結果を用いることで先行技術のような画素単位での検出手法では低減が難しいと考えられる誤検出への対応を目指した。路面状態検知手法では、輝度変化に比較的頑健な特徴抽出フィルタであるガボールフィルタを用い、路面表面凹凸の特徴を検知することで乾燥状態と湿潤状態の判別をすることを目指した。また、適切なカメラ設置条件や判定パラメータも実験により求めた。

1.3 論文構成

本論文の構成は以下に述べる通りである。第1章では、研究背景と目的、ならびに本論文の各章の概要を述べた。第2章では提案手法において基にした人間の視覚機能や既存の画像処理技術について述べる。第3章では影検出・除去手法について述べる。第4章では路面状態検知手法について述べる。第5章では本研究の考察と今後の展望について述べ、第6章では本研究の総括を述べる。

第2章 人間の視覚情報処理と既存の画像処理技術

本章では、提案手法に関わる人間の視覚情報処理について説明する。また、本論文で用いた既存の画像処理技術についても併せて説明する。

2.1 人間の視覚情報処理

2.1.1 影が影響している錯視

錯視とは、視覚に関する錯覚のことであり、図 2.1 に示すように、実際には同じ長さのものが違う長さに見えたり (図 2.1 (a))、止まっているものが動いて見える (図 2.1 (b))、無いものが有るように見える (図 2.1 (c)) などの現象がある [26–28]。このように錯視には様々な種類があり、発生の原因も様々である。錯視の原因を知ることは人間の視覚がどのような情報処理をしているのかを知る手掛かりにもなり、また工学的な画像処理技術の性能向上のきっかけにもなりえる。

チェッカーシャドウ錯視を図 2.2 に示す [11,29]。図 2.2 (a) を人間が見ると、A と B の四角の色が違って見える。しかし、図 2.2 (b) のように A と B を同色の線で繋ぐと、実際には同じ色であり輝度値も同じであることがわかる。この見え方の変化は、人間の影を認識する機能が原因であると言われている。図 2.3 は、赤線上と青線上の明るさの分布をグラフ化したものであり、グラフ上の黒いラインは四角の境界を示している。グラフ上の A、B と書かれている範囲が A、B それぞれの四角の輝度値であり、それらが同じであることがわかる。ここで、A と B の隣にある四角内の明るさの

変化に注目する。それぞれ四角内で明るさが中心に向かって暗く変化していることがわかる。また、この明るさの変化は図 2.3 の橙色の線上に位置している。このとき、人間は、この直線的な明るさの変化を影の輪郭であると認識する。影が投影された面は、光が当たっている面に比べ色は暗く見える。人間は、このことを経験的に知っており、図 2.2 で橙色の線から見て暗くなっている側を影が投影されている領域として知覚する。チェッカーシャドウ錯視は、このように知覚された影領域内の明るさを、影が投影されていない場合の明るさへと人間の視覚機能が補正することで生ずる。影領域内が明るく補正されることで、A と B の明るさが異なって見える。また、この働きにより、暗い四角と明るい四角が交互に配置されているチェッカーボードの認識が容易になっている。単純に輝度値を比較しただけではできない処理である。

ログヴィネンコ錯視を図 2.4 に示す [12]。図中の 1 と 2 の四角の明るさは異なって見えるが実際は同じである。これも、チェッカーシャドウ錯視と同様に、2 を覆うように水平方向に暗い長方形の帯があるように見え、これを影と認識することで影領域内の明るさを元の明るさと思われる状態へ補正している。補正には影境界付近の明るさの変化を基準として用いる。

これらのように、人間の視覚系では影を知覚することで、自動的に影がない状態の明るさへ、みかけを補正しようとする働きがあり、実際の明るさとは違う明るさで知覚することがある。また、人間が影を認識する上で、輪郭付近の明るさの変化を検出することが重要であるといえる。

2.1.2 人の視細胞と反対色空間

人間は、電磁波のうち波長が約 380~830nm の可視光を目で捉えることで色を知覚している。図 2.5 のカラーバーで示すように可視光の波長によって色が決まり、短波長から長波長に向かって紫、青、緑、黄、橙、赤と変化する。

人間は、網膜にある錐体細胞で可視光を捉えている。一般に、人間の視細胞には L

錐体, M 錐体, S 錐体の 3 種類の錐体細胞が存在し, 図 2.5 に示すように, それぞれ可視光の長波長, 中波長, 短波長に強く応答する. 人間の視覚処理では, これらの 3 錐体の応答を 図 2.6 で示すように組み合わせることで色を知覚する. ここで, 色と明るさは網膜において LMS の 3 錐体の応答を 3 軸とした 3 次元空間内の 1 点として表される (図 2.7 (a)). この 3 軸は, どのような色も 3 つの色の混合によって作ることができるという色の 3 色性と対応している. しかし, これは人間が感覚的に知覚する際の色彩様式とは異なっており, 人間が最終的な知覚に至るまでに, 色の情報表現方法は数度変換される. 3 色性による表現からは, 反対色 (図 2.7 (b)) による表現へと変換される.

反対色とは, 同時には知覚されることのない赤と緑, 青と黄, 二対の色のことである. 一次視覚野には二重反対色細胞と呼ばれる, 赤と緑, または青と黄に対して拮抗的に応答する細胞がある. これらはそれぞれ, 赤と緑の境界, 青と黄の境界によく応答し, 反対色に対応している. 最後に, 色彩知覚と対応した色相・彩度 (図 2.7 (c)) による表現へ変換されると考えられている. これは, 人間が色を知覚した際に, 薄い赤や濃い緑のように色の種類 (色相) と濃さ (彩度) で捉える様子に対応している. また, 一次視覚野には特定の色相に対応したり, 狭い色彩範囲にのみ応答する細胞や, 彩度の低い白っぽい色, 彩度の高い鮮やかな色のみに応答する細胞などの色相・彩度の情報表現に対応する色選択性を持つ細胞も見つかっている [30].

コンピュータビジョンでは, 主に 図 2.7 (a) に対応する RGB 色空間上で色が表現されている. また, 図 2.7 (c) に対応する色空間としては HLS 色空間や HSV 色空間がよく知られている. 色相や彩度のような色の成分と, 明るさの成分によって表現される色空間上で四則計算を行うには, 図 2.7 (c) のような色相軸が円環状のものは向かず, 図 2.7 (b) に対応するような, 3 軸が直交している反対色空間が適している.

反対色空間は, 図 2.8 に示すように, RGB 色空間から変換が可能である. まず, RGB 色空間を表現している RGB 表色系から CIE 表色系へ変換する. 本論文では, 鎌田ら

が測定した値を用いて変換した [19]. 次に, CIE から錐体空間に変換し輝度成分を出力する. これには, Lucassen らによる方法を用いた [31]. 最後に, 円錐形である錐体空間を円柱形へと変形させることで反対色空間へと変換した. 円柱形への変換の際には, 輝度値 20cd の位置を基準に写像することで猿の色知覚に対応させた.

2.1.3 ガボールフィルタ

人間の視覚情報処理では, 感覚器官である眼で受信した情報を大脳皮質 (視覚野) で処理することで, 物体や空間を認識する. 受信した情報は, まず大脳の中の一次視覚野に到達する. 一次視覚野では, 細胞の受容野が反応することによって局所的な形状特徴の検出処理がなされる. 一次視覚野以降では, 一次視覚野で処理した情報を組み合わせることで, 物体の形状や位置関係などの大局的・空間的な情報や運動に関する情報などを処理する.

一次視覚野に存在する単純型細胞は, 方位と周期の選択性を有している. この細胞は, 選択された特定の幅で, 特定の方位に傾いている線分にもみ反応する特性を持つ. この方位選択性をモデル化したものがガボールフィルタである [32]. 2次元ガボールフィルタの変換カーネル例を図 2.9 に示す. 2次元ガボールフィルタ関数は正弦, 余弦関数それぞれとガウス関数をかけたものであり, 次式のように表す.

$$g(T, \alpha, \theta, x', y') = \frac{1}{2T\alpha^2} e^{-\frac{\pi^2}{\alpha^2 T^2} (x'^2 + y'^2)} \begin{bmatrix} e^{i\frac{2\pi}{T}x'} \\ -e^{-\alpha^2} \end{bmatrix}, \quad (2.1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta,$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta. \quad (2.2)$$

ここで, T は周期, α はガウス関数幅係数, θ は振動方位, (x, y) はフィルタ座標, (x', y') は回転後のフィルタ座標を表す. T は振動の 1 周期を画素数で表したものであり, θ は水平方向を 0 度とし反時計回りを正とする. α はガウス窓の大きさを制御する変数である. 各パラメータを変更することで前述した単純型細胞のように, 画像内の特定

の幅で、特定の方位に傾いている濃淡パターンを検出できる。ガボールフィルタは、フィルタ内の相対的な濃淡パターンを検出するため、一様な輝度変化に対して比較的頑健である。ガボールフィルタの応答は式(2.3)、図2.10のように、式(2.1)で示したフィルタと入力画像 $I(x, y)$ との畳み込みによって求められる。

$$g_c(T, \alpha, \theta) = I(x, y) * g(T, \alpha, \theta, x, y). \quad (2.3)$$

ガボールフィルタを応用した技術として、Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) 特徴量や Histograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴量と組み合わせた物体検出・認識手法や [33, 34], Elastic Graph Matching (EGM) を併用した顔の表情のような非剛体変形に対応した認識技術が提案されている [35, 36]。また、ガボールフィルタは時空間的に処理することで方向選択性を持ち、速度情報の算出も可能である [37]。この特性を活用し、速度の特徴からがけ崩れや自転車のペダル漕ぎ動作を検出する手法が提案されている [38, 39]。

ガボールフィルタ処理は畳み込みが必要であり、畳み込み先の画像のサイズや、フィルタのサイズが大きくなると、処理時間が長くなるという欠点がある。これに対して、セルラーニューラルネットワークを用いて隣接結合のみでガボールフィルタの計算を行う方法が提案されており [40], LSI化もされている [41–43]。これらは、各画素が隣接画素との計算だけでガボールフィルタ処理を実現させるものであり、画素単位で並列処理を行う。これにより、フィルタのサイズの拡大に伴う処理速度の増加を抑えることができる。また、LSI化により、逐次方式コンピュータでは難しい画素数分の並列計算を実現できる。

2.2 既存の画像処理技術

2.2.1 領域分割

画像処理における領域分割は、ある特徴を基にして、それが似た領域毎に分割する手法であり、一般的には物体のシルエットを抽出する際に用いられる。一般に用いられる領域分割法にはいくつかの種類が存在する。最も単純なものは輪郭抽出を用いるものである。これは、まず微分フィルタやそれらを拡張させた Canny フィルタのような画像の濃淡情報から物体の輪郭を抽出するフィルタ処理を行い、輪郭抽出結果から輪郭の閉じた閉空間を一領域として検出する。他には画像の情報を別の空間に投影し、その空間上での距離からクラスタリング手法を用いて分類する手法 [44,45]、Mean Shift 法のように画素の座標と色情報を組み合わせた特徴空間で重み付き平均を繰り返し計算し、同じ座標に収束した画素群を一つの領域とする手法 [46,47]、グラフカット法のように近傍画素との接続をグラフの辺とし、画素中心をグラフの頂点としたときに、輪郭強度などの重みを持ったグラフ構造によって分離する手法がある [48–50]。これらの手法は出現する色の種類や数などがある程度予測できる場面では非常に有効である。しかし、事前にある程度状態を推定しておかないと、処理速度が非常に遅くなってしまい、リアルタイム処理には向かないという欠点がある。

人間の視覚処理モデルである結合 MRF モデルを改良した手法も提案されている [51–54]。この手法もコンピュータで実行すると処理が非常に遅くなってしまいが、LSI 実装することで高速な処理を目指している。

2.2.2 人間の視覚心理学に学んだ影の影響を受けない輪郭抽出

人間の視覚系は、色の変化と明るさの変化の相関関係から影の検出をしているという知見がある。視覚心理学では、色と明るさが同時に変化するような境界は物体の表面色の変化として知覚し、色の変化がなく明るさだけが変化するような境界を影によ

る物体表面色の変化として知覚するとされる [55]. この情報処理メカニズムの詳細はまだ明らかになっていないが, 人間の視覚系同様, 画像を色と明るさ, つまり色相成分と輝度成分に分解することで影が検出できると考えられる.

反対色空間を利用して輝度成分と色相成分に画像の色を分割し, 輪郭抽出処理をした例を図 2.11 と 図 2.12 に示す. 色相成分だけで輪郭抽出した場合には, 図 2.11 (c) のように手の影の輪郭は抽出されず, 図 2.11 (d) の輝度成分だけの場合には影の輪郭が抽出されている. ただし, これは光源が色を持たない無色光源下での場合である. 光源が太陽光のような有色光源である場合, 光源の持つ色の影響を受け, 影によって色成分も変化しているため, 図 2.12 (c) では色相成分にも影の輪郭が現れている. また, 無色光源下でも白と黒のような色相成分に変化の少ない物体間の輪郭も同時に消してしまうという欠点がある. しかし, これらのことから, 上述した, 人間が知覚する際に利用しているという色の変化と明るさの変化の相関関係が光源の持つ色に影響を受けているといえる. また, 光源の色の情報を事前に取得していればそれを利用することで影の検出も可能であると考えられる.

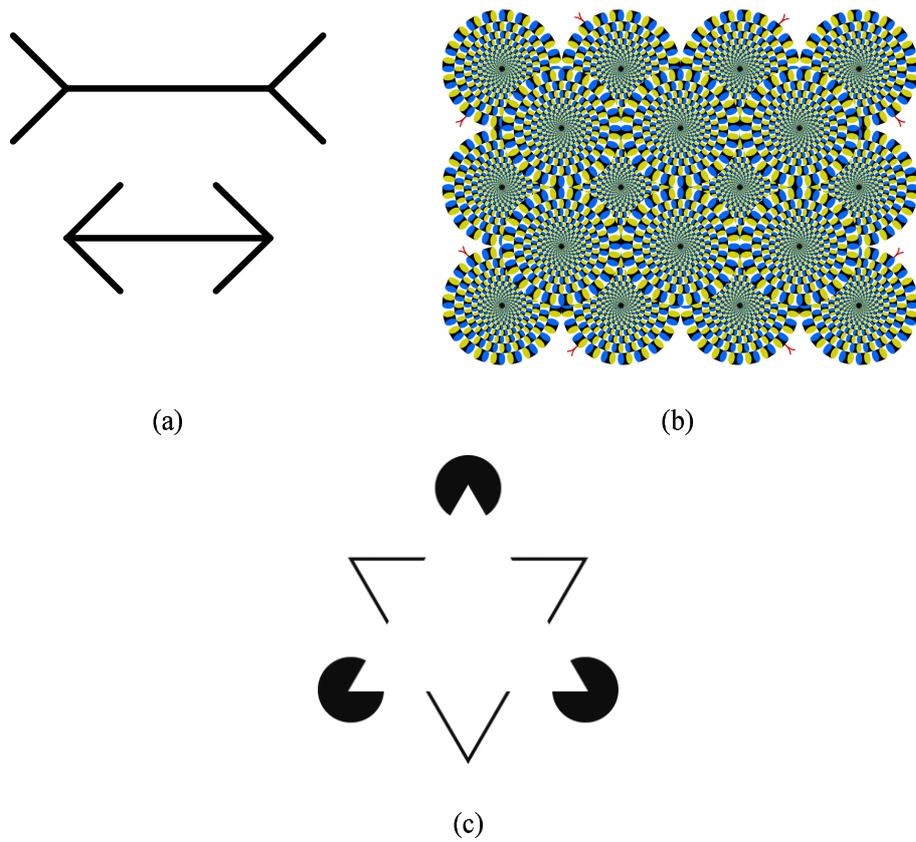


図 2.1: 代表的な錯視例 : (a) 同じ長さの直線の両端にそれぞれ外向きと内向きの矢羽を付けることで長さが違って見えるミュラー・リヤー錯視 [26], (b) 蛇の円盤が勝手に回転して見える蛇の回転 [27], (c) 実際には描かれていない三角形が見えるカニツアの三角形 [28].

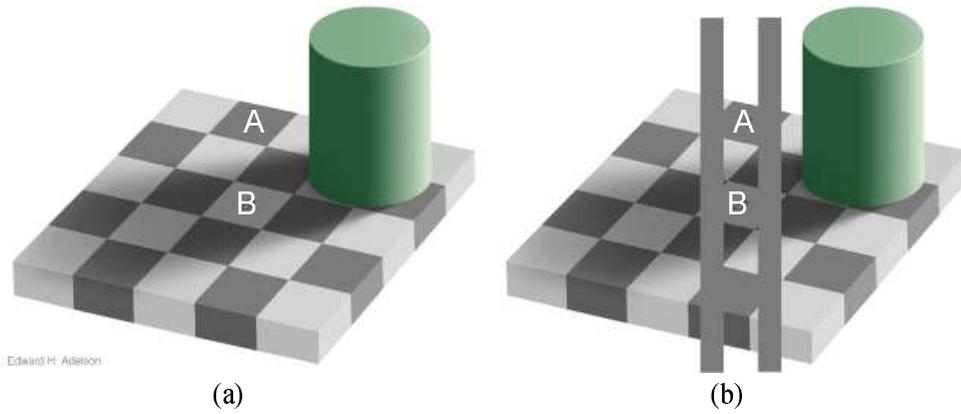


図 2.2: チェッカーシャドウ錯視 [11,29] : (a) A と B が違う色に見える, (b) A と B が正しく同じ色に見える.

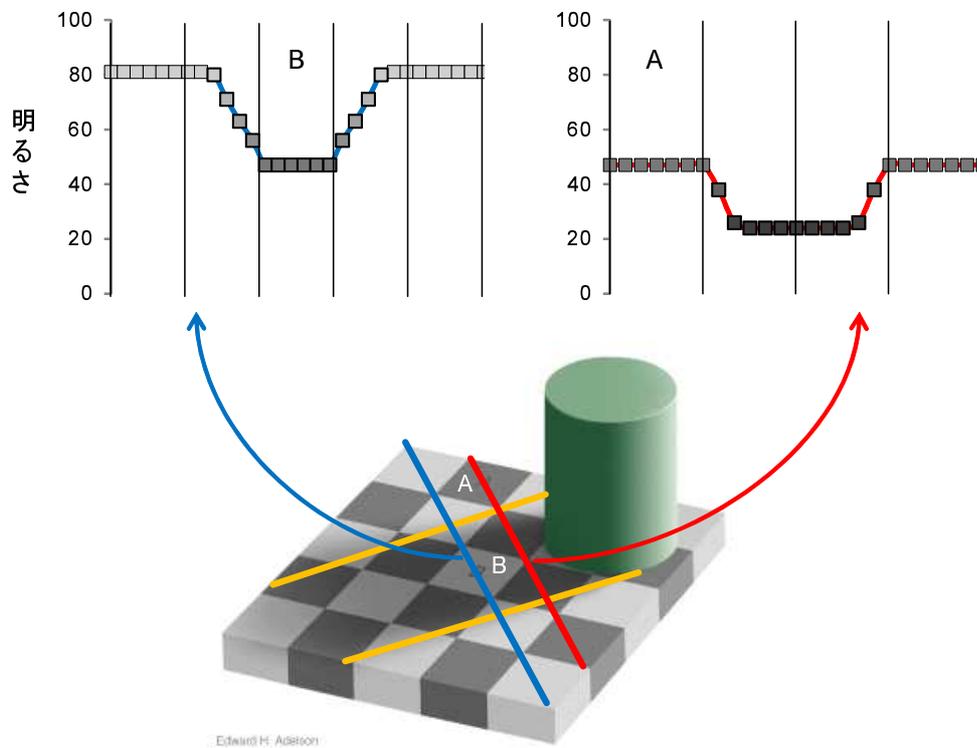


図 2.3: チェッカーシャドウ錯視内の輝度変化.

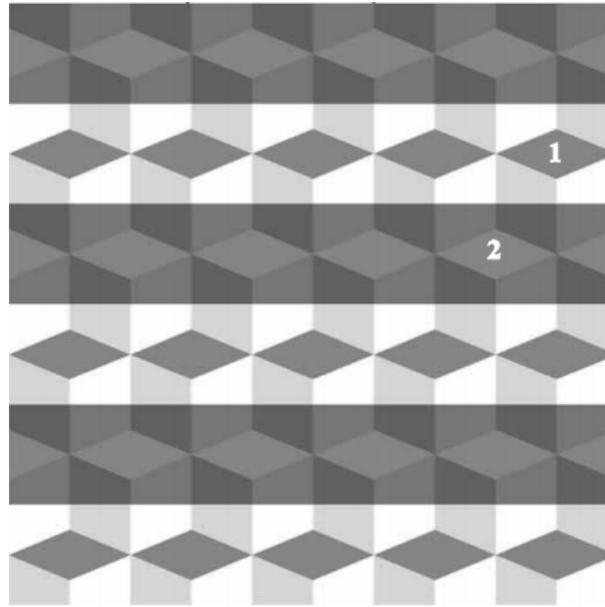


図 2.4: ログヴィネンコ錯視 [12].

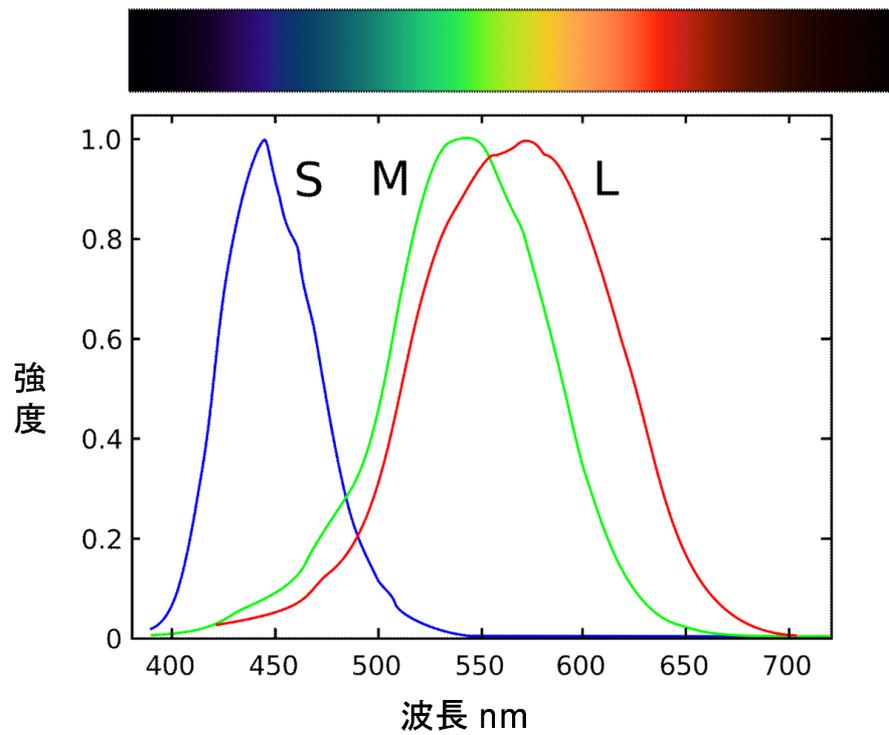


図 2.5: 錐体細胞の応答スペクトル.

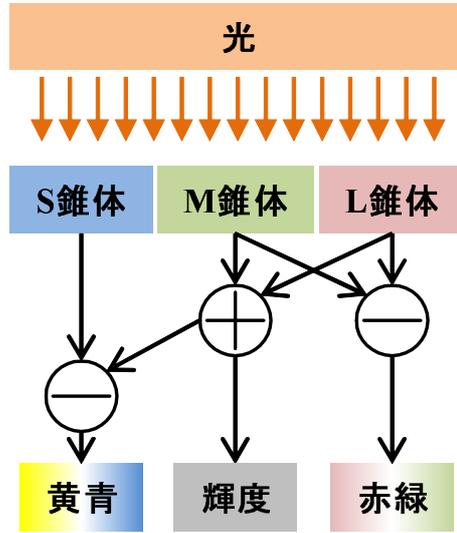


図 2.6: 3 種類の錐体細胞による色の応答.

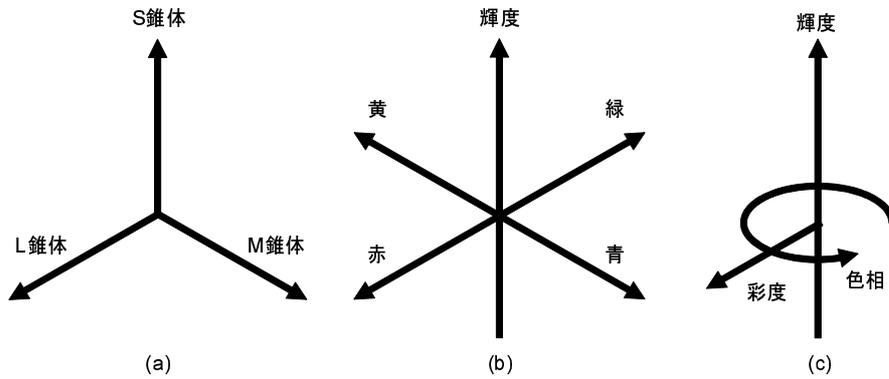


図 2.7: 人間の視覚処理上での色彩表現 : (a) 3 色, (b) 反対色, (c) 色相・彩度.

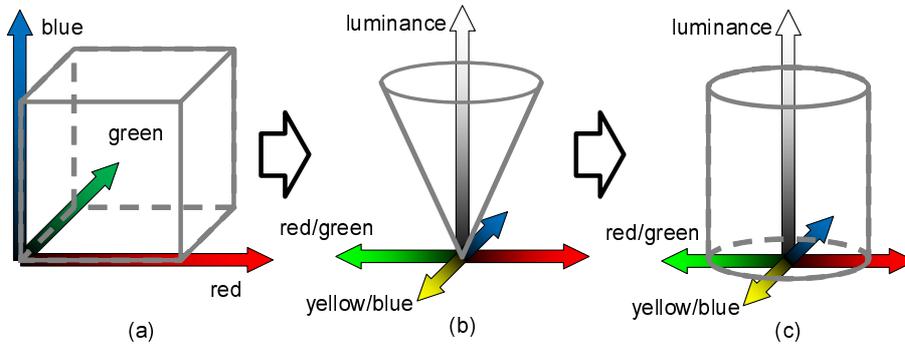


図 2.8: 色空間の変換 : (a) RGB 色空間, (b) 錐体空間, (c) 反対色空間.

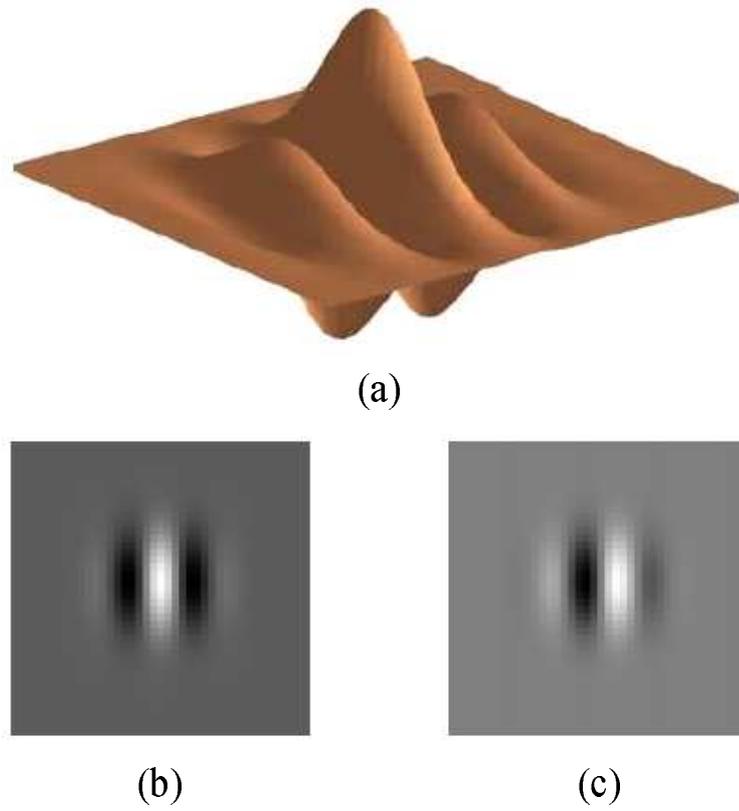


図 2.9: ガボール変換カーネル : (a) ガボール変換カーネル, (b) 実部, (c) 虚部.

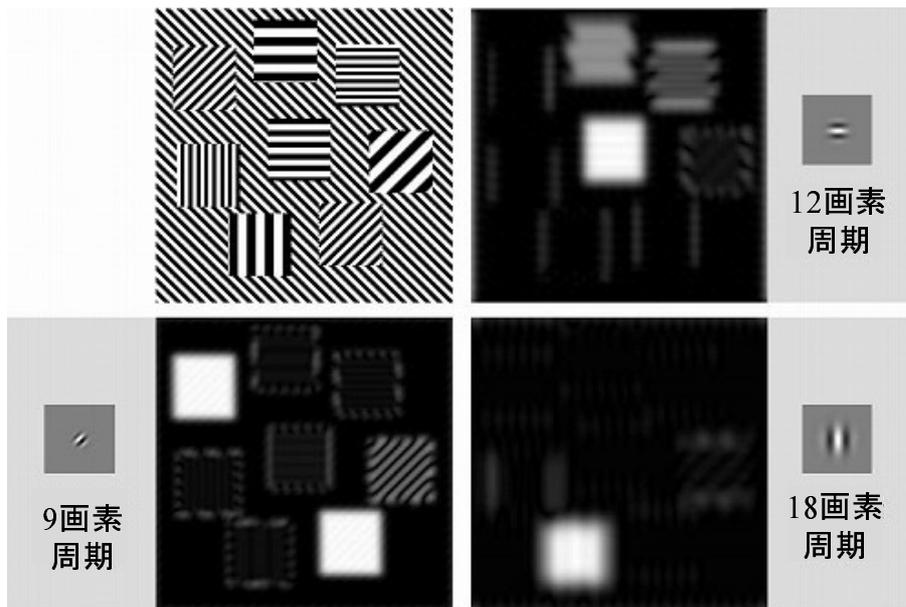


図 2.10: ガボールフィルタ処理結果例.

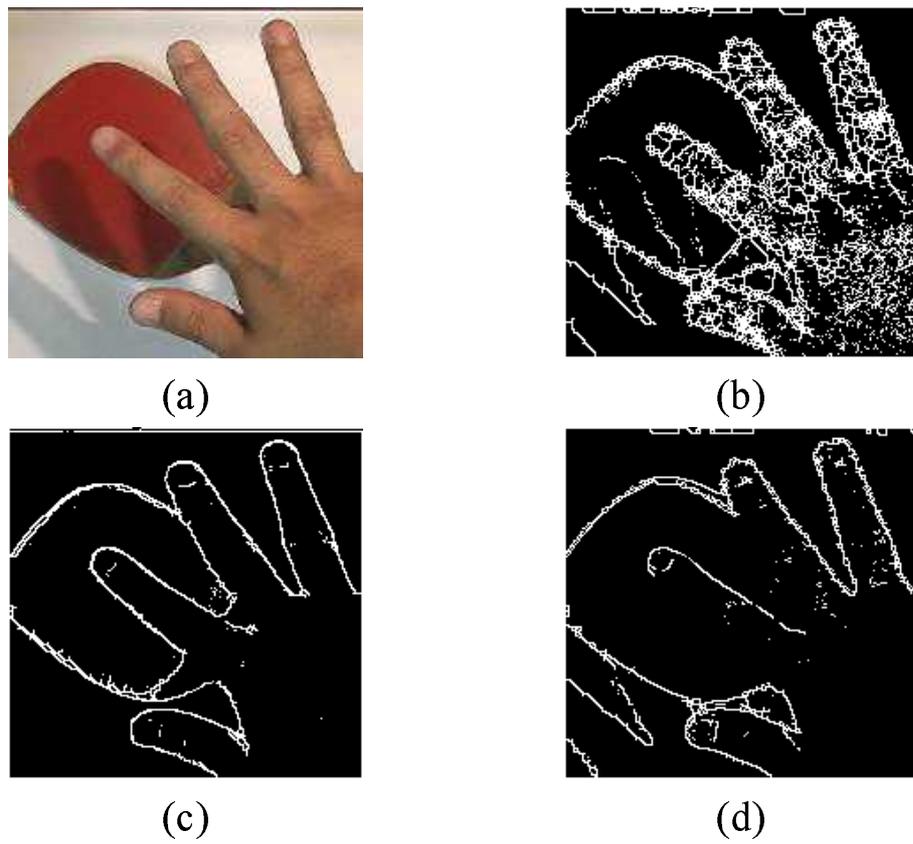


図 2.11: 人間の視覚心理学の画像処理への適用例 1 (無色光源下): (a) RGB 色空間画像, (b) グレースケール画像での輪郭抽出, (c) 色相成分画像での輪郭抽出, (d) 輝度成分画像での輪郭抽出.

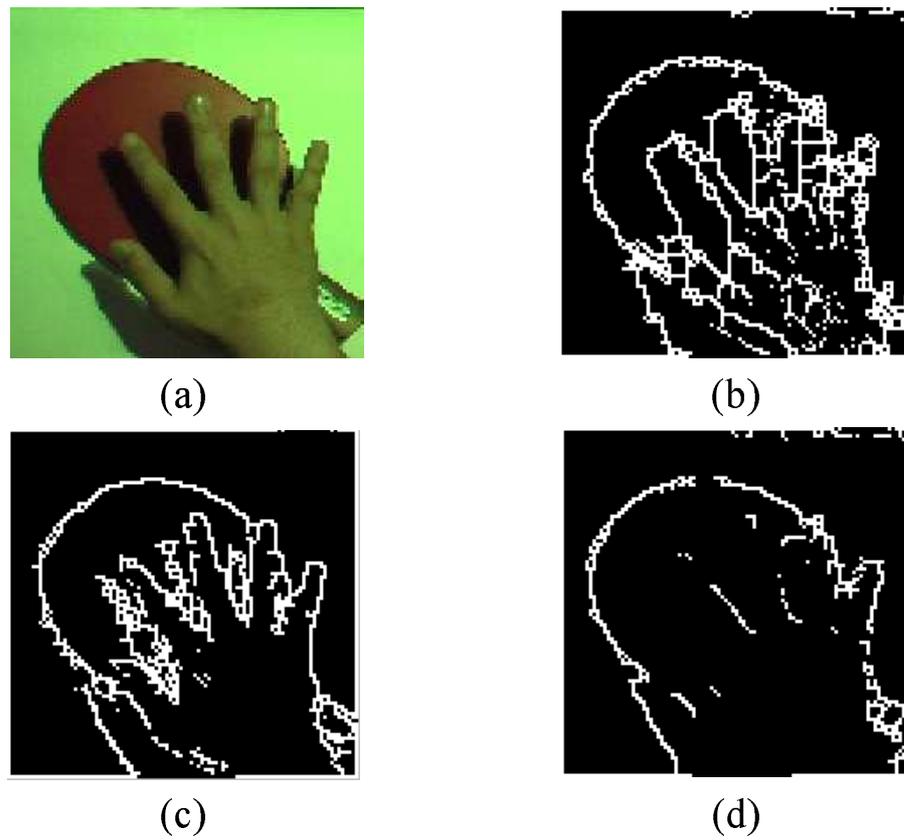


図 2.12: 人間の視覚心理学の画像処理への適用例2 (有色光源下): (a) RGB 色空間画像, (b) グレースケール画像での輪郭抽出, (c) 色相成分画像での輪郭抽出, (d) 輝度成分画像での輪郭抽出.

第3章 光源の色情報を用いた影検出・除去

3.1 はじめに

画像処理の検出・認識処理において、画像中に発生した影が性能低下の原因になることがある。影が発生することで、影の投影面の輝度変化や物体とは無関係な輪郭が発生するためである。このことから、高精度かつ広範囲で有効な検出・認識処理を目指す場合には、影の影響を考慮することが必要不可欠である。

影の影響を除去する方法として、固有画像を作成するものが提案されている [10]。これは、光源の色温度が RGB 色空間を変形させた特定の色空間上で直線的な特徴があるとした考えが基になっている。このとき、この直線に直交する直線上に RGB 色空間から写像することで、光源の影響である影を含まない一種のグレースケール画像を作成できる。この画像を用いることで影による部分的な輝度変化や輪郭を気にすることなく処理ができる。また、検出・認識処理を行う際に SIFT 特徴量 [56] に代表される、輝度変化に強い局所特徴量を用いる方法がある。影が投影された場合の輝度変化は、その影領域内ではほぼ一様である。このため、特徴点に影が投影されても相対的な輝度変化しか発生せず、マッチングの際に大きな影響が出ない。また、検出・認識対象の一部が影に覆われている場合でも、局所的なマッチング結果の組み合わせによって検出・認識処理を行うため、その影響を受けにくい。これらの手法のように、近年の画像処理手法では、影を検出・除去するのではなく、影の影響に頑健な手法や特徴量が多く提案されている。一方、人間は高速かつ高精度に影や対象物体を検出してい

る。また、第2.1.1節で述べたように、人間の視覚系では影領域を知覚し、その影響を補正する働きがあるといわれている。このことから、より高性能な画像処理技術を目指すうえでは、影の影響に頑健な手法も重要であるが、影が検出できることも重要である。

画像処理によって影を検出する手法としては、監視カメラのような固定カメラを想定した、背景差分を用いる手法が数多く提案されている [13–16]。これらは、単純に背景差分処理だけで移動物体を抽出しようとした場合、それらの影も同時に抽出されてしまい、正確な移動物体の形状を捉えることができないため、抽出した画素の中から影の画素を検出するものである。提案されている手法には、影が発生した際の色変化の特徴をいくつかの仮定により定義し、背景画像と入力画像の色の関係から影を検出するものがある [14–16]。これらは、一定の仮定により色空間や注目する色成分およびその使い方がそれぞれ異なっている。別の手法では、背景と周辺環境から決定される色情報を基に変換した色空間上で、影の色ベクトルが特定の直線上に現れるという特徴を用いて大まかに影の画素を検出し、検出が難しいとされる薄い影の画素に対しては専用の検出条件を用いている [14]。また、検出領域を制限し、輪郭情報を用いることで大まかな検出対象物体の位置・形状を特定し、影検出の際に物体の画素の誤検出を避ける手法も提案されている [15]。影による色の変化特徴を定義するだけでなく、統計的な学習を行うことで定義に一致しないような影の画素を検出しようとする手法もある [13]。これらの手法は背景差分処理を前提としているため、車載カメラ画像やロボットビジョンのように背景が常に変化する環境への適用は困難である。

背景画像を用いない手法も提案されている [17, 18]。これらは、航空写真内の影を検出・除去することを目的としており、大気によるレイリー散乱の影響を考慮し、輝度成分、色相成分、彩度成分からなる色空間上での影による変化特徴を仮定することで独自の判定値算出式を定義し、大津の手法 [57] を用いたしきい値処理によって影の画素を検出する。これらの手法は論文中で数枚の画像でのみ性能評価実験が行われてお

り、適用可能範囲が十分に評価されていない。

これまでに紹介した先行技術では影による色の変化の特徴を定義し、影の画素を検出してはいたが、一方で、影の輪郭に着目した手法も提案されている [19]。この手法は、第 2.2.2 節で述べたように視覚心理学的モデルの 1 つから着想を得た手法であり、図 2.12 で示すように太陽光のような有色光源下では十分に効果を発揮できない。

想定している車載用画像処理では、背景は常に高速に変化する。光源も基本的には太陽光のみであるが時間や季節、天候でその影響は変化する。これらのことから、背景画像を用いないこと、光源色の有無に影響を受けないことが重要となる。また、車載カメラ画像に対して有効な手法であればロボットビジョンのような他の移動カメラ環境下への適用も十分に期待できる。

背景画像を用いず、光源色に影響を受けないという要件を満たす手法を提案するにあたり、影に対する人間の視覚処理の働きを参考にした。影を検出する人間の視覚処理の働きを知る手掛かりの一つに、先に述べた視覚心理学的モデルだけでなく第 2.1.1 節で述べた錯視も挙げられる。これらは、一枚の画像から影を検出していたり、影検出の際には画像内での明るさの変化に注目している。しかし、有色光源下のような、影によって明るさだけではなく色成分でも変化が起きる状態へは図 2.12 で示したように単純な適用はできない。しかし、影を検出する際に輪郭付近の色情報を比較していることは共通している。このことから、背景画像との比較では無く、画像を色情報によって領域分割し、隣り合う領域の色情報を比較することで、影が検出できると考えられる。また、影による色成分の変化については、光源の持つ色情報に左右されると予想されるため、光源と影の色の関係を定式化することが必要である。

本章では、光源の色情報を用いた影検出・除去システムを提案する。多くの先行技術は画素の色情報だけを用いているため、どうしても誤検出が発生してしまう。提案手法では、隣接する領域間の色情報を比較することで、誤検出の低減を目指す。また、システム開始時に必要となる光源の色情報は、路面に安定して存在して、検出が比較

的容易な白線を用いることで自動取得を目指す。

3.2 影による物体表面色への影響

3.2.1 分光照射照度，反射率とラジオシティによる表現

物体表面で反射した光を目で捉えることによって，人はその物体の色を知覚することができる [58]。ここでは，物体の色について，局所的な部分を指すのではなく，物体表面全体の平均値として，以下の式のように扱う。

$$C(\lambda) = L(\lambda)O(\lambda), \quad (3.1)$$

ここで λ は光の波長であり， $C(\lambda)$ は物体表面で反射し目で捉える光である分光ラジオシティの平均値， $L(\lambda)$ は物体表面に照射される分光照射照度の平均値である。また， $O(\lambda)$ は物体表面が持つ分光反射率である。

影を考慮した分光照射照度とラジオシティの関係を図 3.1 に示す。光源からの光が遮られ，暗くなった領域を影領域とする。このとき，影でない領域には光源の光と，光源の光が周囲にある物体によって反射された光が照射されており，影領域では光源の光が遮られているため周辺からの反射光だけが照射されている。周辺物体による反射の影響は，同じ物体表面でも場所によって異なっている。通常，周辺からの反射光は視野内には存在しない物体の影響も受け，様々に変化するため推定するのは非常に困難である。

本論文では車載カメラ画像への適用を想定しており，撮影対象は屋外かつ，車道や歩道の広い空間となる。このことから，光源は太陽光のみであり，撮影環境は十分に開けており，撮影対象周辺で強い反射をするものが無いとし，光源の光を反射する周辺の物体の影響は視野全体でほぼ均一であるとした。このとき，周辺からの反射光は一定であり，場所によって強度にしか変化がないとすると，影領域と影でない領域に

当たる光は以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned} L_n(\lambda) &= L_0(\lambda) + pA(\lambda)L_0(\lambda), \\ L_s(\lambda) &= qA(\lambda)L_0(\lambda), \end{aligned} \quad (3.2)$$

ここで、 $L_n(\lambda)$ および $L_s(\lambda)$ は、それぞれ影でない領域および影領域に当たる分光照射照度の平均値であり、 $L_0(\lambda)$ は光源の分光照射照度である。 $A(\lambda)$ は周辺物体による光源の光の減衰係数であり、 $A(\lambda)L_0(\lambda)$ は周辺からの反射光の分光照射照度となる。このとき、影でない領域および影領域での周辺からの反射光の領域内の強度平均は、それぞれ p および q の実数である。

これらのことから、影による物体表面色の変化は以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned} C_d(\lambda) &= C_n(\lambda) - C_s(\lambda) \\ &= O(\lambda)(L_n(\lambda) - L_s(\lambda)) \\ &= O(\lambda)(L_0(\lambda) + (p - q)A(\lambda)L_0(\lambda)) \\ &= C_0(\lambda) + rC_s(\lambda), \end{aligned} \quad (3.3)$$

$$r = (p - q)/q, \quad (3.4)$$

ここで、 $C_n(\lambda)$ および $C_s(\lambda)$ は、それぞれ影でない領域と影領域の分光ラジオシティの平均値であり、 $C_d(\lambda)$ はそれらの差分値、つまり影による物体表面色の変化量である。また、 $C_0(\lambda)$ は、光源の光だけが物体表面で反射した場合の分光ラジオシティの平均である。式(3.4)に示すように、 p と q を整理したものを r とした。

3.2.2 色ベクトルによる表現

カメラで撮影された画像上で色は特定の色空間上に存在する色ベクトル \mathbf{v} で表現される。色ベクトルはカメラの受光素子が物体表面で反射した分光ラジオシティをとらえることで決定する。分光ラジオシティから色ベクトルへの変換には、以下の式のよ

うに等色関数 \mathbf{M} を用いる.

$$\mathbf{v} = \mathbf{M}C(\lambda). \quad (3.5)$$

ここで, 分光ラジオシティの波形と強度は, それぞれ色ベクトルの角度と長さに影響する.

式 (3.3) を式 (3.5) によって変換することで, 影による物体表面色の変化を 図 3.2 および以下の式のように色ベクトルで表現することができる.

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_d &= \mathbf{v}_n - \mathbf{v}_s \\ &= \mathbf{v}_0 + r\mathbf{v}_s, \end{aligned} \quad (3.6)$$

ここで, \mathbf{v}_d は影による色ベクトルの変化量, \mathbf{v}_n と \mathbf{v}_s はそれぞれ影でない領域と影領域の色ベクトル, \mathbf{v}_0 は光源だけが照射された場合の物体表面の色ベクトルである. これらはそれぞれ, $C_d(\lambda)$, $C_n(\lambda)$, $C_s(\lambda)$, $C_0(\lambda)$ に対応している.

同じ物体表面に投影された影であれば, 式 (3.3) と (3.5) より, $L_0(\lambda)$, $A(\lambda)$, $O(\lambda)$ が共通であり \mathbf{v}_s は強度の違いしかないため, 同じベクトル上に存在することがわかる. このとき, \mathbf{v}_s の単位ベクトルである $\hat{\mathbf{v}}_s$ を基準とする影の単位色ベクトルとして事前を取得することで, 影検出が可能となる. また, $\hat{\mathbf{v}}_s$ は画像中の影領域の色ベクトルであるため, $L(\lambda)$ や $A(\lambda)$, $O(\lambda)$ を測定することなく影検出の基準が取得可能となる.

分光反射率の違いによる影の色ベクトルの違いを図 3.2 に示す. 影検出の基準として $\hat{\mathbf{v}}_s$ を図 3.2 (a) から取得したとする. このとき, 図 3.2 (b) のように図 3.2 (a) と分光反射率が異なる物体表面上の影の色ベクトル, 影でない色ベクトル, 影による色ベクトルの変化量, 影の単位色ベクトルをそれぞれ \mathbf{v}'_s , \mathbf{v}'_n , \mathbf{v}'_d , $\hat{\mathbf{v}}'_s$ とすると, \mathbf{v}'_s と $\hat{\mathbf{v}}'_s$ の傾きが異なるために影の検出ができない. 分光反射率を逐一測定可能であれば問題はないが, 高速で常に移動している車載環境では困難である. そこで, 車載カメラ画像内で影が投影される物体は路面や歩道, 道路標示などが殆どであり, 限定可能であると仮定した. また, 路面は灰色に近く, 道路標示は白色のように, $O(\lambda)$ の違いを

\mathbf{v}'_n で表現できると予想した. このれらのことから, 図 3.2 (b) に示すように, $O(\lambda)$ の違いを補正する色ベクトルを \mathbf{v}'_n によって生成する変換行列 \mathbf{F} が求められると仮定した. 補正ベクトル $\mathbf{F}\mathbf{v}'_n$ を用いて $O(\lambda)$ の違いに対応させた式を以下に示す.

$$\hat{\mathbf{v}}_s \parallel \mathbf{F}\mathbf{v}'_n + \hat{\mathbf{v}}'_s, \quad (3.7)$$

ここで, \mathbf{v}'_n と \mathbf{v}'_s は $\hat{\mathbf{v}}_s$ 取得時とは異なる物体表面の影がない領域と影領域の色ベクトルである.

これらの色ベクトルの変化量は四則演算のみによって求められるため, 直交座標系の色空間が適している. また, 影の影響は明るさの大きな変化に現れると考えられ [19], 色相成分と輝度成分が分かれている方が適している. そこで, 本論文では第 2.1.2 節で述べた反対色空間を用いた. 反対色空間は, 色相成分と輝度成分が直交した色空間であり, RGB 色空間から変換可能である. このとき, 色ベクトルは以下のように表される.

$$\mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_r \\ v_y \\ v_l \end{pmatrix}, \quad (3.8)$$

ここで, v_r と v_y , v_l はそれぞれ赤緑成分と黄青成分, 輝度成分である. また, 反対色空間が 3 次元であることから, \mathbf{F} は以下のような 3 行 3 列の正方行列となる.

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} F_{0,0} & F_{0,1} & F_{0,2} \\ F_{1,0} & F_{1,1} & F_{1,2} \\ F_{2,0} & F_{2,1} & F_{2,2} \end{bmatrix}. \quad (3.9)$$

3.3 影検出・影除去

領域分割処理結果から, 隣り合う領域の色の関係性を用いることで影領域の検出・除去を行う. 影検出・除去手法のフローチャートを図 3.3 に示す.

まず、入力画像で領域分割処理を行う。第 2.2.1 節で述べたように、領域分割処理には様々な方法がある。本論文では、それらの中で処理速度や安定性の観点から、Canny フィルタによる輪郭抽出とラベリング処理を組み合わせる手法を採用した。

次に、式 (3.7) を基に作成した、以下の評価関数 $f(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j)$ を、隣り合う領域の色ベクトルを用いて算出する。

$$f(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) = 1 - \frac{\langle \hat{\mathbf{v}}_s, \mathbf{F}\mathbf{v}_i + \hat{\mathbf{v}}_j \rangle}{\|\hat{\mathbf{v}}_s\| \|\mathbf{F}\mathbf{v}_i + \hat{\mathbf{v}}_j\|}, \quad (3.10)$$

ここで、 \mathbf{v}_i と \mathbf{v}_j は隣り合う領域の色ベクトルである。式 (3.7) より、 $f(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j) < \epsilon$ が満たされるとき、 \mathbf{v}_i と \mathbf{v}_j はそれぞれ影でない領域と影領域の色ベクトルとみなすことができる。評価関数と比較する ϵ は適当なしきい値である。

最後に、式 (3.6) より、検出された影領域の全画素に \mathbf{v}_d を加算することで影を除去する。

提案手法では、事前準備として計算前に \mathbf{F} と $\hat{\mathbf{v}}_s$ を取得する必要がある。変換行列 \mathbf{F} の取得には図 3.4 に示すように複数の画像から手動で選択した \mathbf{v}'_n と $\hat{\mathbf{v}}'_s$ のペアを用いる。取得した $\hat{\mathbf{v}}'_s$ のうち白線上の $\hat{\mathbf{v}}'_s$ を基準となる影の単位色ベクトル $\hat{\mathbf{v}}_s$ とし、式 (3.7) の誤差が最少となる \mathbf{F} を算出する。変換行列は、影が投影される物体表面の違いに対応することが目的であるため、図 3.4 の画像は複数の場所で撮影する必要があるが、日照時間や天候など、光源の状態はほぼ同じであることが望ましい。これは、光源の状態に適した $\hat{\mathbf{v}}_s$ が選択されている時、光源の影響は $\hat{\mathbf{v}}_s$ 、 \mathbf{v}'_n 、 $\hat{\mathbf{v}}'_s$ 全てに共通であり、これらの $O(\lambda)$ の違いによる影響は光源の影響を受けないと予想されるためである。光源の状態が異なる画像が混ざると、 \mathbf{F} が正確に $O(\lambda)$ の違いを捉えることができなくなると予想される。基準となる影領域の色ベクトル $\hat{\mathbf{v}}_s$ は天気や撮影時間などの影響を受けるため、影検出直前に取得する必要がある。このために、最初の影を手動で選択する方法や、開始時に特定の場所に影を作る方法などが考えられるが、本論文では路面上の白線を利用した取得手法を提案する。

3.4 路面の白線を用いる光源の色情報の自動取得

前節で述べたように影検出の際に基準となる影の色ベクトル $\hat{\mathbf{v}}_s$ は光源の色情報に影響を受けるため、影検出・除去処理をする直前に取得する必要がある。これは、式(3.6)より、影領域を検出することができれば容易に取得できる。手動で影領域を一度でも指定できる環境にあれば、システム開始時に毎回指定することで $\hat{\mathbf{v}}_s$ の取得は可能である。しかし、本論文では、自動的に $\hat{\mathbf{v}}_s$ を取得するために、路面上の白線に着目した。白線は、国内の殆どの車道に安定して存在しており、また色や位置、形状や大きさが規格によって規定されているため[59]、検出も比較的容易である。そこで、白線上の影を利用して $\hat{\mathbf{v}}_s$ を自動取得する手法を提案する。そのフローチャートを図3.5に示す。

まず、白線領域を検出する。白線領域の検出には領域の色や位置、形状情報を利用する。処理手順を以下に示す。

1. 入力画像の領域分割処理を行う。
2. 領域分割結果から、 v_l をもとにして白色領域を検出する。(白線の輝度値は高い。)
3. 画像の奥行き方向に細長い長形状をしている白色領域を、白線領域候補として抽出する。(白線は車線と並行して引かれており、車載カメラ画像では奥行き方向に伸びている。)
4. 所定の範囲内に存在する白線領域候補を白線領域とする。(白線は路面かつ車線の両側に存在する。)

次に、白線領域と隣接する領域の関係性をから、白線上の影領域を検出する。このために、白線の状態を図3.6に示すように5種類に分類した。図3.6(a)は白線だけの状態であり、白線領域のみがある。図3.6(b)は白線表面に汚れがあり、それが領域分割処理において不要な輪郭となり、白線領域を上下に分割する。図3.6(c)は白線が途切れている状態であり、白線領域の上下方向でも路面領域と隣接している。図3.6(d)は白線の上に物体がある状態であり、白線領域の上下に白線でも路面でもない領域が隣接しており、その領域と白線領域の幅は等しくない。図3.6(e)は白線に影が

投影されている状態であり、白線領域の上下に、影によって色が変化した白色ではない領域が隣接している。また、影によって白線の左右両端の輪郭が消えないため、領域の幅が白線領域の幅と同じである。これらのことから、白線領域と上下方向に隣接して、同じ幅を持ち、白色ではない領域を白線上の影領域として検出できる。

最後に、検出した白線上の影領域の単位色ベクトルを $\hat{\mathbf{v}}_s$ として取得する。

3.5 性能評価実験方法

光源の色情報自動取得手法と影検出・除去手法の性能を評価した。テスト画像には、自動車の前方環境を撮影した車載カメラ画像を用い、画像サイズは 300×300 pixel とした。

実験の前に、変換行列 \mathbf{F} を求めた。これは第 3.2.2 節および第 3.3 節で述べたように、影が投影される物体表面の違いを補正するものであり、画像の撮影環境に影響されるため、システムの開始時に設定しておく必要がある。テスト画像として 40 枚の車載カメラ画像を用いて、第 3.3 節で述べた方法で \mathbf{F} を算出した。

白線を用いた光源の色情報自動取得手法の性能実験では、40 枚のテスト画像を用いた。これは \mathbf{F} を求める際に用いた画像と同じ画像である。白線上の影の検出が成功すれば、自動取得は成功するものとして、白線上の影検出率 η_w を次式を用いて求めた。

$$\eta_w = \frac{TP_l}{TP_l + FN_l}, \quad (3.11)$$

ここで、 TP_l は白線上の影のうち検出に成功した画素数、 FN_l は検出できなかった画素数である。このとき、領域分割結果から白線上の影領域を手動で選択することで、選択した領域に属する画素を白線上の影の画素、すなわち正解データとした。

影検出率を求めることで、影検出手法の性能を評価した。このときに用いた正解データも、領域分割結果から影領域と影でない領域を手動で選択することで作成した。実

験には 88 枚のテスト画像を用い、影検出率 η は次式を用いて求めた。

$$\eta = \frac{TP_s}{TP_s + FN_s}, \quad (3.12)$$

ここで、 TP_s は検出に成功した影領域の画素数であり、 FN_s は検出できなかった影領域の画素数である。

路肩や歩道などを除いて、車道上の影だけを検出しようとする場合、基本的な車道表面で $O(\lambda)$ に大きな違いがないと仮定すると、影が投影される車道が異なっても $\hat{\mathbf{v}}_s$ を適用することが可能であり、 \mathbf{F} を求める必要はなくなる。しかし、光源である太陽光の影響 $L_0(\lambda)$ は時間や場所で異なるため、システム開始時に $\hat{\mathbf{v}}_s$ を新しく求める必要があることは変わらない。このとき、最初の影を手動選択できる環境であれば問題はないように思われる。しかし、自動取得しようとした場合、そもそも $\hat{\mathbf{v}}_s$ 無しで正確に車道路面表面の影を検出することが難しいため、第 3.4 節で述べたように、白線の影を利用した手法を提案した。

以上の事情を考慮して表 3.1 に示すように、3 種類の方法で影検出実験を行い、性能を比較した。また、検出結果として、車道上の影領域だけの検出率と車道以外に投影された影領域だけの検出率および影領域全部に対する検出率をそれぞれ求めた。実験は 88 枚のテスト画像以外に、 $\hat{\mathbf{v}}_s$ 取得用画像として 1 枚の車道上と白線上にそれぞれ影領域がある画像を用いた。また、背景画像を用いずに、車載カメラ画像と同じ屋外を想定していることから、文献 [17] と文献 [18] で示された航空写真用の手法を実装し、同一テスト画像に適用することで、提案手法との比較を行った。これらの手法のプログラムは論文を参考に著者が作成した。

影除去率を求めることで、影除去手法の性能を評価した。影除去率 η_e は、テスト画像の領域分割結果から手動で影領域と影でない領域を選択し、影除去手法を適用した画像と比較して次式を用いて求めた。

$$\eta_e = \frac{TP_e}{TP_e + FN_e}, \quad (3.13)$$

表 3.1: 影検出の実験条件.

	$\hat{\mathbf{v}}_s$	\mathbf{F}
検出条件 (1)	車道上の影から手動取得	未使用
検出条件 (2)	白線上の影から自動取得	未使用
検出条件 (3)	白線上の影から自動取得	使用

ここで, TP_e は, 影除去後の領域分割において, 領域として分割されなかった影領域の数であり, FN_e は, 影除去後の領域分割で残った影領域の数である.

3.6 性能評価実験結果

物体表面の分光反射率 $O(\lambda)$ による影領域の色ベクトル \mathbf{v}'_s の傾きの違いを補正する変換行列 \mathbf{F} の導出実験の結果を図 3.7 と式 (3.14) に示す. 図 3.7 は実験で取得した車道上の影領域と白線上の影領域の色ベクトルをプロットしたものであり, それぞれで異なる直線上に存在しており, 図 3.2(b) で示すように, $\mathbf{F}\mathbf{v}'_n$ によって補正が可能であると言える. 実験結果から以下のように \mathbf{F} を設定し, 以降の実験で用いた.

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -16.000000 & -61.298388 & 113.933105 \\ -8.000000 & 8.912572 & 68.822290 \\ 32.000000 & -35.558340 & -275.262606 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

白線上の影検出実験結果を図 3.8 に示す. 図 3.8(c) に白線上の影検出結果を示すが, 灰色領域が検出された白線上の影領域, 白色領域が白線領域である. 図 3.8(d) は, 図 3.8(c) で検出した影領域によって取得した $\hat{\mathbf{v}}_s$ と式 (3.10) を用いて影検出した結果であり, 白色領域が検出した影領域である. また, ここで取得した $\hat{\mathbf{v}}_s$ を用いて別の画像で影を検出した例を図 3.9 に示す. 図 3.9(c) の白色領域が検出した影領域であり, 図 3.8(d) と図 3.9(c) より, 白線上の影から $\hat{\mathbf{v}}_s$ を自動取得して, 影領域が検出できたと言える. 白線上の影検出率 η_w は 87.5% であった. 白線上の影検出失敗例を図 3.10

表 3.2: 影検出実験での検出成功率.

対象	検出条件 (1)	検出条件 (2)	検出条件 (3)	文献 [17]	文献 [18]
路面上の影のみ	89.2%	0.0%	86.1%	92.9%	93.4%
路面上以外の影	0.0%	81.6%	77.2%	37.4%	56.5%
全ての影	63.2%	23.8%	83.4%	77.6%	83.2%

に示す. 白線の検出条件の一つに白い色という条件があり, これは領域の色情報としきい値との比較で検出している. 基本的な白線の色は規定によって決まってはいるが, 汚れや周囲の明るさによってみかけの色が白色から離れしまうことがある. このことによって, 色情報しか判別に用いていないことから図 3.10 のような誤検出が発生してしまった.

影検出の性能評価実験結果を表 3.2 に示す. 表より, 検出条件 (1) は路面上の影を, 検出条件 (2) はそれ以外の影を検出できていることが分かる. これは, 第 3.2 節 や図 3.7 で述べたように, 影のできる物体表面が同じであれば影領域の色ベクトルは同一ベクトル上に有り, 別の物体表面上の影を検出するには式 (3.7) のような補正が必要であることを示している. また, 検出条件 (3) では路面上, それ以外, 全ての影のそれぞれの結果において 70% 以上であり, 全ての影に対しては 80% 以上である. これにより, 影のできる物体表面の違いを補正する方法として式 (3.7) が有効であると言える. 先行技術の影全体に対する成功率はそれぞれ 77.6, 83.2% であり, 検出条件 (3) の影全体に対する成功率は先行技術以上であった. また, 図 3.11 に示すように, 提案手法では, 先行技術では低減が難しいと思われる, 道路舗装跡のような暗い画素での誤検出の低減に成功している. これらのことから, 提案手法は有効であるといえる.

影除去結果の画像例を図 3.12 と 3.13 に示す. これらの (d) は, (c) に対して領域分割処理を行った結果であり, 図 3.12 では影の領域は完全に消えていることがわかる. しかし, 図 3.13 のように, 影の輪郭部が完全に除去しきれない場合もある. これは, 影中心部と輪郭部で影の濃さが違うことが原因である. より正確に影が投影されない

状態を再現するには、影領域内での輝度勾配や影でない領域のテクスチャ情報などを考慮する必要がある。

3.7 まとめ

光源の色情報を用いた影検出・除去手法を提案した。また、提案手法ではシステム開始前に取得しておく必要がある \hat{v}_s を、路面上の白線を利用して自動取得する手法を提案した。提案手法について、実験によって性能を評価した。白線上の影を利用した \hat{v}_s の自動取得手法では、白線上の影検出率が 87.5%であった。提案手法の影検出率は 83.4%であり、先行技術よりも良好な結果であった。また、先行技術でみられた暗い画素による誤検出の低減にも成功した。

影除去手法では、影領域が検出できれば、影領域や影による輪郭を完全に除去できることが確認できた。色の塗りつぶしによる影除去では、影中心部と輪郭部での影の濃さの違いによって輪郭部が完全に除去しきれなかった。これは、単純な加算処理しかしていないことが原因であり、影領域内での輝度勾配や影でない領域のテクスチャ情報などを考慮することで改善が可能であると考えられる。

処理速度は、提案手法だけでは 5ms 以下であり、前処理として十分に有効な速度であるといえる。ただし、提案手法は領域分割処理を行うことが前提である。このため、検出精度、システム全体の処理速度が領域分割の分割精度、処理速度に大きく影響を受ける。提案手法をより有効に適用するためには、最適な領域分割処理の選定、提案が重要である。

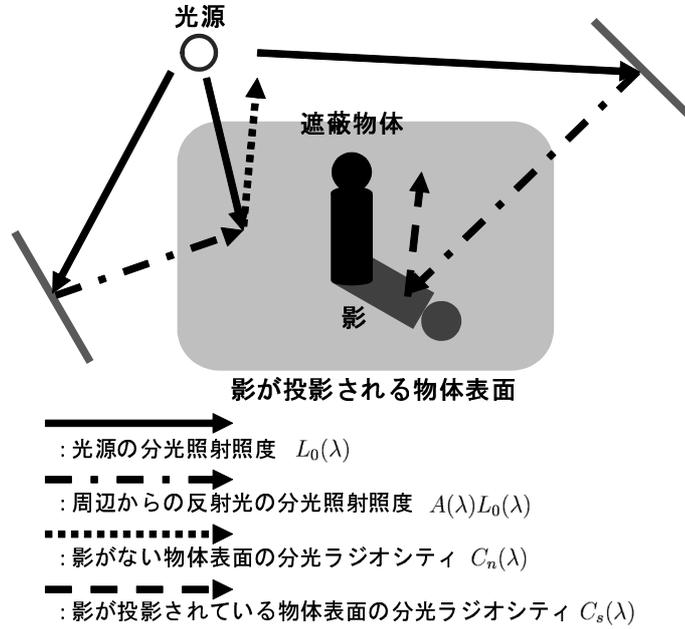


図 3.1: 分光照射照度とラジオシティ.

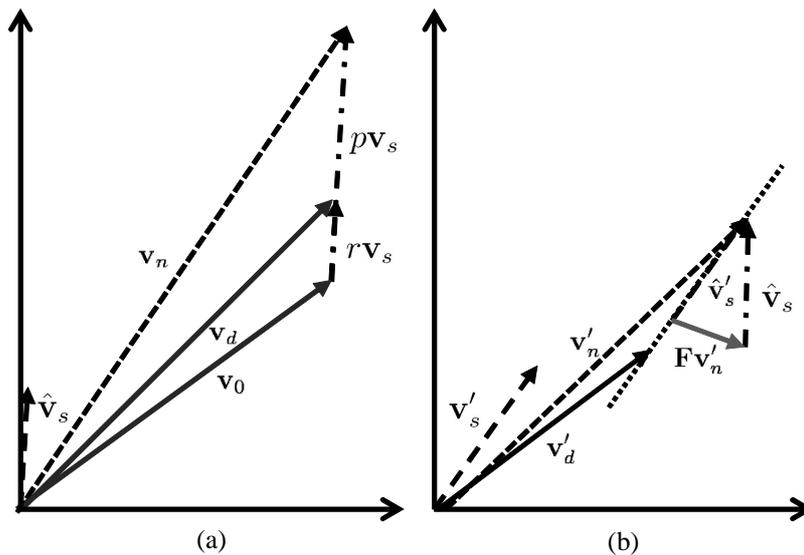


図 3.2: 影でない領域と影領域との色ベクトルの関係 : (a) 基本的な関係 (式 (3.6)) , (b) (a) とは異なる物体表面での関係と, $F\mathbf{v}'_n$ による $\hat{\mathbf{v}}'_s$ の傾きの補正 (式 (3.7)) .

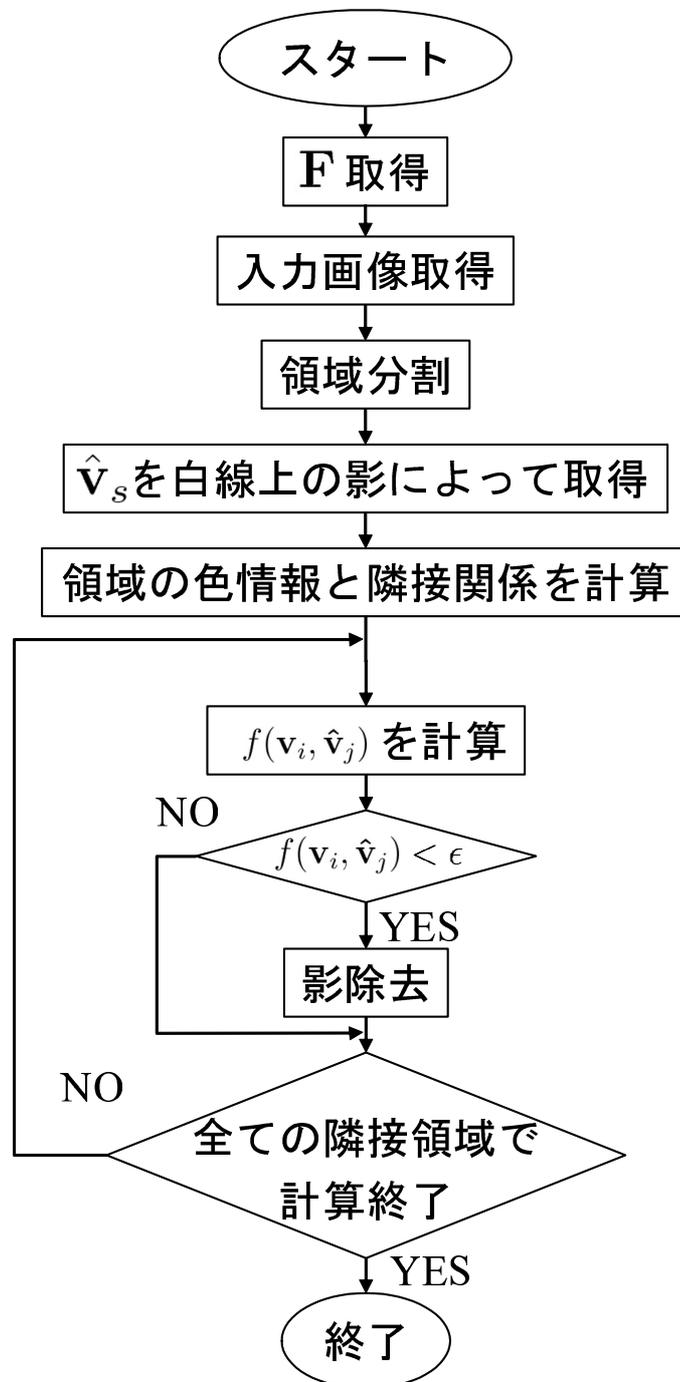


図 3.3: 影検出・除去のフローチャート.

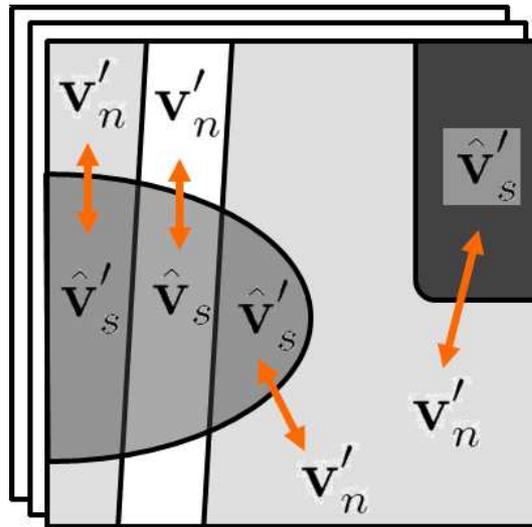


図 3.4: 変換行列 F 取得方法の模式図.

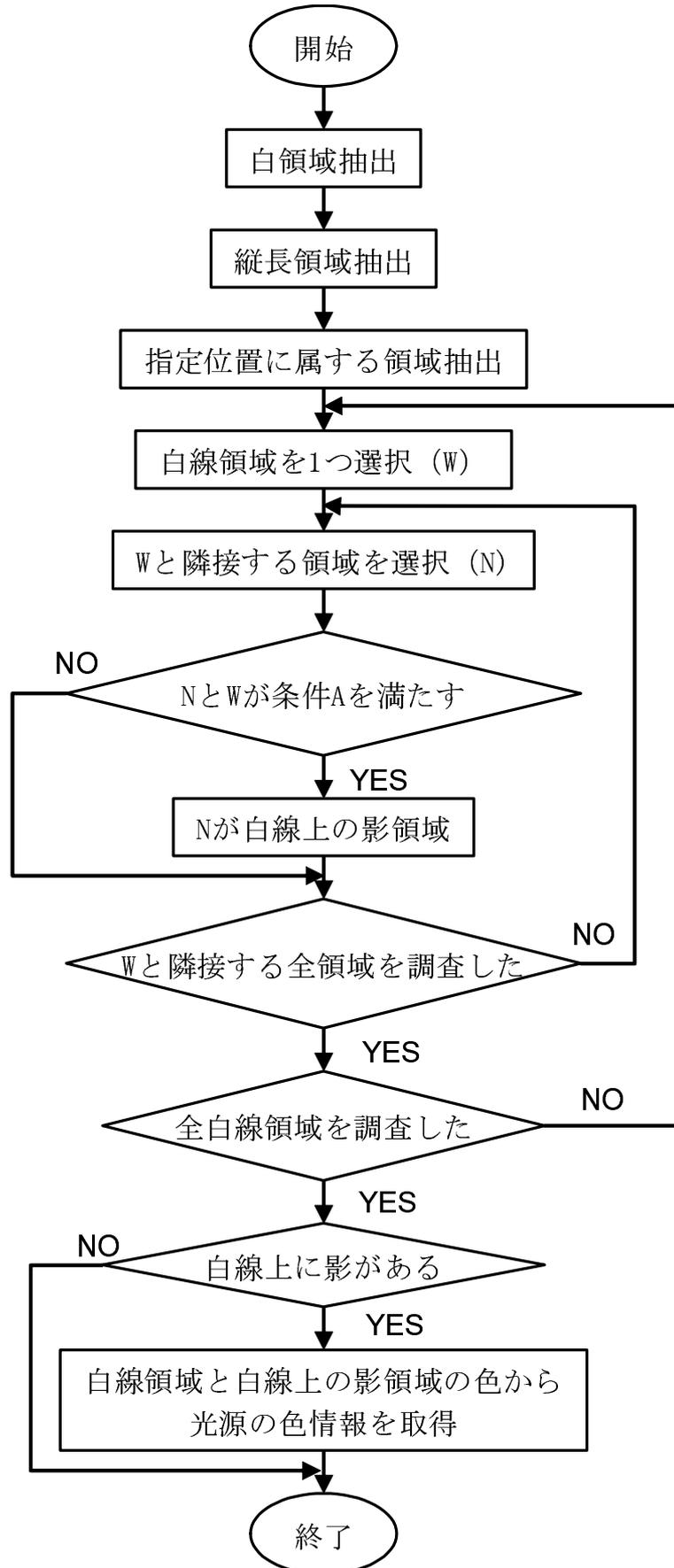


図 3.5: 白線を用いた \hat{v}_s の自動取得のフローチャート.

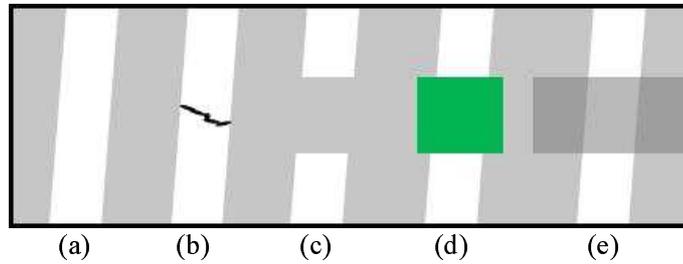


図 3.6: 白線の状態 : (a) 白線だけ, (b) 白線上に汚れがある, (c) 白線が途切れている, (d) 白線上に物体がある, (e) 白線に影が投影されている.

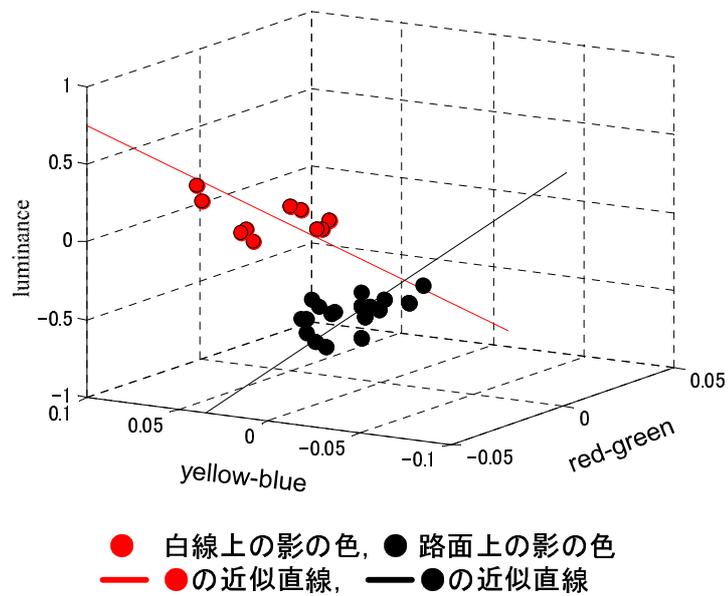


図 3.7: 変換行列 F を求める際に利用した v_s の分布図.

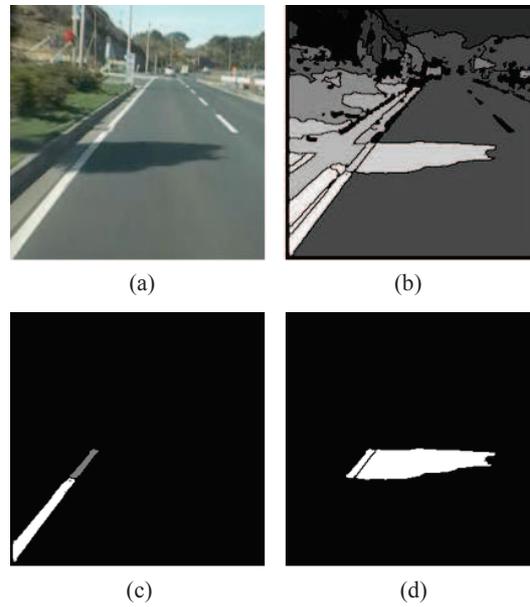


図 3.8: 白線上の影検出結果 : (a) 入力画像, (b) 領域分割処理結果, (c) 白線上の影検出結果, (d) 自動取得した \hat{v}_s を用いた影検出結果.

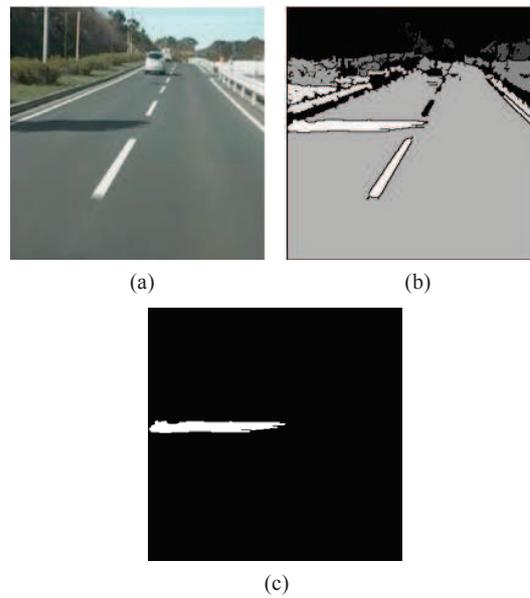


図 3.9: 影検出結果 : (a) 入力画像, (b) 領域分割処理結果, (c) 影検出結果.

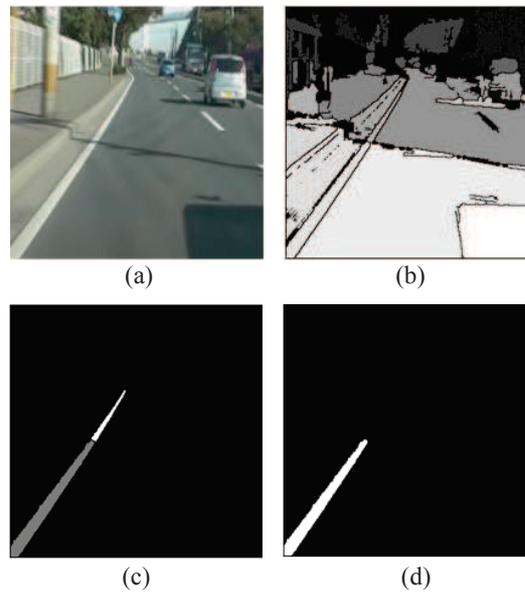


図 3.10: 白線上の影検出失敗例 : (a) 入力画像, (b) 領域分割処理結果, (c) 白線上の影検出結果, (d) 自動取得した $\hat{\mathbf{v}}_s$ を用いた影検出結果.

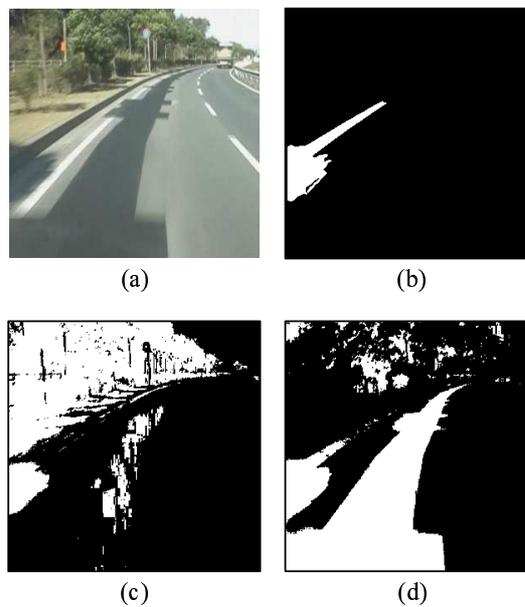


図 3.11: 先行技術と検出条件 (3) の影検出結果の比較 : (a) 入力画像, (b) 検出条件 (3) の影検出結果, (c) 先行技術 [17] の影検出結果, (d) 先行技術 [18] の影検出結果.

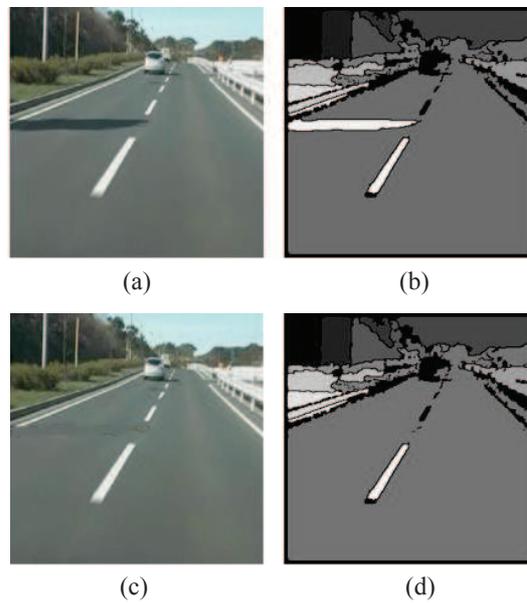


図 3.12: 影除去結果 (1) : (a) 入力画像, (b) 領域分割処理結果, (c) 影除去結果, (d) 影除去結果を用いた領域分割処理結果.

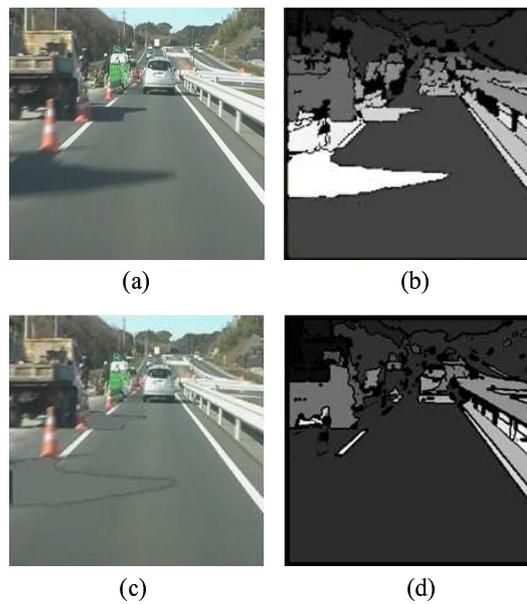


図 3.13: 影除去結果 (2) : (a) 入力画像, (b) 領域分割処理結果, (c) 影除去結果, (d) 影除去結果を用いた領域分割処理結果.

第4章 ガボールフィルタを用いた路面 状況検知

4.1 はじめに

自動車の最適な操舵補助を行うためには、車両周辺の環境状態を認識する必要がある。画像処理技術による周辺環境認識技術に関連した、最も数多く開発されている技術が進行方向に存在する車両や歩行者などの物体認識技術である [39,60–62]。物体の位置、移動方向を認識することでハンドリングやブレーキングの補助を行う。しかし、より最適な操舵補助のためには、周辺物体の状態だけではなく、走行路面の状態を知ることが重要である。

路面状態検知技術として、Dynamic Stability Control などに用いられる車速とヨーレートセンサなどを用いた方法や [21]、赤外反射や偏光などの光学センサを用いた方法がある [20]。しかし、前者はブレーキやハンドルの操作がなければ推定ができず、後者では特殊なセンサを追加する必要があるという問題がそれぞれにある。また、自動車の現在地の状態しか検知できず、通過予定の前方路面の状態を検出することは難しい。これらの技術と比較し、カメラを用いる場合は容易に前方路面の情報を取得できるため、より最適な操舵補助が行える。画像処理による路面の状態を判別する手法はこれまでも多く提案されている [22–25]。しかし、これらの手法も照明変動の影響を受けやすかったり、システムの実行に光源の位置や天候など多くの情報が必要であるなど、様々な環境に適用するには改良が必要となる。

本章では、車載カメラを用いた、路面状態のうち乾燥路面と湿潤路面を判別する手

法として、照明変動に比較的ロバストな画像の濃淡パターンを検出するガボールフィルタを用いる方法を提案する。センサ搭載要件を明確にして、判別手法の妥当性を検討した後、実際の道路での性能評価を行った。また、提案手法の積雪路面への適用可能性も検討した。

4.2 路面状態の乾燥・湿潤状態判別

乾燥、湿潤路面における光の反射形態の模式図を図 4.1 に示す。図 4.1(a) のように乾燥路面では、太陽光が路面で拡散反射することで路面表面にある小さな凹凸が無数に見える。それに対して、図 4.1(b) のような湿潤路面では、路面表面を覆う水によって太陽光が鏡面反射し、見かけの凹凸が減ると予想される。路面の画像例を図 4.2 に示す。人が、路面が濡れていると認識する要因の一つとして、図 4.2 (b) の四角内のような色の変化を、水による反射であると認識するものがある。また、画像上での水による反射の影響は、路面表面の凹凸に比べ大きな周期の濃淡パターンとして現れる。これらのことから、画像の局所的な濃淡パターンを検出することで路面表面の凹凸を捉え、乾燥と湿潤の判別が可能であると考えられる。

本論文では局所的な濃淡情報の検出に、第 2.1.3 節で述べたガボールフィルタを用いる。路面画像にガボールフィルタ処理を施した例を図 4.3 に示す。図 4.3(b), (d) の黒い画素が応答が弱い画素であり、白に近づくにつれ応答が強い画素となる。ここで、図 4.3(d) の赤枠内を見ると、乾燥路面に比べ湿潤路面の応答が弱く見える。これは予想通り、図 4.3(c) の赤枠内のように、部分的な環境光反射による輝度変化により見かけの凹凸がつぶれ、ガボールフィルタの応答に影響を与えていることが原因である。しかし、このような光の反射の影響が路面のどこに発生するかを推定することは困難であり、この変化を乾燥・湿潤判別に安定して利用するのは難しい。そこで、任意に設定した特定範囲内において、式 (2.3) で示すガボールフィルタの応答 ($g_c(T, \alpha, \theta)$) の平均値 ($G(T, \alpha, \theta)$) を用いる。これにより、測定範囲内のどこに反射光の影響が表れ

ても、それを捉えることができる。

路面表面の凹凸の粗さは路面の材料，工事工程や車両走行頻度などの影響で，場所により様々である．そのため，1種類のガボールフィルタのパラメータしか用いないと，環境に合わせて逐一パラメータを設定し直す必要があり，自動で対応させるのは困難であると予想される．そこで，パラメータが異なる2種類の $G(T, \alpha, \theta)$ を算出し，一方の値でもう一方を正規化する．これにより，相対的な凹凸状態を抽出し，凹凸の絶対的な粗さの影響を緩和させる．このように定義した乾湿状態判別式 $R(T_1, \alpha_1, \theta_1, T_2, \alpha_2, \theta_2)$ を以下の式に示す．

$$R(T_1, \alpha_1, \theta_1, T_2, \alpha_2, \theta_2) = \frac{G(T_1, \alpha_1, \theta_1)}{G(T_2, \alpha_2, \theta_2)}, \quad (4.1)$$

ここで求めた $R(T_1, \alpha_1, \theta_1, T_2, \alpha_2, \theta_2)$ としきい値(th_L)を比較することで路面の乾燥・湿潤状況を検知する．

4.3 道路標示，ワイパーなどの自動判別

提案する乾燥・湿潤判別では，図4.4の例で示すような，測定範囲内に路面表面のみがあることを前提としている．したがって道路標示や舗装跡，路肩等が含まれてしまった場合は提案手法は適用できない．実環境ではこれらが測定範囲内に入ることを避けることは難しいため，乾燥・湿潤判別の前に測定範囲内の状態を知る必要がある．

図4.5に，測定範囲を切り出した画像の例を示す．路面以外で測定範囲内に入ってくるものの中で，特に多いのが道路標示や横断歩道のような道路上に描かれているものと，雨の日のワイパーである．そこで，それぞれの測定範囲内の色の分布に注目した．路面表面のみの場合，図4.5(a)，(b)のように乾燥，湿潤を問わず，全体的に色の変化が無い．一方，路面表面以外のものが含まれる場合は図4.5(c)，(d)のように白色の道路標示や黒いワイパー像が現れることで，色の種類が増えていることがわかる．

そこで，輝度ヒストグラムを用いて，測定範囲内が路面表面のみかどうかを判別す

る。ヒストグラムの出現数にしきい値を設け、図 4.6 に示すようにしきい値を越えた輝度値の最少値と最大値の差を広がり幅と定義する。測定範囲内に路面表面のみが映っている状態であれば、出現する輝度値は限られるため輝度値ヒストグラムの広がり幅は細くなるはずであり、路面表面以外が映っている場合では逆に広くなると予想される。このことから、輝度値ヒストグラムの広がり幅が任意のしきい値 (th_H) 以下であるときだけ、乾燥・湿潤判別を行うこととする。

4.4 積雪状態判別

積雪量が多ければ、自動車が通っても路面の地肌は見え、白い雪のままである。雪が解け始めると路面の地肌が見え始める、または泥をタイヤに付けた自動車が多くなり雪が汚れる。路面がシャーベット状になっている場合は湿潤路面以上に表面の凹凸が変化すると考えられる。これらのような状態が、路面に特徴として現れれば、乾燥・湿潤路面以上に凹凸状態に変化が見られ、乾燥・湿潤判別方法が積雪路面にも適用できると期待できる。

路面の状態を乾燥、湿潤、積雪、積雪(薄い雪)、わだち+薄い雪、わだち+路面地肌、薄い雪+路面地肌、シャーベット状の 8 通りに分類した。分類状態を図 4.7 に示す。判別式には乾燥・湿潤判別と同様に式 (4.1) を用いて、評価した。

4.5 性能評価実験方法

まず、カメラの適切な設置条件を実験により求めた。測定条件を図 4.8 に示す。設置高さはセダンタイプの自動車のナンバープレート付近として 0.3 m、フロントライト付近として 0.5 m、バックミラー付近として 1.4 m を想定した。撮影距離はカメラの設置角度を決める際に用い、測定範囲の中心がその距離になるようにした。この実験では各条件に対して画像中心の位置が画像毎で変わらないように撮影した。撮影画像サ

イズは 2560×1920 pixel であり、測定範囲は画像中心の 200×200 pixel とした。次に、求めた設置条件をもとに自動車に搭載したカメラで撮影した画像を用いて、乾燥・湿潤判別の性能を評価した。設置高さや角度は上記実験の結果から決定した。撮影画像は 1280×960 pixel である。テスト画像例を図 4.9 に示す。テスト画像には測定範囲に路面表面しか存在しないものを、乾燥路面、湿潤路面共に 40 種類ずつ用意した。

式 (4.1) のパラメータは、 $T_1 = 4$ pixel, $T_2 = 18$ pixel, $\alpha_1 = \alpha_2 = 2$, $\theta_1 = \theta_2 = 0^\circ$ とし、短周期のガボールフィルタ処理結果を長周期の結果で正規化するようにした。路面本来の凹凸に対して十分大きな長周期のガボールフィルタは表面の大まかな特徴を抽出するので、湿潤路面に対しては環境光の反射によって長周期の濃淡パターンが現れ、乾燥路面に比べて強く応答すると予想される。また、第 4.2 節より、湿潤路面に比べて乾燥路面の方が表面の凹凸が細かく、短周期のガボールフィルタに強く反応すると予想できる。このように、正規化の際の分母では湿潤路面が、分子では乾燥路面が強く反応すると推定されるため、乾燥路面の $R(T_1, \alpha_1, \theta_1, T_2, \alpha_2, \theta_2)$ が湿潤路面のそれに比べて大きな値となり、有意差が出ると思われる。

現段階で乾燥・湿潤判別をしたとき、性能に影響を与える要因として、以下の 4 項目が考えられる。

(1) 測定範囲の位置

(2) ガボール周期 T

(3) 振動方位 θ

(4) ガウス関数幅係数 α

測定範囲の位置は、画像下部では路面上の凹凸が見やすくなるが、自動車からの距離が近くなるため、高速に処理ができなければ計算が終わったころには自動車を通り過ぎてしまい判別する意味がなくなる。画像上部では距離が遠くなり、運転補助動作をするための時間をより確保できるようになるが、画像上の凹凸が小さくなり検出が難

表 4.1: ガボールフィルタによる路面状況検知の実験条件.

変更要素	条件 (1)	条件 (2)	条件 (3)	条件 (4)
測定範囲の位置 x 軸 (pixel)	-100, 0, 100	0	0	0
測定範囲の位置 y 軸 (pixel)	-100, 0, 100	0	0	0
ガボール周期 T_1 (pixel)	4 ~ 24, 2 刻	4 ~ 24, 2 刻	4, 18	4
ガボール周期 T_2 (pixel)	18	4, 6, 18, 24	4, 18	4
振動方位 θ_1 (deg)	0	0	0 ~ 180, 10 刻	0, 90
振動方位 θ_2 (deg)	0	0	0, 40, 90	0, 90
ガウス関数幅係数 α_1	2	2	2	1 ~ 5
ガウス関数幅係数 α_2	2	2	2	1, 5

しくなると考えられる。ガボールフィルタの3種類のパラメータはそれぞれ路面に適した値を求める必要がある。本実験で用いた4項目の影響要因の実験条件を表 4.1 に示す。また、画像内の測定範囲を図 4.10 に示す。測定範囲の基本位置は画像中心であり、範囲の大きさは全て 100×100 pixel とした。

実環境での評価実験に先駆けて、ヒストグラムの広がり幅を用いた路面表面のみの測定範囲画像の判別手法の性能評価を行った。広がり幅を測定するヒストグラムの出現数のしきい値は 50 pixel に設定した。

乾燥・湿潤判別手法の性能評価実験から適切と判断したパラメータとしきい値を3種類選択し、複数の画像を用いて性能評価を行った。テスト画像として乾燥路面を 1000 枚用意し、湿潤路面は 4546 枚の中からランダムに 1000 枚選択して、4種類の画像セットを用意した。また、乾燥・湿潤判別の前に輝度値ヒストグラムの広がり幅による測定範囲画像判別を行った。

最後に、提案手法の積雪状態判別への適用検討実験を行った。積雪状態判別実験で用いたテスト画像は合計 180 枚であり、その内訳を表 4.2 に示す。

表 4.2: テスト画像の内訳.

乾燥路面	20 枚	湿潤路面	30 枚
積雪路面	40 枚	積雪路面 (薄い雪)	20 枚
わだち+薄い雪	10 枚	わだち+路面地肌	30 枚
薄い雪+路面地肌	10 枚	シャーベット	20 枚

4.6 性能評価実験結果

4.6.1 乾燥・湿潤判別手法の性能評価

設置位置の影響を調べた実験結果を表 4.3 に示す. いくつかの結果を除き, 予想通り乾燥路面の判定値が大きい値を示していることが確認できた. 湿潤路面の判定値が大きい値になっている条件は撮影距離が近いものばかりである. このことから, 判定値の大小関係が予想と逆である原因として, 近距離では路面の凹凸が水面を通してもしっかり撮影できてしまうことが考えられる. このため, 短周期での結果に大きな差が発生しにくくなっている. 本実験から, 撮影条件はカメラの角度 8° 以下, 高さ 0.5 ~ 1.4 m の周辺が適切であることがわかった. この結果を用いて, 以降の実験で用いる画像は, 高さ 1.5 m (バックミラー裏相当), 角度 8° の条件でカメラを設置して撮影した. これは画像中心が約 10m 前方であり, 時速 60 km で約 0.6 秒, 時速 50 km で約 0.7 秒で到達する距離である.

表 4.1 の条件 (1) から (4) で行った評価結果をそれぞれ図 4.11 から図 4.14 に示す.

図 4.11 の (a) ~ (e) と図 4.10 の (a) ~ (e) は対応している. これらの結果より, 測定範囲が画像中心部付近であれば, 全てにおいて乾燥と湿潤で有意差があり, ある程度の測定範囲のずれは結果に大きな影響を与えないことが確認できた. しかし, 測定範囲が上方にある図 4.11(d) だけ, 他に比べて有意差が小さくなっている. これは, 測定範囲が上へ位置することで, 測定範囲の路面表面の実面積が大きくなることが原因であると考えられる. これにより, 測定範囲内の路面が画像上で縮小され, 乾燥と

表 4.3: 測定範囲の影響調査実験結果.

距離	高さ	角度	乾燥路面	湿潤路面	乾燥-湿潤
0 m	0.3 m	90.0°	0.547	0.572	-0.025
0 m	0.5 m	90.0°	1.001	0.583	0.424
0 m	1.4 m	90.0°	1.389	1.017	0.372
1 m	0.5 m	26.6°	1.816	1.977	-0.161
1 m	1.4 m	54.5°	1.800	1.947	-0.147
2 m	0.5 m	14.0°	2.730	2.853	-0.123
2 m	1.4 m	35.0°	2.421	2.145	0.277
5 m	0.5 m	5.7°	2.417	1.159	1.259
5 m	1.4 m	15.7°	2.835	2.261	0.574
10 m	0.5 m	2.9°	1.390	0.793	0.598
10 m	1.4 m	8.0°	1.778	0.815	0.963
20 m	1.4 m	4.0°	1.274	0.474	0.800

湿潤の違いが殆どない状態になっていると思われる。これらのことから、測定範囲は画像中心付近であれば多少ずれても乾燥・湿潤判別可能であるといえる。

図 4.12 を見ると、 T_1 と T_2 との差が大きいとき、乾燥と湿潤との有意差がより大きくなることがわかる。また、長周期による正規化結果(図 4.12(d))を見ると、短周期では乾燥の方が湿潤よりも値が大きい。図 4.12(b) では乾燥路面の一部が湿潤路面とほぼ同じ判定値となっている。これらのことから、 T_1 と T_2 の違いで正規化する場合、有意差がなくなる可能性もあるため、 T_1 と T_2 には十分な差を設ける必要がある。

ガボールフィルタの振動方位については、図 4.13 に示すように、(c) の $\theta_1 = 90^\circ$ 付近と、(e) の $\theta_1 = 40^\circ$ および 140° 付近でかろうじて有意差がみられるのみである。このことから、振動方位の違いによる正規化では乾燥・湿潤判別ができる可能性はあるが差は極めて小さく、ガボール周期によって正規化した判定値の方が優れているとい

える。また図 4.13 では、判定値が $\theta_1 = 40^\circ$ および 130° 付近で減少し、 0° 、 90° および 180° 付近で増加する傾向がみてとれる。これは、遠方の路面を俯瞰で撮影しているために上下方向に伸びて見えることが原因であると考えられる。すなわち、路面凹凸は、画面上部に行くほど奥行(上)方向に伸びる。伸び方向と同じ $\theta_1 = 90^\circ$ の線分は引き伸ばされ、垂直方向 (0°) 成分はその影響をほとんど受けない。そして、 $\theta_1 = 45^\circ$ および 135° に近づくほどその影響を受ける。以上のことから、図 4.13 に見られるように特徴的なグラフになったと考えられる。

ガウス関数幅係数については図 4.14 で示すように、かろうじて (a) と (d) に有意差がみられるが、やはりガボール周期での判別に比べて劣っている。ガウス関数幅係数が変化した場合の一次元ガボールフィルタのカーネルの変化例を図 4.15 に示す。ガボールフィルタカーネルは第 2.1.3 節で述べたように、正弦、余弦関数それぞれにガウス関数をかけたものであり、 α はガウス関数の大きさを制御するものである。 α が変化すると図 4.15 のように波の数や高さが変化するが、波の周期や方位は変わらない。ガウス関数の特性上、 α が大きくなり波の数が増えた場合でも、その増えた外側の波は中心部に比べ小さく、その影響は小さい。これらのことから、やはり図 4.14 の結果のように α_1 と α_2 の違いによる正規化では有意差を出すことは難しいといえる。

以上の結果から、ガボールフィルタを用いた路面の乾燥・湿潤判別は可能であるといえる。撮影するカメラは高さ 0.5 ~ 1.4 m に設置し、下方向に 8° 傾けるのが良い。式 (4.1) の α と θ は同じ値とし、異なる T_1 と T_2 で正規化をする。このとき、 T_1 と T_2 の差は大きい方が、判別が容易である。

4.6.2 路面表面のみの測定範囲画像抽出

輝度値ヒストグラムの広がり幅を用いた路面表面のみの画像を判別する実験において、判別が特に困難であった例を図 4.16 に示す。

まず、ワイパーについては、図 4.5(d) のように写りこんだ場合は判定可能であった。

しかし、図 4.16(a) で示すように測定範囲全体を覆うかたちでワイパーが映りこんだ場合、領域内がワイパーの黒だけになり、ヒストグラムによる分離ができなかった。次に、カーブ中に写りこむことが度々ある図 4.16(b) のような路肩については、例えば草の場合、ほぼ同じ色をしているためにやはりヒストグラムの広がり幅による判別は困難であった。これらのことから、測定範囲内に路面表面が映らず、別の一様な物体で占有されてしまった場合には提案手法では判別が難しいといえる。本実験では、カメラの仕様の関係で、輝度値ヒストグラムのみを用いたが、カラー画像の場合は彩度成分が適用でき、草のような色がはっきりしているものはそれを用いて分類できる。一方、図 4.16(c) のように、雨の日のフロントガラスに水滴がついている場合は判別できなかった。水滴がついている状態で乾燥・湿潤判別を行うと、水滴の効果で路面凹凸が平滑化されるため湿潤と判別される。雨中を走行する場合は当然路面は濡れており、判別結果とも一致しているため問題ないように思われるが、小雨や降り始めの状態では路面自体は乾燥している場合があり、判別結果と一致しない。水滴の検出を行うには、ガラスに着いた瞬間の水滴は円形となることが多いなどの特徴を用いるような、専用の判別が必要となる。

4.6.3 乾燥・湿潤判別手法の複数条件での性能評価

以上の実験結果をもとに作成した路面表面の乾燥・湿潤判別のフローチャートを図 4.17 に示す。路面表面のみが撮影されていると思われる測定範囲画像を、ヒストグラムを用いて選択し、複数条件で乾燥・湿潤判別を行った。実験には表 4.4 に示す 3 条件で $R(T_1, \alpha_1, \theta_1, T_2, \alpha_2, \theta_2)$ を求め、しきい値と比較することで乾燥・湿潤判別性能を検証した。実験により求めた判別成功率を表 4.5 に示す。乾燥路面に対しては、全ての条件で 90% 以上という高い成功率であった。湿潤路面では、条件と適用画像毎に成功率にばらつきがあり安定していない。これは、路面が濡れたことによる反射の影響が様々な状態で現れるためであり、正規化の効果だけで全ての影響を排除できないことが原

表 4.4: 乾燥・湿潤判別性能評価実験条件.

	条件 1	条件 2	条件 3
T_1 (pixel)	4	8	4
T_2 (pixel)	6	16	18
θ_1, θ_2 (deg)	0	0	90
α_1, α_2	2	2	2
しきい値	0.765	0.620	0.360
しきい値 (上)	0.805	0.630	0.370
しきい値 (下)	0.785	0.610	0.350

因であると考えられる。また、以上の性能差は、テスト画像に対するものであり、全ての湿潤路面に対するものではないとも考えられる。

乾燥・湿潤判別の結果を、自動車の操舵補助に用いることを考えると、注目すべきは判別成功率ではなく失敗率である。判別失敗結果による自動車操舵は、事故誘発に繋がる可能性がある。そこで、判別性能の安定化を目指して3条件の判別結果の多数決による判別手法を新たに提案し、その性能を評価した。また、判別失敗率の低減を目指して、表 4.4 下に示すようにしきい値(上)、しきい値(下)の2個のしきい値を用意し、その範囲内の結果をグレーゾーンとして判別不可とした。乾燥路面 1050 枚、湿潤画像 4546 枚のテスト画像で実験を行った。実験結果を、乾燥、湿潤各路面における判別性能評価結果と誤判定発生要因に分けてそれぞれ表 4.6 と 4.7、および表 4.8 と 4.9 に示す。また、乾燥・湿潤判別に失敗した代表的なシーンを図 4.18 に示す。乾燥路面では、判別不可判定が多いことにより成功率が全体的に低下しているが失敗率の低減には成功した。また、多数決判定を用いることで、1条件のみの場合に比べて 30%以上の成功率を得た。湿潤路面でも、乾燥路面同様の傾向を得た。判別失敗の原因は、乾燥路面では補修跡の、湿潤路面では路面の基本的な凹凸の影響が大きい。また、人間でも判別が困難であるような画像に対しては、提案手法でも判別不可、もし

表 4.5: 乾燥・湿潤判別性能評価実験結果.

	条件 1	条件 2	条件 3
乾燥	97.3%	94.0%	93.4%
湿潤 (1)	62.9%	91.1%	94.6%
湿潤 (2)	45.0%	95.0%	90.8%
湿潤 (3)	68.0%	96.6%	93.7%
湿潤 (4)	70.9%	76.7%	97.2%
全体	69.3%	89.5%	95.2%

表 4.6: 多数決判別法による乾燥路面判別性能評価結果 (2 しきい値) .

	条件 1	条件 2	条件 3	多数決
成功	53.90%	51.90%	41.90%	84.06%
失敗	2.95%	3.71%	0.57%	1.46%
判定不可	43.14%	44.38%	57.52%	14.47%

くは判別失敗になることが多かった。

精度検証に用いた 3 条件の判別計算の処理速度を表 4.10 に示す。条件 3 は 103 ms であり 10 fps 以下である。また多数決を行う場合の処理速度は 3 条件の処理速度の総和となる。この処理のほとんどはガボールフィルタの畳み込み計算に要する時間であり、SIMD (Single Instruction Multiple Data) プロセッサや GPU(Graphics Processing Unit) を

表 4.7: 乾燥路面における誤判別発生要因.

要因	条件 1	条件 2	条件 3
判別対象外	0.57%	0.67%	0.00%
補修跡など	2.38%	1.24%	0.48%
細かい凹凸路面	0.00%	1.81%	0.10%

表 4.8: 多数決判別法による湿潤路面判別性能評価結果 (2 しきい値) .

	条件 1	条件 2	条件 3	多数決
成功	33.14%	58.21%	73.38%	74.14%
失敗	18.02%	3.91%	2.50%	3.79%
判定不可	48.84%	37.88%	24.12%	22.07%

表 4.9: 湿潤路面における誤判別発生要因.

要因	条件 1	条件 2	条件 3
判別対象外	3.05%	0.58%	0.93%
補修跡など	7.55%	0.49%	0.31%
粗い凹凸路面	7.42%	2.83%	1.19%

利用して並列処理化することで容易に高速化が可能である.

4.6.4 路面表面の乾燥・湿潤判別システム

以上の検出結果を組み込み, 図 4.17 に示す処理をシステム化した. 起動画面を図 4.19 に示す. 判別は乾燥路面 (図 4.19(a)), 湿潤路面 (図 4.19(b)), 判別不能 (図 4.19(c)) の 3 種類から行う.

4.6.5 積雪状態判別

以上の結果より, 式 (4.1) のパラメータとして, $T_1 = 4 \sim 24$ pixel を 2 pixel 刻み, $T_2 = 4$ pixel, $\theta_1 = \theta_2 = 0^\circ$, $\alpha_1 = \alpha_2 = 2$ を用いて, 積雪状態判別実験を行った.

表 4.10: 処理速度.

条件 1	条件 2	条件 3
24 ms	93 ms	103 ms

実験結果を図 4.20 に示す。図 4.20 (a) から、正規化がなければ全く差異がないことがわかった。また、図 4.20(b) より、乾燥路面とそれ以外では有意差があることが確認できた。図 4.20(c) では、湿潤路面と積雪路面に差異が殆ど無く、この 2 種類の分類が難しいといえる。図 4.20 (d) の短周期から中周期にかけての分布を拡大すると、わだちだけは差異があり、判別が可能であるように思われる。図 4.20(e) では、拡大表示している中周期付近では差異は無いものの、薄い雪+地肌路面、わだち、シャーベット状の順番で判別値が低下している傾向がみられる。図 4.20(f) でも、拡大表示している中周期付近では差異は無いものの、薄い雪+路面地肌、薄い雪、シャーベット状の順で判別値が低下している傾向があるように見える。これらの傾向から、乾燥路面、湿潤路面・積雪路面・シャーベット状およびわだち・薄い雪の 3 種類に大きく分類できる可能性があり、積雪量や地肌の見え方で判別値の変化に傾向が出る可能性がある。

4.7 まとめ

ガボールフィルタを用いることで路面表面の凹凸状態を捉え、乾燥・湿潤を判別する手法を提案した。また、提案手法の最適なカメラ設置条件および判別パラメータを実験により決定し、その結果を用いて判別性能評価を行い、提案手法の有効性を示した。提案手法の積雪状態判別への適用実験も行った。

実環境で撮影した 1000 枚以上のテスト画像による実験から、カメラを適切に設置し、適切なパラメータを用いることで乾燥路面、湿潤路面共に 90% 以上の判別成功率を示すことができた。しかし、湿潤路面のパラメータによっては、画像により性能に 30% 以上の差が出てしまうほど不安定であった。これに対し、多数決判別法を提案し、しきい値を 2 個に増やして乾燥と湿潤および判別不可の 3 状態判別を行ない、性能の安定化および、失敗率の低減を実現した。これにより、判別不可の影響で 1 条件だけの判別では成功率が 40% 以上低下していたものが、多数決判別を行うことで 70% 以上の成功率を示した。判別失敗率は 4% 以下までの低減に成功した。

積雪状態判別では，乾燥路面と湿潤，凍結，積雪グループ，わだち発生グループの3種類に分類できる可能性があることが確認できた．また，判別値が路面地肌の現れ方に沿って変化しているような傾向も確認でき，積雪状態判別にも適用できる可能性があることがわかった．また，積雪路面については，雪の白色という特徴を併用することで分類が可能であると考えられる．

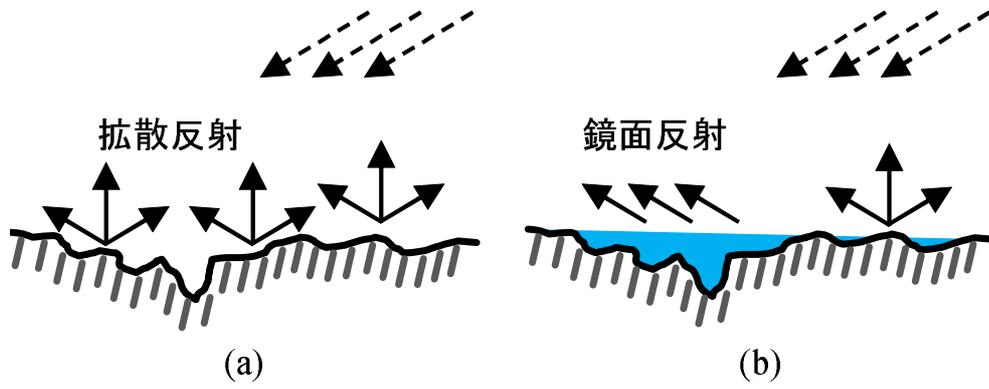


図 4.1: 乾燥・湿潤路面における光の反射の模式図 : (a) 乾燥路面, (b) 湿潤路面.

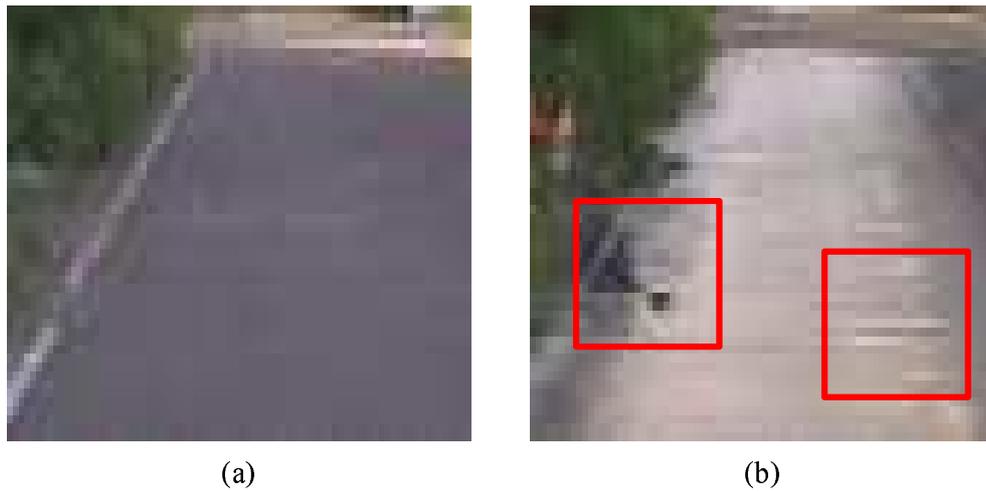


図 4.2: 実路面の撮影画像例 : (a) 乾燥路面, (b) 湿潤路面.

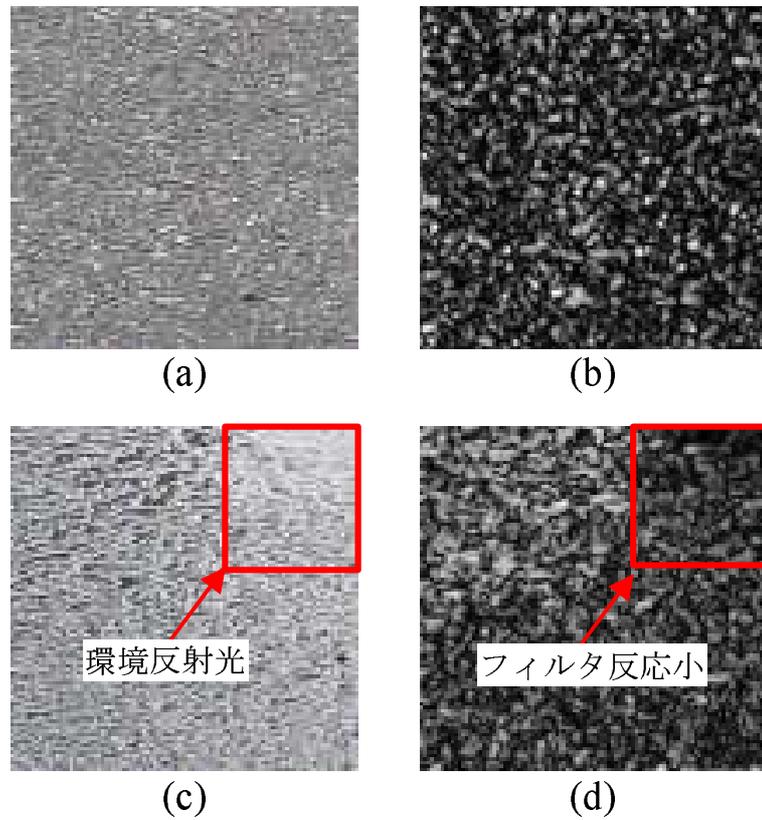


図 4.3: 路面画像のガボールフィルタ処理結果例: (a) 乾燥路面, (b) (a) のガボールフィルタ処理結果, (c) 湿潤路面, (d) (c) のガボールフィルタ処理結果.



図 4.4: 測定範囲例.

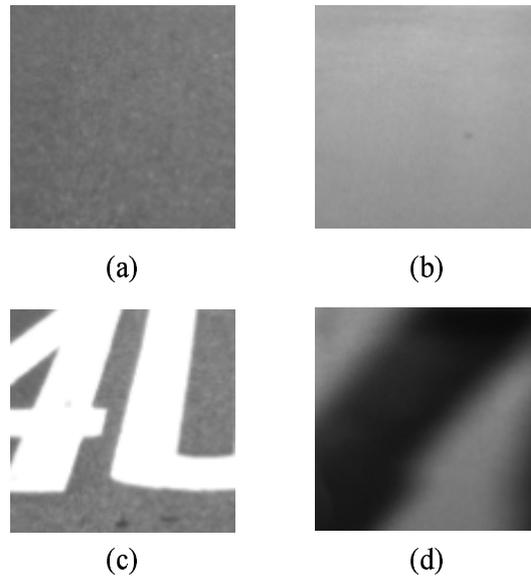


図 4.5: 測定範囲の切り出し画像例：(a) 路面表面のみ（乾燥路面），(b) 路面表面のみ（湿潤路面），(c) 道路標示を含む，(d) ワイパーを含む。

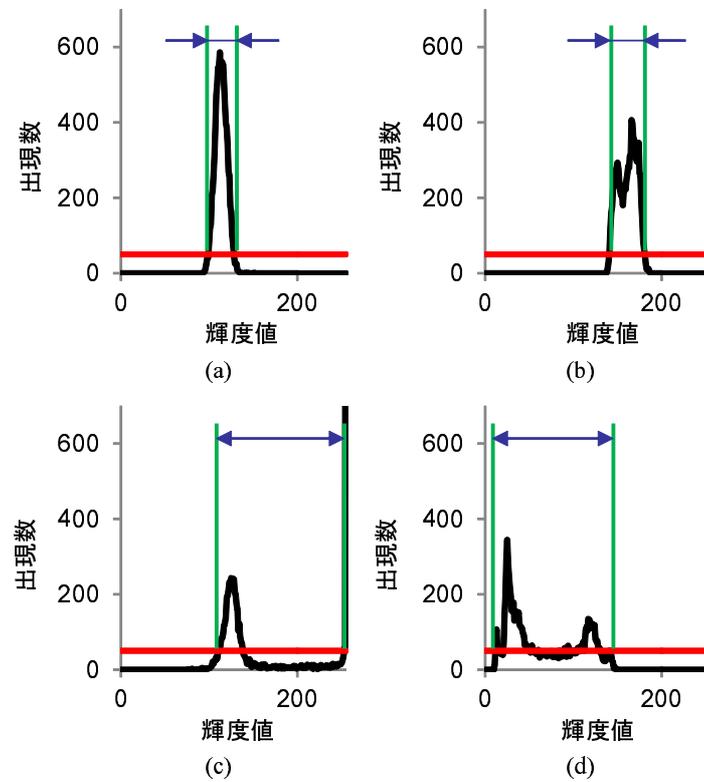


図 4.6: 判定対象判別に用いるヒストグラムの例（図 4.5 (a) ~ (d) に対応）．赤線：しきい値，青：広がり幅．



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)

図 4.7: 積雪状態分類: (a) 乾燥路面, (b) 湿潤路面, (c) 積雪路面, (d) 積雪路面 (薄い雪), (e) わだち+薄い雪, (f) わだち+路面地肌, (g) 薄い雪+路面地肌, (h) シャーベツト状.

撮影距離	設置高さ
0 m	0.3, 0.5, 1.4 m
1 m	0.5, 1.4 m
2 m	0.5, 1.4 m
5 m	0.5, 1.4 m
10 m	0.5, 1.4 m
20 m	1.4 m

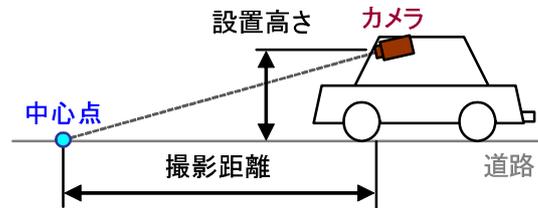


図 4.8: 車載カメラ設置条件 (テスト画像撮影条件).



図 4.9: テスト画像例: (a) 乾燥路面, (b) 湿潤路面.

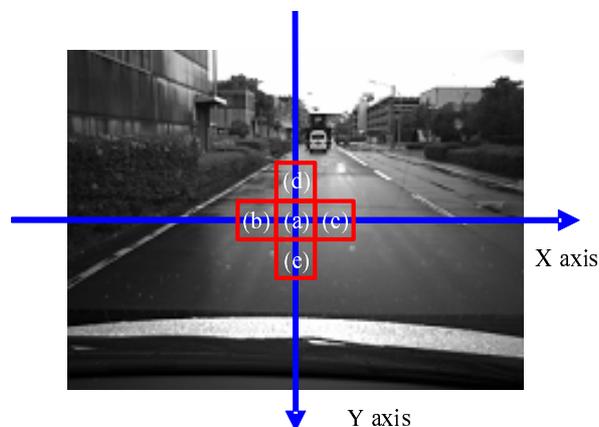


図 4.10: 画像内の測定範囲の位置.

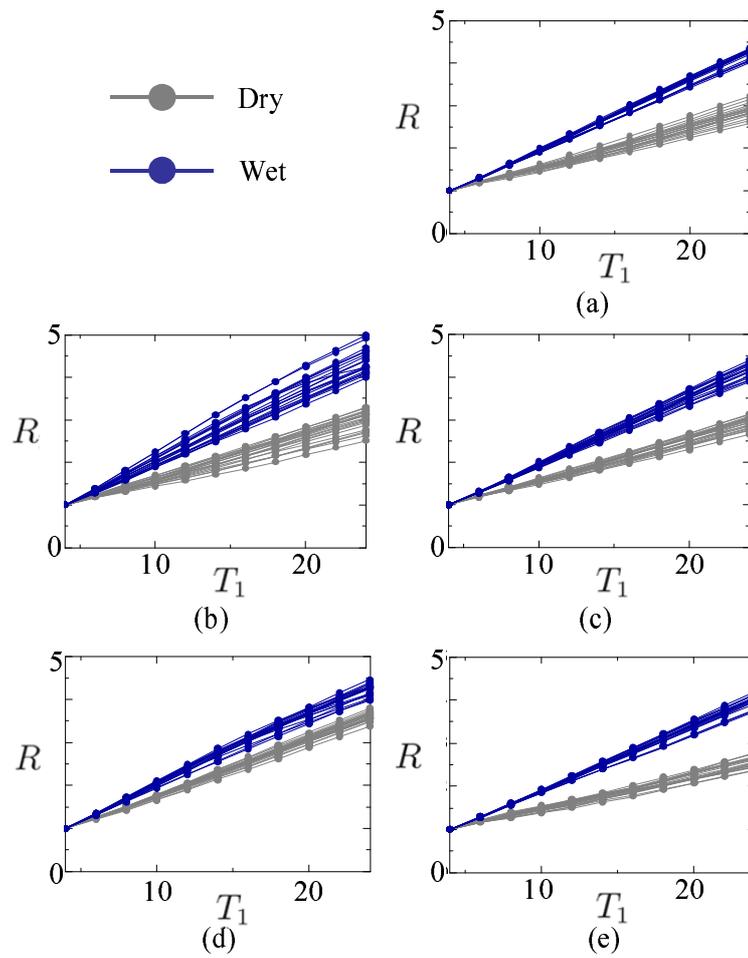


図 4.11: 測定範囲の位置の影響実験結果 ($T_2=4$): (a) から (e) は図 4.10 の (a) から (e) での結果にそれぞれ対応している。

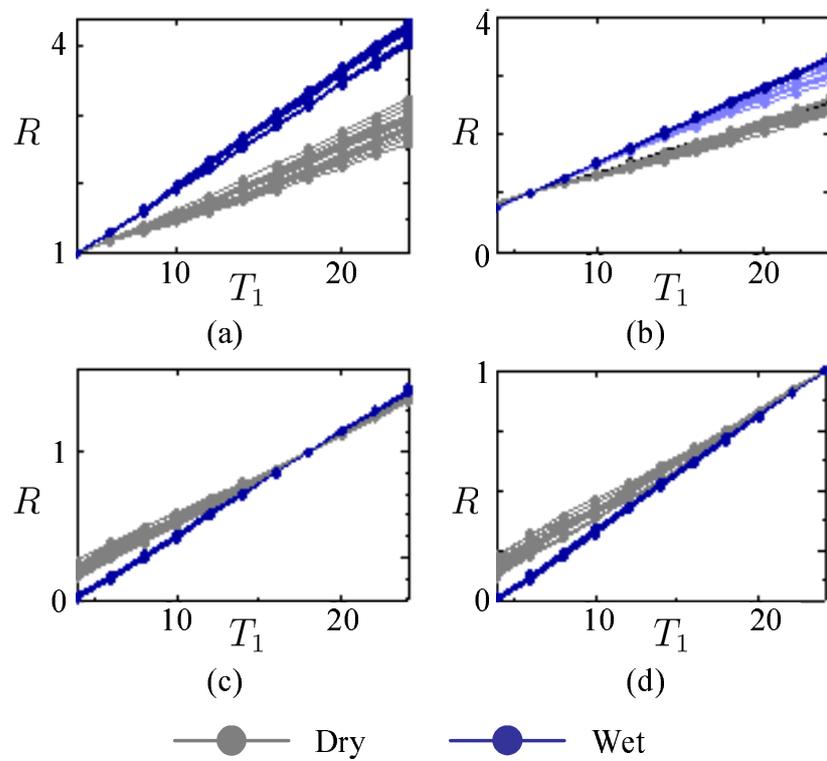


図 4.12: ガボール周期の影響実験結果 : (a) $T_2 = 4$ pixel, (b) $T_2 = 6$ pixel, (c) $T_2 = 18$ pixel, (d) $T_2 = 24$ pixel.

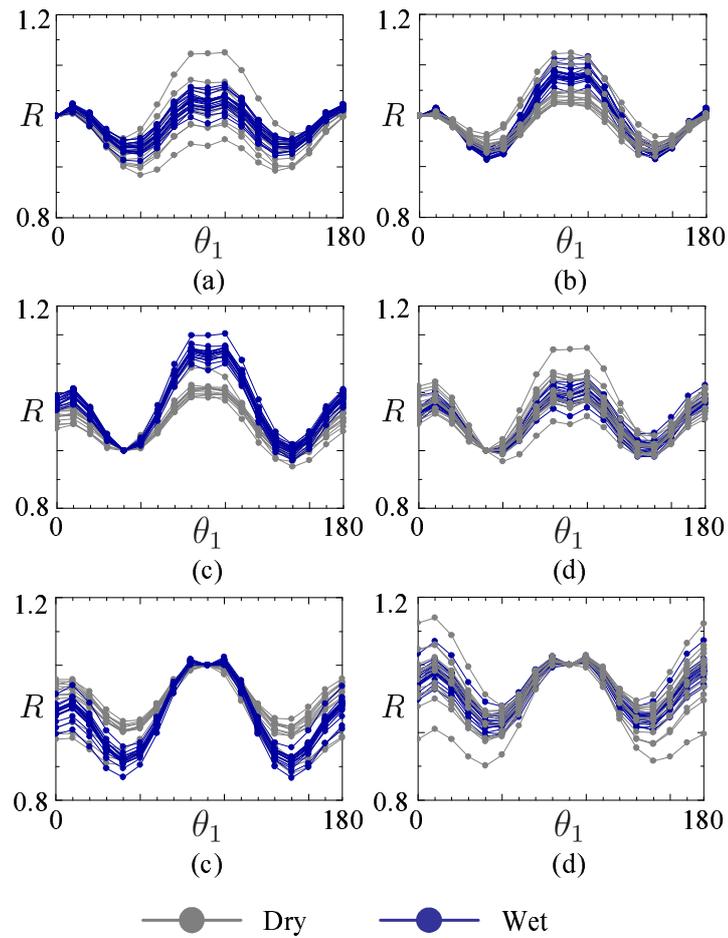


図 4.13: 振動方位の影響実験結果: (a) $T_1, T_2 = 4$ pixel, $\theta_2 = 0^\circ$, (b) $T_1, T_2 = 18$ pixel, $\theta_2 = 0^\circ$, (c) $T_1, T_2 = 4$ pixel, $\theta_2 = 40^\circ$, (d) $T_1, T_2 = 18$ pixel, $\theta_2 = 40^\circ$, (e) $T_1, T_2 = 4$ pixel, $\theta_2 = 90^\circ$, (f) $T_1, T_2 = 18$ pixel, $\theta_2 = 90^\circ$.

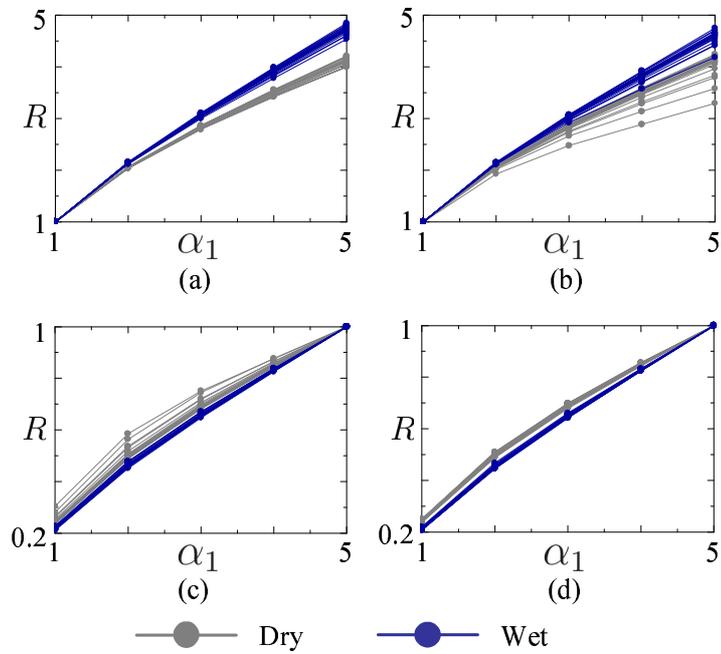


図 4.14: ガウス関数幅係数の影響実験結果: (a) $\alpha_2 = 1$, $\theta_1, \theta_2 = 0^\circ$, (b) $\alpha_2 = 1$, $\theta_1, \theta_2 = 90^\circ$, (c) $\alpha_2 = 5$, $\theta_1, \theta_2 = 0^\circ$, (d) $\alpha_2 = 5$, $\theta_1, \theta_2 = 90^\circ$.

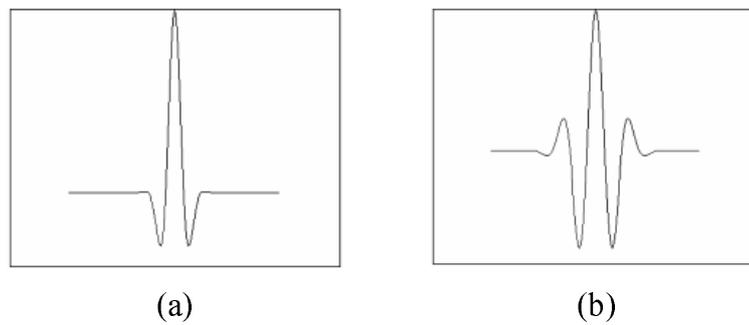


図 4.15: ガボールフィルタ形状: (a) ガウス関数幅係数小, (b) ガウス関数幅係数大.

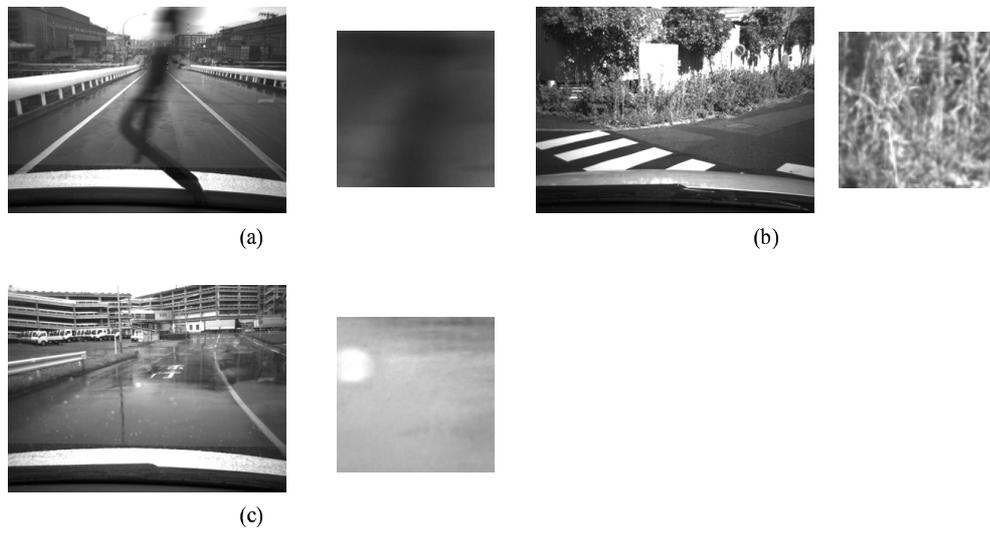
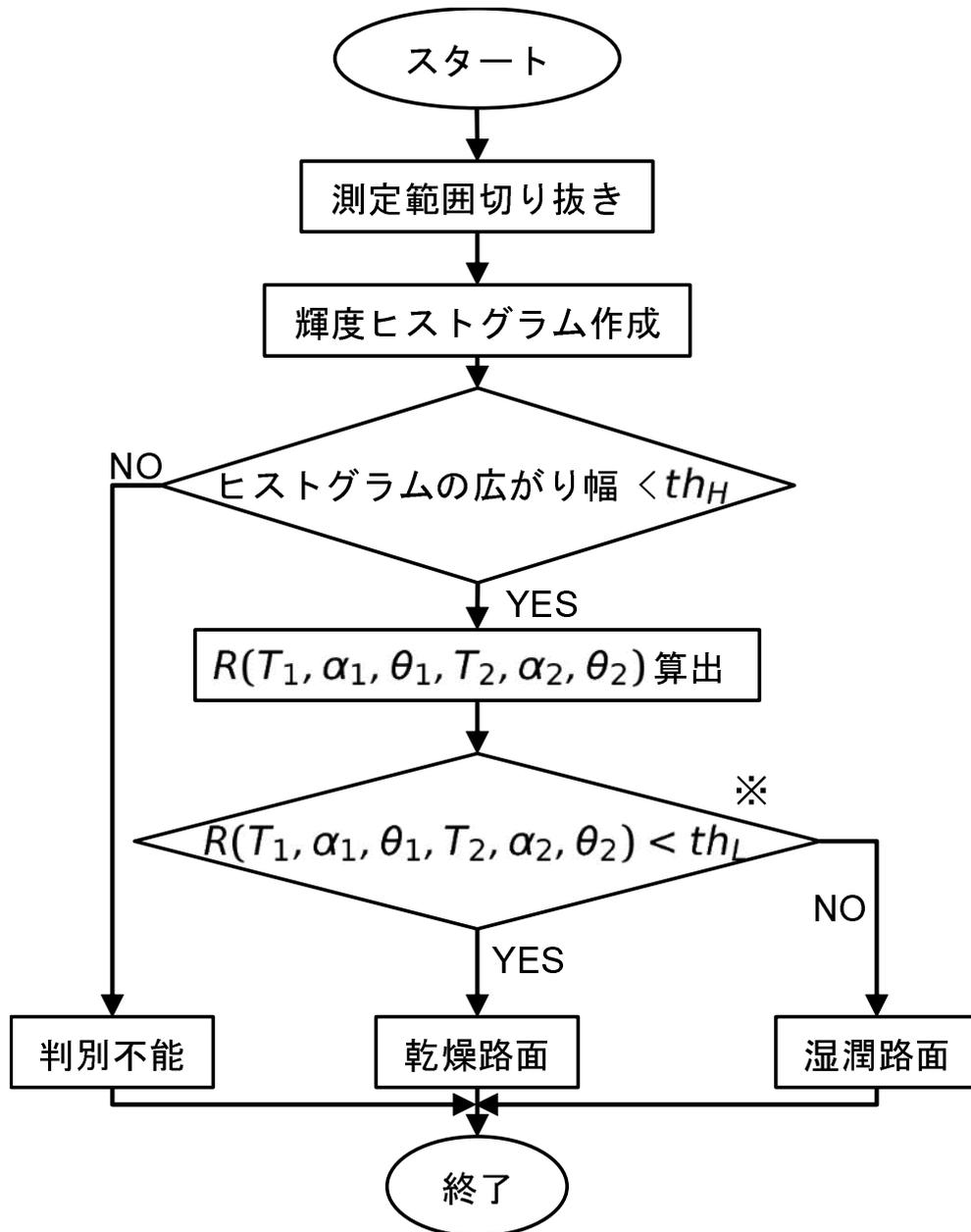


図 4.16: ヒストグラムの広がり幅では判別が困難な場合（全体画像と測定範囲切り出し画像例）：(a) ワイパー，(b) 路肩，(c) 水滴.



※条件によっては閾値に対する大小関係が逆転する

図 4.17: 乾燥・湿潤判別フローチャート。

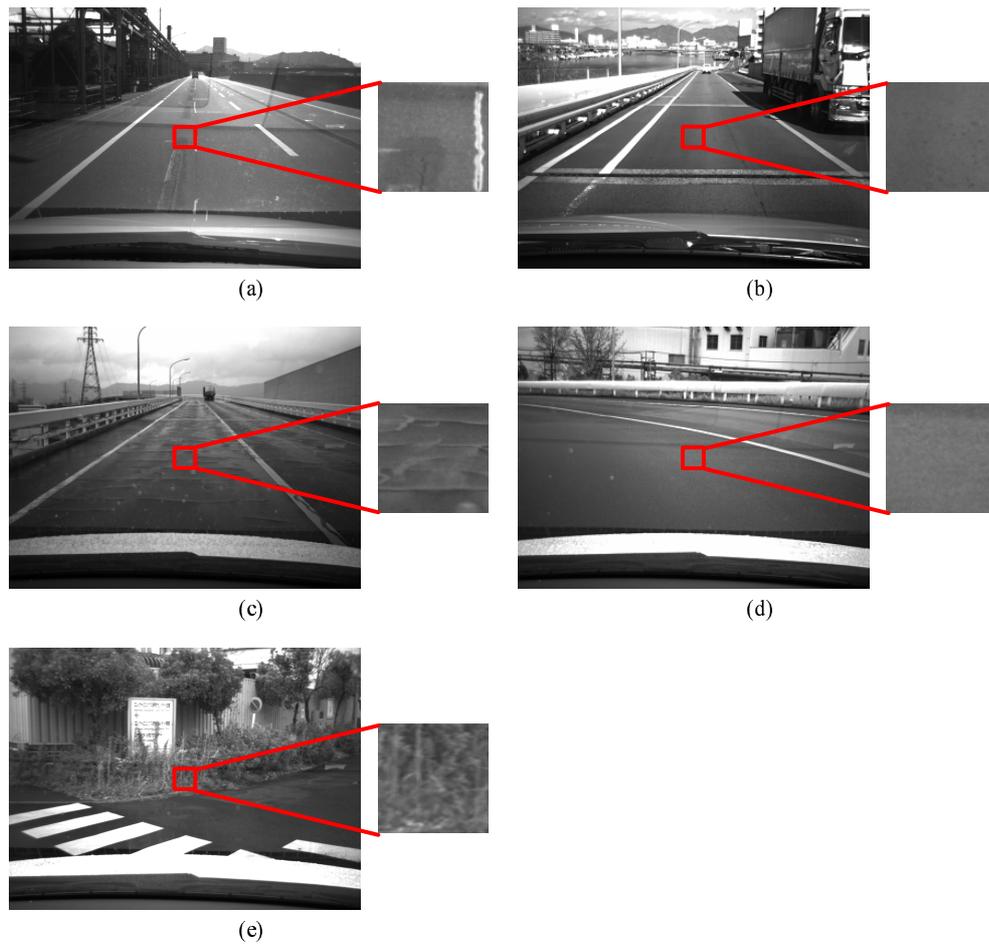


図 4.18: 乾燥・湿潤判別失敗例: (a) 乾燥路面-路面補修跡, (b) 乾燥路面-湿潤路面と似た状態, (c) 湿潤路面-路面補修跡, (d) 湿潤路面-乾燥路面と似た状態, (e) 路肩の雑草の濃淡が湿潤路面と似た状態.

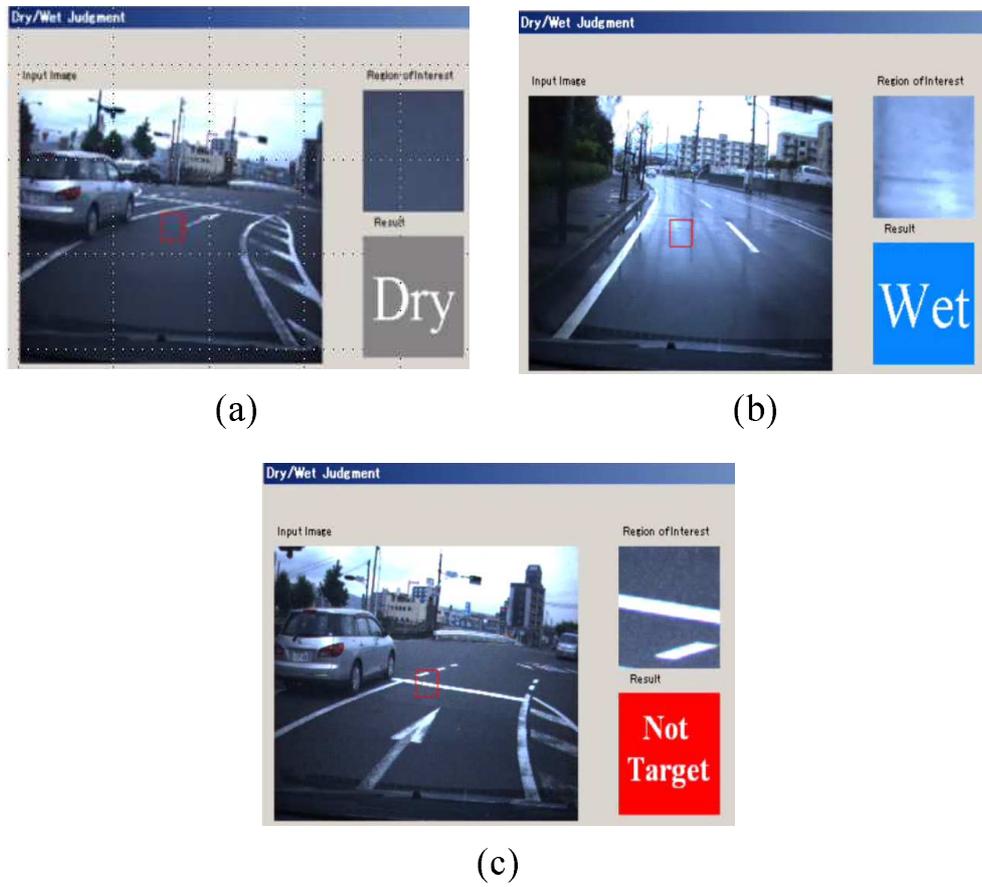


図 4.19: 路面表面の乾燥・湿潤判別システム: (a) 乾燥路面, (b) 湿潤路面, (c) 判別不能.

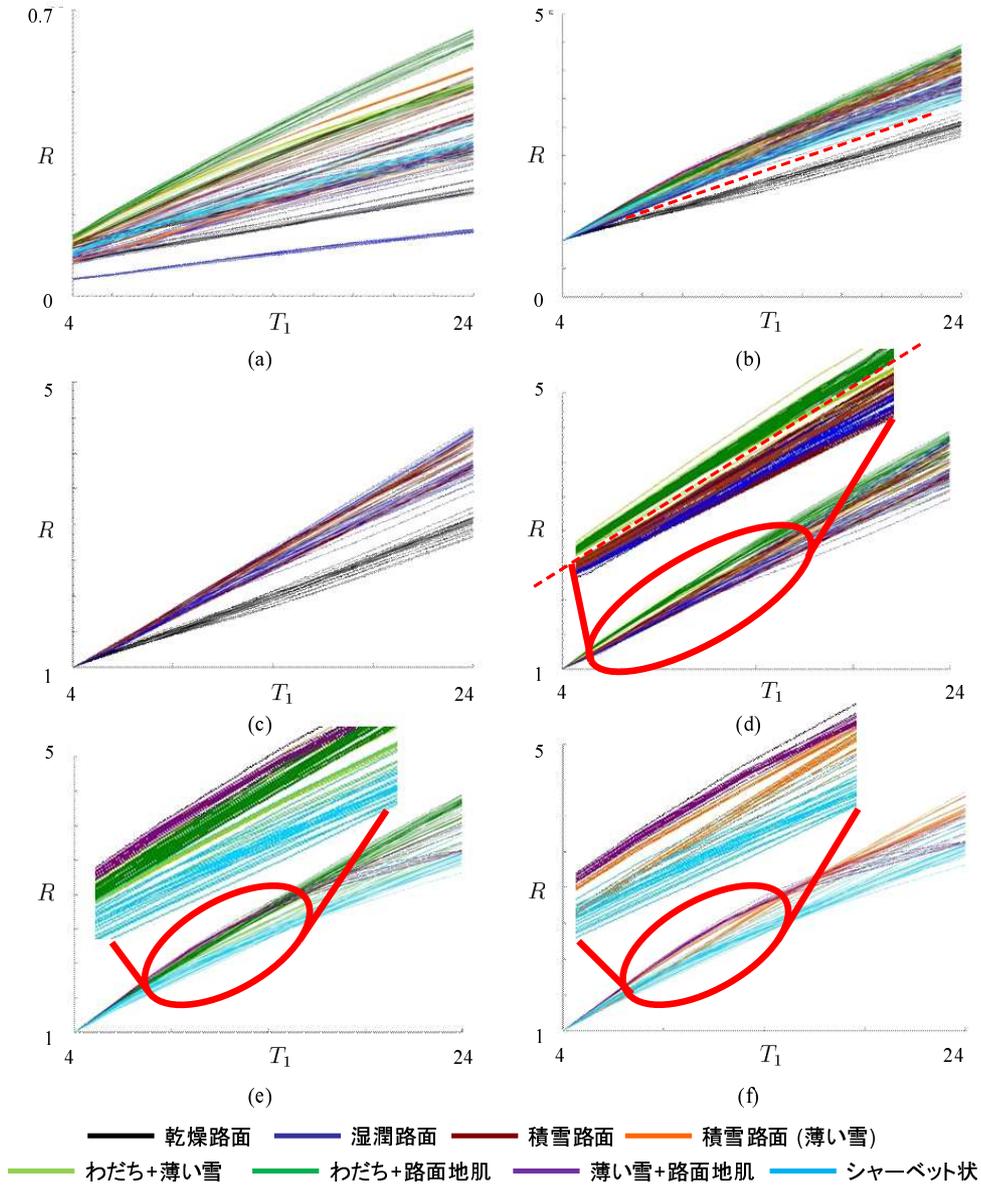


図 4.20: 積雪状態判別性能評価実験結果: (a) 全結果 (正規化無し), (b) 全結果 (正規化有), (c) 乾燥路面・湿潤路面・積雪路面, (d) 湿潤路面・積雪路面・わだち, (e) わだち・薄い雪+路面地肌・シャーベット状, (f) 薄い雪・薄い雪+路面地肌・シャーベット状.

第5章 考察と今後の展望

5.1 考察

5.1.1 影検出・除去

提案手法の検出条件 (3) では影領域のみを検出できているが、先行技術では道路の舗装後や街路樹も誤って検出している。これは、提案手法と先行技術で扱っている色情報の種類と注目している範囲に違いがあることが原因である。先行技術は色相値と輝度値 [17]、または彩度値と輝度値 [18] を用いて影を検出している。用いている色成分は異なるが、1画素内の2種類の色情報を用いているという共通点がある。しかし、提案手法では3種類の色情報を用いており、また、1画素のみではなく隣接する領域間の色ベクトルの関係を用いている。これらのように提案手法は扱っている情報が増えており、誤検出の低減に成功している。また、先行技術はどちらも路面以外に投影された影領域に対しては検出率が低かった。これは、今回のテスト画像中で、路面以外の影のうち白線上の影の割合が多かったことが原因である。白線上の影は下地が白いことにより他の影よりも明るくなることが多い。先行技術では基本的には色の暗い画素を影として検出するため、白線上の影を検出できないことがあった。一方、提案手法では、影が無い領域との比較によって検出するので、白線上の影のような場合でも検出が可能であった。

第3.3節で述べたように、提案手法では隣接する領域間の色情報の関係性から影領域を検出する。基本的には色情報だけを用いて検出しているため、様々な状況で撮影される実環境では検出漏れ、誤検出を完全に無くすことは難しい。さらに検出性能を

向上させるには、色情報以外の特徴を組み合わせる必要がある。例えば、図 3.6(e) で示したように影が投影されても白線の輪郭が消えないという特徴や、影の平面性などが挙げられる。

影除去では、影領域が検出できれば以降の処理に影の影響が残らないことを示した。しかし、図 3.13 のように影の輪郭周辺部を完全に除去しきれていない。これは、影領域の中心部と輪郭部では影による色変化が違うことが原因であり、領域全体に一定量を加算をしている現状の方法では対処できない。このような一影領域内による色変化の違いは、街路樹や大きな遮蔽物による影でしばしば発生する。小さな葉の影の重なり合いによって大きな1つの影ができるような街路樹の場合、葉の隙間から漏れる光や葉の重なり方によって影の濃さに変化が生じる。遮蔽物が大きな構造物、たとえばビルや橋の場合、影と遮蔽物との距離が離れることで影自体が大きくなり、周辺からの反射光の場所による強度の違いが大きくなる。このような場合、周辺からの反射光の影響は影の中心部より輪郭部の方が大きくなるため、輪郭部の影が特に薄くなる。これらに対応してより完全な影除去を行うには、影でない領域の色分布やテクスチャ情報を参考に、均等加算ではなく場所によって加算量を変化させる必要がある。

白線上の影検出処理では、白色領域抽出の失敗、すなわち白線領域の検出失敗が、主な誤検出の原因である。これについては高性能な道路上の白線検出が数多く提案されており、これらを併用することで検出率が容易に向上できる。

提案手法の性能は、領域分割処理の性能に大きく依存する。そのため、第 2.2.1 節で述べたような手法の中から最適な手法を選択することが重要である。また、路面領域検出処理を利用することも効果的である。第 2.2.1 節で述べた分割に用いる特徴量として路面領域検出に用いる特徴量を利用するなどして提案手法を適用することで、影が投影された路面領域を検出でき、性能向上が図れると予想される。

5.1.2 乾燥・湿潤判別

提案手法では、70%以上の判別成功率と4%以下の判別失敗率という性能を得た。提案手法の性能をより向上させるには、多数決の判別条件数や測定範囲の数を増やすことが効果的であると考えられる。判別条件数は、適切に増やすことで苦手な状態をお互いにカバーし合い、成功率の向上、誤検出・グレーゾンの低下が可能と予想される。また、濡れた路面の光の反射の影響は画像中のどこに現れるのかわからないため、測定範囲の数を増やすことで、より確実に光の反射の影響を捉えて判別性能を向上できると予想される。これらの改良を実行した場合、ガボールフィルタ処理を行う回数が増え、処理速度は遅くなるが、並列処理や回路化を用いることで高速化を図れる。

現在の条件では15~20%程度がグレーゾーン判定となる。この範囲内の路面は濃淡パターンによる判別が難しく、図4.18(b)(d)のように、人間も測定範囲内画像だけでは判別が難しい。このような状況に対応するためには、時間的な情報を用いることが効果的である。乾燥と湿潤状態は急激な変化をすることがないと仮定して、直前の判別結果を考慮した判別を行う。例えば、乾燥状態が連続した後でグレーゾーンが連続して現れた場合、乾燥路面ではなく、雨の降り始めなどで路面がぬれ始めている可能性があることが予想できる。また、総合的な乾燥・湿潤判別性能は良くないが、図4.18(b)(d)のような画像に対してだけは判別性能が良いような判別パラメータが無いか調べることも重要である。もし、適切なパラメータがあれば、グレーゾーンとなった場合に対してだけその条件で処理を行うことで成功率が向上する。適切なパラメータが見出せなかった場合は、提案手法の原理的な限界ということになるため、別の補助手法を考案することを考えなければいけない。また、実用化を目指すためには、判別結果が路面表面の摩擦係数のような滑り易さの指標にどのように関係するかを明確にしていく必要がある。

積雪路面状態の判別では、状態ごとにある程度の傾向がみられ、大まかな判別ができる可能性がある。まず、乾燥路面では前述のとおり図4.20(b)で乾燥以外の状態と

差異がみられる。湿潤路面は水分が、凍結路面は薄く張った氷が路面の凹凸を平滑化し、積雪路面は雪の表面に路面のような細かい凹凸が見られないことからそれぞれ似たような傾向となることで、提案手法ではほとんど差異が現れなかったものと考えられる。しかし、積雪に関しては測定範囲内およびその周辺が雪の白色となり、路面の地肌をある程度捉えている湿潤路面とシャーベット状とは色が大きく異なるため、その点を利用して分類ができると考えられる。

わだちや薄い雪の場合は、溶けかけている雪によってタイヤの跡が濃く残っていることが多い。このタイヤの跡の輪郭部分にガボールフィルタが強く反応してしまうため、これら2状態の判定結果が似たものとなると考えられる。

積雪状態によってある程度特徴的な傾向がみられたことから、提案する乾燥・湿潤状態判別システムは十分積雪状態の判別にも適用可能であると考えられる。より適したパラメータを設定することでより顕著に特徴が現れる可能性があり、検証する必要がある。

5.2 ロボットビジョンへの応用

かつてRGB-Dセンサは、 100×100 pixelを撮影するものでも数十万～数百万円はしていたが、2010年のKinect登場以降 [63]、 640×480 pixel以上の解像度のセンサが数万円で手に入るようになった。RGB-Dセンサの距離計測には主に赤外線が用いられているため、強い赤外線を放出している太陽光下での屋外環境での使用は難しいが、ロボットの使用想定先である屋内環境では大きな効果を発揮する。また、2次元の距離情報を高速かつ容易に取得でき、床や影、机などの平面も容易に検出が可能である。

影には厚みは無いため、距離情報には影響を与えない。そのため、例えば距離情報によってロボットの走行床面を検出するならば、路面領域検出の場合とは異なり、影が精度低下の要因にはなりえない。しかし、適切なロボット制御を行うために、絨毯やマット、畳など床面の種類を認識する際には色情報の利用は必須である。また、タイル状の床面などは図 2.2 のような一定のパターンを持つ模様であることも多く、ま

さに影検出・除去が必要となる.

提案した影検出・除去手法では環境に合わせた変換行列 \mathbf{F} の算出と, いかにして $\hat{\mathbf{v}}_s$ を取得するかが課題である. 室内環境下では屋外環境に比べ, 光源が多くて近距離にあり, 光源を反射する物体 (床や家具など) も近くにあり, 開けた空間と呼べない場合が多いことから, 単純に \mathbf{F} による補正が通用しないことが予想される. そこで, \mathbf{F} の適用可能範囲の検討と, 適用できない場合に関しては提案手法を改良する必要がある. ロボットビジョンでは車載画像処理とは異なり自由にカメラを移動できるため, 下を向き, 自身による影を検出するなどして, 比較的容易に $\hat{\mathbf{v}}_s$ を取得できると考えられる. 絨毯やマット, 畳などは模様だけでなく, 特徴的な表面凹凸を持つものが多い. また, 距離情報も利用できる場合, 見かけではない凹凸状態も取得可能となる. これらの状態も式 (4.1) によって輝度, もしくは距離の濃淡パターンの特徴を抽出することで判別が可能であると考えられる.

第6章 結論

本論文では、自動車の自動運転や運転支援の実現に必要な高機能画像処理技術として、道路面の影検出・除去と状態検知について、人間の視覚処理機能をヒントに工学的手法を開発することを目的とした。まず、背景情報を用いずに、光源の色情報を用いた影検出・除去手法を提案した。次に、ガボールフィルタを用いた路面の乾燥・湿潤判別手法を提案した。また、実環境下で撮影した画像を用いて提案手法の性能をそれぞれ評価した。これにより、本研究が提案する2種類の手法が実環境下でも有効であることを示した。

第1章では、研究概要と背景、及び目的と本論文の構成について述べた。研究背景により目的を設定した根拠を述べ、提案する手法の開発目標や必要条件を示した。

第2章では、提案手法において基にした人間の視覚機能や既存の画像処理手法について述べた。人間の視覚機能では、提案手法を考案するにあたって手掛かりとした影の影響している錯視、反対色空間、ガボールフィルタについて述べた。既存の画像処理手法では、提案する影検出手法において重要な処理である領域分割処理と、考案するにあたって手掛かりの1つとした人間の視覚心理学に学んだ影の影響を受けない輪郭抽出技術について述べた。

第3章では、背景画像を用いなくて光源の色情報を用いた影検出・除去手法を提案した。提案手法は、人間が影を検出する方法を参考にした、画素単位ではなく領域分割結果を利用した領域単位で処理する手法であり、事前に算出した物体表面の分光反射率の違いを補正する変換行列と、基準となる影領域の単位色ベクトルを用いることで影を検出・除去する。白線を利用して基準となる影の単位色ベクトルを自動取得す

る手法も提案した。また、実環境で撮影した画像を用いた、先行技術との比較実験によって提案手法の性能を評価した。実験により、影検出手法の検出率は83.4%と先行技術以上であり、影除去手法は影の領域・輪郭情報を完全に除去可能であることを示した。

第4章では、ガボールフィルタを用いた路面の乾燥・湿潤判別手法を提案した。画像上の濃淡パターンをガボールフィルタによって検出し、濡れた路面の光の反射を捉えることで乾燥と湿潤を判別する。また、実環境で撮影した画像を用いた実験により、最適なカメラ設置条件、乾燥・湿潤判別パラメータを明確にし、提案手法の性能を評価した。判別成功率と失敗率が、乾燥路面では84.06%と1.46%、湿潤路面では74.14%と3.79%であり、その有効性を示した。また、積雪路面への乾燥・湿潤判別手法の適用実験も行った。実験により、大きく乾燥、湿潤・凍結・積雪およびわだちの3種類に分類できる可能性があることを示した。また、判別値と路面地肌の現れ方に関連性がある可能性も示した。

第5章では、性能評価実験の考察と今後の展望について述べた。考察では影検出・除去手法と乾燥・湿潤判別手法それぞれについて、実験結果から明確になった提案手法の効果と有効性について述べた。また、性能向上を図るために必要な要素を明確にし、改良案を示した。今後の展望では提案手法のロボットビジョンへの適用について述べた。

第6章では、本研究の結論を述べた。

以上により、人間の視覚処理に学んだ車載環境への応用を想定した画像処理手法を提案した。また、実環境で撮影した画像を用いた性能評価実験により、提案手法が有効であることを示した。

参考文献

- [1] オムロン株式会社, “OKAO Vision | 技術紹介 | オムロン人画像センシングサイト: + SENSING,” <http://plus-sensing.omron.co.jp/technology/>.
- [2] 大楠太千男, “普通乗用車の大型トラックへの追突 ~ 重大な事故になる場合が多い ~ ,” *ITARDA Information*, no. 48, pp. 1–8, 2004.
- [3] MAZDA, “【MAZDA】 i-ACTIVSENSE (アイアクティブセンス) | 安全技術,” <http://www.mazda.com/jp/technology/safety/i-activsense/index.html>.
- [4] SUBARU, “SUBARU : スバル アイサイト総合サイト,” <http://www.subaru.jp/eyesight/>.
- [5] T. Kuehnl, F. Kummert, and J. Fritsch, “Spatial Ray Features for Real-Time Ego-Lane Extraction,” *Int. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems*, pp. 288–293, 2012.
- [6] A. C. Victorino G. B. Vitor and J. V. Ferreira, “A probabilistic distribution approach for the classification of urban roads in complex environments,” *Workshop on Modelling, Estimation, Perception and Control of All Terrain Mobile Robots on IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2014.
- [7] M. Passani, J. J. Yebe, and L. M. Bergasa, “CRF-based semantic labeling in miniaturized road scenes,” *IEEE Int. Conf. on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1902–1903, 2014.
- [8] P. Y. Shinzato, D. F. Wolf, and C. Stiller, “Road Terrain Detection: Avoiding Common Obstacle Detection Assumptions Using Sensor Fusion,” *IEEE Intelligent Vehicles*

- Symposium Proceedings*, pp. 687–692, 2014.
- [9] B. Wang, V. Fremont, and S. A. R. Florez, “Color-Based Road Detection and its Evaluation on the KITTI Road Benchmark,” *IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, pp. 31–36, 2014.
- [10] G. D. Finlayson, M. S. Drew, and C. Lu, “Intrinsic Images by Entropy Minimization,” *In European Conf. on Computer Vision*, vol. 3023, pp. 582–595, 2004.
- [11] E. H. Adelson, “Perceptual Organization and the Judgment of Brightness,” *Science*, vol. 262, pp. 2042–2044, 1993.
- [12] A. D. Logvinenko, “Lightness induction revisited,” *Perception*, vol. 28, pp. 803–816, 1999.
- [13] A. J. Joshi and N. Papanikolopoulos, “Learning of Moving Cast Shadows for Dynamic Environments,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 987–992, 2008.
- [14] J. Huang and C. Chen, “Moving Cast Shadow Detection Using Physics-based Features,” *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2310–2317, 2009.
- [15] H. Liu, C. Yang, X. Shu, and Q. Wang, “A New Method of Shadow Detection Based on Edge Information and HSV Color Information,” *Int. Conf. on Power Electronics and Intelligent Transportation System*, pp. 286–289, 2009.
- [16] G. Junxiang, Z. Hao, and L. Yong, “Foreground and Shadow Segmentation by Exploiting Multiple Cues,” *Proc. of IEEE/ACIS Int. Conf. on Software Engineering, Artificial Intelligences, Networking and Parallel/Distributed Computing*, pp. 391–395, 2009.
- [17] V. J. D. Tsai, “A Comparative Study on Shadow Compensation of Color Aerial Images in Invariant Color Models,” *IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 6, pp. 1661–1671, 2006.
- [18] K. K. Singh, K. Pal, and M. J. Nigam, “Shadow Detection and Removal from Remote Sensing Images Using NDI and Morphological Operators,” *Int. J. Computer Applica-*

- tions, vol. 42, no. 10, pp. 37–40, 2012.
- [19] T. Kamada, A. Hanazawa, and T. Morie, “Shadow Elimination Mimicking the Human Visual System,” *Brain-Inspired Information Technology*, vol. 266, pp. 147–151, Springer-Verlag Berlin/Heidelberg, 2009.
- [20] T. Takehana, “Road Surface Sensor Based on the Reflection Flux Polarization from the Road,” *Optical and Electro-Optical Engineering Contact*, vol. 27, no. 3, pp. 158–164, 1989.
- [21] E. K. Lieberman, K. Meder, J. Schuh, and G. Nenninger, *Safety and Performance Enhancement: The Bosch Electronic Stability Control (ESP)*, SAE Technical Paper Series, 2004.
- [22] 久野徹也, 杉浦博明, 吉田潤一, “車載カメラによる路面状態検出方式の検討,” 電気情報通信学会論文誌 D-II, vol. 81, no. 10, pp. 2301–2310, 1998.
- [23] 武市靖, 三浦真平, 魚住純, “ウェーブレット解析による冬期路面判別の検討,” 塗装工学論文集, vol. 7, no. 14, pp. 1–8, 2002.
- [24] 中島利郎, 仲嶋一, 鷺見和彦, 的場修, “近赤外光の吸光特性と偏光特性を用いた路面状態検出システムの開発,” 計測自動制御学会論文集, vol. 46, no. 12, pp. 746–753, 2010.
- [25] T. Techima and H. Saito, “Classification of Wet/Dry Area Based on the Mahalanobis Distance of Feature from Time Space Image Analysis,” *IAPR Conf. on Machine Vision Applications*, pp. 467–470, 2009.
- [26] R. L. Gregory, “Distortion of visual space as inappropriate constancy scaling,” *Nature*, vol. 199, pp. 678–680, 1963.
- [27] 北岡明佳, “北岡明佳の錯視のページ,” <http://www.ritsumeai.ac.jp/akitaoka/>.
- [28] G. Kanizsa, “Margini quasi-percettivi in campi con stimolazione omogenea,” *Rivista di Psicologia*, vol. 49, pp. 7–30, 1955.

- [29] E. H. Adelson, “Checkershadow Illusion,” <http://persci.mit.edu/gallery/checkershadow>.
- [30] 花沢明俊, “視覚情報処理の神経機構,” 映像情報メディア学会誌, vol. 58, no. 2, pp. 199–204, 2004.
- [31] M. P. Lucassen and J. Walraven, “Quantifying color constancy: evidence for nonlinear processing of cone-specific contrast,” *Vision Research*, vol. 33, no. 6, pp. 739–757, 1993.
- [32] J. G. Daugman, “Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimization by two-dimensional cortical filters,” *J. Opt. Soc. Am*, vol. 2, no. 7, pp. 1160–1169, 1985.
- [33] J. Peng, N. Wang, A. A. A. El-Latif, Q. Li, and X. Niu, “Finger-vein Verification Using Gabor Filter and SIFT Feature Matching,” *Eighth Int. Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 45–48, 2012.
- [34] H. Tan, B. Yang, and Z. Ma, “Face recognition based on the fusion of global and local HOG features of face images,” *IET Computer Vision*, vol. 8, no. 3, pp. 224–234, 2014.
- [35] I. R. Khan, T. Morie, H. Miyamoto, Y. Kuriya, and M. Shimizu, “Real-Time Human-Machine Interaction System Based on Face Authentication and Arm Posture Recognition,” *Brain-Inspired Information Technology*, vol. 266, pp. 141–145, Springer-Verlag Berlin/Heidelberg, 2009.
- [36] R. M. Farouk, “Iris recognition based on elastic graph matching and Gabor wavelets,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 115, no. 8, pp. 1239–1244, 2011.
- [37] E. H. Adelson and J. R. Bergen, “Spatiotemporal Energy Models for the Perception of Motion,” *J. Opt. Soc. Am*, vol. 2, no. 2, pp. 284–299, 1985.
- [38] K. Okamoto, T. Watanabe, H. Ban, Y. Maeda, A. Hanazawa, and T. Morie, “Video Monitoring of Slope Failure Using Spatiotemporal Gabor Filtering,” *IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 960–965, 2009.

- [39] K. Takahashi, Y. Kuriya, and T. Morie, “Bicycle Detection Using Pedaling Movement by Spatiotemporal Gabor Filtering,” *Int. J. of innovative Computing Information and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 4059–4070, 2012.
- [40] T. Morie, J. Umezawa, and A. Iwata, “Gabor-Type Filtering Using Transient States of Cellular Neural Networks,” *Intelligent Automation and Soft Computing*, vol. 10, no. 2, pp. 95–104, 2004.
- [41] T. Morie, J. Umezawa, and A. Iwata, “A Pixel-Parallel Image Processor for Gabor Filtering Based on Merged Analog-Digital Architecture,” *Symp. on VLSI Circuits, Digest of Technical papers*, pp. 212–213, 2004.
- [42] S. Nagano, T. Morie, T. Nakano, and K. Nakamura, “A Real-time Image Processing System Using a Gabor-filtering LSI Realizing Primary Visual Cortex Functions,” *Joint 3rd Int. Conf. on Soft Computing and Intelligent Systems and 7th Int. Symp. on advanced Intelligent Systems*, pp. 516–519, 2006.
- [43] 山口雄一郎, 田中秀樹, 松坂建治, 森江隆, “スパイク駆動方式ガボールフィルタ回路モデル,” 日本神経回路学会 第19回全国大会, pp. 178–179, 2009.
- [44] N. Ichimura, “Inexhaustive Region Segmentation By Robust Clustering,” *Proc. Int. Conf. on Image Processing*, vol. 3, pp. 77–80, 1995.
- [45] C. Wang, J. Liu, M. Gong, L. Jiao, and J. Liu, “Fuzzy C-means clustering with weighted energy function in MRF for image segmentation,” *IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 210–215, 2014.
- [46] M. C. Perpinan, “Gaussian Mean-Shift is an EM Algorithm,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 5, pp. 767–776, 2006.
- [47] X. Yuan, B. Hu, and R. He, “Agglomerative Mean-Shift Clustering,” *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, vol. 24, no. 2, pp. 209–219, 2012.
- [48] N. Xu, R. Bansal, and N. Ahuja, “Object Segmentation Using Graph Cuts Based Active

- Contours,” *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 46–53, 2003.
- [49] A. Blake, C. Rother, M. Brown, P. Perez, and P. Torr, “Interactive Image Segmentation Using an Adaptive GMMRF Model,” *European Conf. on Computer Vision*, vol. 3021, pp. 428–441, 2004.
- [50] K. Li, X. Wu, D. Z. Chen, and M. Sonka, “Optimal Surface Segmentation in Volumetric Images A Graph-Theoretic Approach,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 1, pp. 119–134, 2006.
- [51] 岡田真人, 銅谷賢治, 吉岡利福, 川人光男, “位相を隠れ変数として持つ領域ベース結合 MRF モデル,” *電子情報通信学会技術研究報告*, vol. 98, no. 674, pp. 239–246, 1999.
- [52] C. Koch, J. Marroquin, and A. Yuille, “Analog “Neuronal” Networks in Early Vision,” *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 83, no. 12, pp. 4263–4267, 1986.
- [53] A. Lumsdaine, J. Waytt, and I. Elfadel, “Nonlinear Analog Networks for Image Smoothing and Segmentation,” *Proc. IEEE Int. Symp. on Circuits and Systems*, pp. 987–991, 1990.
- [54] K. Nakada, K. Matsuzaka, and T. Morie, “Coarse Image Region Segmentation in Spatio-Temporal Domain Using a Region-based Coupled MRF Model with Phase Dynamics,” *Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems*, vol. 11, no. 2, 2010.
- [55] F. A. A. Kingdom, “Color brings relief to human vision,” *Nature Neuroscience*, vol. 6, no. 6, pp. 641–644, 2003.
- [56] D. G. Lowe, “Object Recognition from Local Scale-Invariant Features,” *Proc. of IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, vol. 2, pp. 1150–1157, 1999.
- [57] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,” *IEEE Trans.*

- On Systems, Man and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [58] D. A. Forsyth and J. Ponce, *Computer Vision: A Modern Approach*, , volume 1 Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002.
- [59] 国土交通省, “道路標識、区画線及び道路標示に関する命令 別表第六,” <http://www.mlit.go.jp/road/sign/kijyun/kukaku/bpkukaku06.html>.
- [60] F. Han, T. Shan, R. Cekander, S. H. Sawhney, and R. Kumar, “A Two-stage Approach to People and Vehicle Detection with HOG-based SVM,” in *Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop in conjunction with the IEEE Safety, Security, and Rescue Robotics Conference*, 2006.
- [61] A. Haselhoff, A. Kummert, and G. Schneider, “Radar-Vision Fusion with an Application to Car-Following using an Improved AdaBoost Detection Algorithm,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Conf.*, pp. 854–858, 2007.
- [62] 中島祐樹, タンジュークイ, 石川聖二, 森江隆, “微量と人マスクを用いた人物および身体方向の検出,” *画像電子学会誌*, vol. 39, no. 6, pp. 1104–1111, 2010.
- [63] Microsoft, “Xbox 360 - Kinect,” <http://www.xbox.com/ja-JP/kinect/>.

謝辞

本研究を行うに当たり，始終懇切なるご指導，ご鞭撻を賜りました九州工業大学大学院生命体工学研究科 森江隆教授に厚く御礼申し上げます。研究をすることの楽しさや厳しさを教えて頂いただけでなく，外部発表や一般イベントへの研究成果の出展，自律ロボット製作など様々な貴重な経験を積む機会を与えて頂きました。本研究をまとめるに当たり，貴重な御意見、御討議を頂きました九州工業大学工学研究院 石川聖二教授，九州工業大学大学院生命体工学研究科の堀尾恵一准教授、田向権准教授に深く感謝致します。より深く意義のある学位論文を作成することができました。本研究を進めるに当たり，きっかけを与えて頂き，またご指導，ご鞭撻を賜りました九州工業大学工学研究院の花沢明俊准教授に深く感謝致します。画像処理技術や人間の視覚処理について様々な知識を教えてくださいました。

所属する九州工業大学大学院生命体工学研究科森江研究室の先輩方，在学生，卒業生の皆様には研究や私生活など様々な面での御支援を頂きました。特に画像処理プログラミングを基礎からご指導して頂いた鎌田卓司氏，栗谷康隆氏，研究の進め方や後輩指導など様々な面で助言を頂いた松坂建治氏には深く感謝いたします。

本研究の一部は，文部科学省・地域イノベーションクラスタープログラム（グローバル型【第Ⅱ期】）の支援を受けました。また，マツダ株式会社の協力で行われました。

最後に，研究活動を進めるに際して物心両面にわたり支え励まし暖かく見守って頂いた家族に心から感謝いたします。

研究業績

本研究に関する発表論文

発表論文

1. **M. Tanaka** and T. Morie, “Shadow Detection and Elimination using the Color Vector of the Light Source and its Application to In-Vehicle Camera Images,” *Int. J. of innovative Computing Information and Control*, vol. 11, no. 3, pp. 865-879, 2015.

国際会議発表論文

1. **M. Tanaka**, T. Morie, K. Iwase, T. Kume, S. Matsuoka and Y. Yamamoto, “Detection of Road Surface Condition Using Gabor Filter,” *First Int. Symp. on Future Active Safety Technology toward zero-traffic-accident (FAST-zero '11)*, pp. 20117341-1-5, 2011.

国内学会，研究会発表論文

1. 田中 宙夫, 鎌田 卓治, 森江 隆, “光源の色情報を用いた影検出除去,” 第8回情報科学技術フォーラム, pp. 151-152, 2009.
2. 田中 宙夫, 森江 隆, “車載画像処理のための白線を利用した影検出・除去システム,” 第16回画像センシングシンポジウム (SSII10), IS3-07, pp. 1-5, 2011.

3. 田中 宙夫, 森江 隆, 松岡 悟, 岩瀬 耕二, 山本 康典, “車載カメラ画像のガボールフィルタ処理による自動車前方路面の乾湿判定,” 電子情報通信学会 *ITS* 研究会, vol. 110, no. 420, pp. 263-267, 2011.

特許

1. 森江隆, 花沢明俊, 鎌田卓治, 田中宙夫, “光源情報取得装置、陰影検出装置、陰影除去装置、それらの方法、及びプログラム,” 特開 2010-237976, 2009-03-31.
2. 森江隆, 田中秀樹, 鎌田卓治, 田中宙夫, 松岡悟, 是治久, 久米孝則, 山本康典, “路面状態検出装置及び方法,” 特許第 5457224 号, 2010-02-24.

本研究に直接関係しない発表論文

国際会議発表論文

1. H. Matsubara, **M. Tanaka**, and T. Morie, “Object Recognition Using Gabor Pyramid”, *Proc. of the 11th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics*, pp. 11-12, 2011.
2. H. Matsubara, **M. Tanaka**, and T. Morie, “Object Recognition Using Gabor Pyramid Searching Plural High-Similarity Candidate Regions”, *Int. Workshop on Target Recognition and Tracking (IWTRT2011)*, pp. 62, 2011.
3. H. Matsubara, **M. Tanaka**, and T. Morie, “Object Recognition Using Gabor Pyramid Searching Plural High-Similarity Candidate Regions”, *4th East-Asia Inter-University Workshop on Brain Engineering (EAW2011)*, pp. 23, 2011.
4. K. Lin, M. Mogari, Y. Kawaguchi, H. Matsubara, **M. Tanaka**, K. Ishii, A. A.F. Nassirei, T. Morie and E. Inohira, “Development of a service robot for @Home RoboCup

- competition”, *Proc. of the 12th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics*, pp. 49-50, 2012.
5. Y. Kuriya, **M. Tanaka**, H. Matsubara, M. Shimizu, and T. Morie., “Fruit and Calyx Position Detection Using Kinect Sensor for Tomato Automatic Harvesting Systems”, *Proc. of the 12th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics*, pp. 65-66, 2012.
 6. H. Matsubara, **M. Tanaka**, and T. Morie, “Face Recognition Using 3D Facial Features Obtained by an RGB-D Sensor”, *Int. Workshop on Image & Signal Processing and Retrieval (IWISPR 2012)*, pp.114, 2012.
 7. **M. Tanaka**, Y. Kuriya, H. Matsubara, M. Shimizu, and T. Morie, “Tomato Fruit and Calyx Position Detection Using an RGB-D Sensor for Automatic Harvesting Systems”, *Int. Workshop on Image & Signal Processing and Retrieval (IWISPR 2012)*, pp.149, 2012.
 8. **M. Tanaka**, “Tomato fruit and calyx position detection using an RGB-D sensor for automatic harvesting systems”, *KIT-Surrey University Seminar on Computer Vision*, 2012.
 9. **M. Tanaka**, H. Matsubara and T. Morie, “A Human Detection/Tracking System Using RGB-D Sensor for Service Robots”, *Int. Workshop on Machine Vision for Industrial Innovation (MVII2013)*, pp. 125, 2013.
 10. T. Matsumoto, **M. Tanaka**, H. Tamukoh, and T. Morie, “Object Segmentation Using 3D Information Obtained from RGB-D Sensor”, *Proc. of the 13th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics*, pp. 19-20, 2013.
 11. Y. Suedomi, H. Tamukoh, **M. Tanaka**, K. Matsuzaka, and T. Morie, “FPGA Implementation of Pulse-Coupled Phase Oscillators for Spike-Based Computing”, *Proc. of the 13th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics*, pp. 17-18, 2013.

12. Y. Suedomi, H. Tamukoh, **M. Tanaka**, K. Matsuzaka, and T. Morie, “Parameterized Digital Hardware Design of Pulse-coupled Phase Oscillator Model toward Spike-based Computing”, *Proc. 20th Int. Conf. on Neural Information Processing (ICONIP2013)*, III-17-24, 2013.
13. T. Matsumoto, **M. Tanaka**, H. Tamukoh, and T. Morie, “Object Segmentation Using 3D Information Obtained from RGB-D Sensor”, *2014 RISP Int. Workshop on Non-linear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP 2014)*, pp. 377-380, 2014.
14. Y. Suedomi, H. Tamukoh, **M. Tanaka**, K. Matsuzaka, and T. Morie, “Digital Circuit Design of Pulse-coupled Phase Oscillator Systems for Coupled MRF Models”, *2014 RISP Int. Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP 2014)*, pp. 89-92, 2014.
15. Y. Suedomi, H. Tamukoh, K. Matsuzaka, **M. Tanaka**, and T. Morie “Parameterized Digital Hardware Design of Pulse-coupled Phase Oscillator Networks,” *Neurocomputing*, in press, 2014.

国内学会，研究会発表論文

1. 栗谷 康隆, 田中 宙夫, 松原 弘樹, 清水 昌樹, 森江 隆, “トマト果実自動収穫のための Kinect センサを利用した果実・萼位置検出手法,” *画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)*, IS1-76, 2012.
2. 宮代 祐也, 松坂 建治, 東原 敬, 田中 宙夫, 田向 権, 森江 隆, “パルス結合位相振動子ネットワークの CMOS 集積回路化とその評価,” *電気学会電子回路研究会*, ECT-13-117, pp. 29-34, 2013.

