

## 幾何光学モデルに基づくフロントガラス上の雨滴検出

垣内 紀明<sup>†1</sup> 杉本 雅則<sup>†1</sup>  
尾崎 憲幸<sup>†2</sup> 菅原 良一<sup>†2</sup>

本論文では、車載カメラの映像を用いた雨滴検出について述べる。フロントガラス上の雨滴の見え方は背景に依存するため、固有の画像特徴を単純にパターン学習しマッチングを行う手法では検出が難しい。そこで、映像から雨滴の候補となる領域を抽出し、光の屈折を考慮した雨滴の物理モデルによって背景の映り込みをそれぞれシミュレートし、実際の画像との類似度の大小で雨滴を判別する。本研究では、雨滴を回転楕円体の一部で近似する物理モデルを提案し、従来研究に比べ雨滴形状のバリエーションに対してより柔軟にフィットしたシミュレーションができることを示す。また雨滴候補領域の抽出についてもモデルに合わせて、MSER抽出を基礎とする新たな手法を提案する。

### Raindrop Detection on a Car Windshield Using Geometric-Photometric Model

NORIAKI KAKIUCHI,<sup>†1</sup> MASANORI SUGIMOTO,<sup>†1</sup>  
NORIYUKI OZAKI<sup>†2</sup> and RYOICHI SUGAWARA<sup>†2</sup>

In this paper, we describe a novel technique for detecting raindrops from in-vehicle camera images. Since appearances of raindrops on a car windshield depend on their background scene, it is hard to detect them with simple pattern learning and template matching methods using image features. Therefore, we extract potential raindrop regions from images, then simulate a projected background using a physical raindrop model by considering the refraction of light rays, and identify true raindrops based on similarity with the original image. In this study, we propose a novel model that approximates a raindrop shape with a section of spheroid, and show that it enables to simulate with different raindrop shapes more adaptively and flexibly than conventional models. In addition, we propose a novel approach to extracting potential raindrop regions based on the MSER extraction.

## 1. 序 論

車載カメラの映像に対して画像認識技術を適用した運転支援システムは、高度交通システム (Intelligent Transport System, ITS) の分野の中でも研究が盛んであり、標識情報の提示、歩行者の認識による速度制御、先行車の認識による車間距離調整、路面の濡れの認識によるブレーキ制御など多様なシステムが考えられている (近年の研究として 1)–4)。

雨や霧などの悪天候時は晴天時に比べて運転支援システムの重要性は大きくなる一方、空気中あるいはフロントガラス上の雨滴は、車載カメラの映像を乱し画像認識の精度を低下させる原因となる。したがって、フロントガラスに付着した雨滴をカメラ映像中から検出する技術は、高性能な運転支援システムの開発にとって重要な技術であると考えられる。なぜなら、天候を判断基準とした運転支援システムに直接役立つほか、車載カメラを用いた他の運転支援システムにおいて悪天候時も性能を保つための前処理として、映像が雨滴で乱れた部分を取り除いたり元の状態へ修繕したりといった操作を可能にするからである。

映像中からフロントガラス上の雨滴を検出する手法について、これまで様々な研究が行われてきたが、それらの中で利用される特徴量の多くは、雨滴の存在がもたらす物理的現象の記述に裏付けられたものではなかった。よって、画像認識システムへ応用するための、そのような現象のモデリングについても、さらなる研究を進める必要があると考えられる。

そこで本研究では、フロントガラス上の雨滴による光の屈折 (レンズのような効果) を主として考慮に入れた幾何光学的なモデルについて、従来より実現象に対する再現性に優れたモデルを新たに提案する。また、そのモデルを利用した雨滴検出システムを構築し、高い検出精度を達成するために最適な手法の組み合わせについて検討する。

画像認識の分野においてフロントガラス上の雨滴の検出が抱える技術的課題としては、カメラとの距離に関係なく様々な大きさや形を持った物が映像中に同時に複数現れること、透明であるため見かけが背景に大きく依存することなどが挙げられる。そのため、一般的な物体認識の技術にこれらの問題点を克服する工夫を加えるようなアプローチが求められる。

## 2. 関連研究

フロントガラスに付着した雨滴を検出する手段として、車載カメラを用いないものも存在

<sup>†1</sup> 東京大学工学部

<sup>†2</sup> 株式会社デンソー 半導体先行開発部

する。代表的なものは赤外線を用いたセンサで、発光素子と受光素子をフロントガラスの内側に装着し、受光量によって雨滴を検出する。このようなセンサを用いてワイパーを自動制御するシステムが既に実用化（商品化）されている<sup>5)</sup>。しかし、認識対象ごとに専用のセンサをいくつも搭載すると、コストの増加、メンテナンス性の低下、車内のデザイン性の低下などの悪影響がある。したがって、環境センサを車載カメラ一つに統合することが車載センサメーカーの目標の一つになっている。

カメラを一つだけ用いた雨滴の検出については6)–8)が挙げられる。栗畑らの研究<sup>6)</sup>では、正規化された多数の雨滴画像を用いて部分空間法によるパターン学習を行い、テンプレートマッチングによる雨滴検出を行っている。稲葉らの研究<sup>7)</sup>では、着目フレームおよび過去の数フレームの輝度画像の画素値変化とエッジ抽出をもとに雨滴領域を検出し、過去のフレームとの対応を利用して画像修繕を行っている。Nashashibiらの研究<sup>8)</sup>では、カメラの焦点がフロントガラス上の雨滴に合っていない場合に注目し、輝度の増加とエッジの弱まりをもとに雨滴検出を行っている。これらの手法は全体的にはある程度の雨滴検出精度を実現しているものの、精度が低くなりやすい画像上の特定の領域が存在することもそれぞれの文献の中で言及されている。検出の根拠となる画像特徴は実際の車載カメラ映像から経験的に決められたものであり、雨滴の物理的なモデリングには目を向けていないと考えられる。

一方、雨滴の幾何光学的なモデルを扱った研究として、まずGargらの研究<sup>9)</sup>が挙げられる。彼らは、落下中の雨滴について屈折や反射を考慮した幾何光学的モデルを構築し、そのモデルから画素の輝度変化に注目した雨滴の画像上の特徴を導き出し、雨滴検出と画像修繕を行っている。また、Roserら<sup>10)</sup>は、フロントガラス上の雨滴について同様に屈折を考慮した幾何光学的モデルを構築した。彼らは、まず特徴点検出により雨滴の候補となる領域を見つけ出し、幾何光学的モデルを元に作られた人工の雨滴画像と比較することで雨滴かどうか判定している。また、その後の研究<sup>11)</sup>では、過去のフレームとの対応を利用した画像修繕も行っている。

### 3. 提案手法

本研究で提案する雨滴検出手法について述べる。基本的なアプローチは10), 11)で提案された手法を踏襲しているが、雨滴検出までの各ステップについて、その処理内容に精度向上のための拡張や見直しを行った。この章では、最初の節で雨滴検出の全体的な流れを説明し、その後の節では改善を加えた点についてより詳細に説明する。

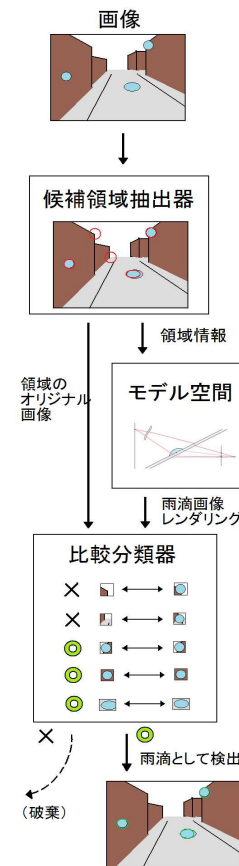


図1 雨滴検出のフローチャート  
Fig.1 Flowchart of raindrop detection.

#### 3.1 雨滴検出の流れ

雨滴検出は、図1に示したようなフローチャートに従う。

始めに「候補領域抽出器」のセクションでは、車載カメラから得られた画像に対して、特徴領域検出を出発点とする処理を加えることで、雨滴が映っている部分の候補となる領域を

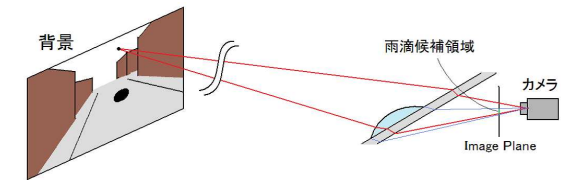


図2 モデル空間  
Fig.2 Model space.



図3 ガラス上の雨滴の形状。左手前側の雨滴は、右奥側の雨滴に比べて歪んだ（引き伸ばされた）形をしている。  
Fig.3 Raindrops on a glass surface. Those in left front side are in distorted shapes.

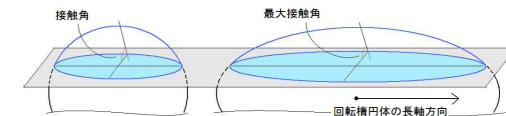


図4 球体断片によるモデル（左）と回転楕円体断片によるモデル（右）  
Fig.4 Raindrop models. A section of a sphere (left) and that of a spheroid (right).

画像中から抽出する。(このとき、“候補”の中には実際には雨滴が映っていない部分も含まれる。)

次に「モデル空間」のセクションでは、候補領域抽出器から出力された領域情報付き映像データをもとに、カメラ・フロントガラス・雨滴・背景からなる仮想的な三次元モデル空間内の光線追跡により、雨滴に映り込むシーンのレンダリングを行う。

最後に「比較分類器」のセクションでは、レンダリングされた雨滴画像と、雨滴候補領域のオリジナル(カメラ映像自体の)画像との比較を、画像類似度を表す特定の尺度によって行う。比較を領域一つ(雨滴一個)ずつ行い、類似度が特定の条件を満たした領域のみを、実際に雨滴が映っていた領域であると判断し、最終的な検出結果とする。

「モデル空間」のセクションについてさらに説明する。仮想的な空間とは、ピンホールカメラモデルに準じ、車載カメラの置かれた撮影環境を近似的に再現する、図2のような空間である。候補領域の情報を得て(その領域の輪郭が雨滴の輪郭であると仮定して)、画像上の候補領域の位置と大きさに対応した、モデル空間上の座標とサイズを持つ雨滴を配置する。候補領域以外の画像は、背景として、カメラから一定の距離にあるImage Planeに平行な一つの平面に貼り付ける(つまり、建物や道路など車の周辺にある様々な物体で構成される背景も、一つの平面で近似する)。図2の赤線で示されるように、Image Plane上の雨滴候補領域内および領域外の点の組で、光線追跡の結果背景上の同じ点に到達するような組が(領域内の多くの点に対して)存在する。このことを利用すれば、背景領域から対応する画素を一つずつコピーしてこることで、雨滴に映り込むシーンを人工的に合成することができる。

### 3.2 回転楕円体の断片による雨滴の幾何光学的モデリング

モデル空間内に雨滴を配置するにあたり、雨滴形状に関するモデリング(近似)が必要となる。従来の手法では、球体を一つの平面で切断した断片で雨滴形状を表すモデルを用いている(ここで、切断平面はフロントガラス外側表面と雨滴との接触面に相当する)。しかし、例えばフロントガラスに油膜が付いているなどのガラス表面の状態によっては、付着した雨滴が歪んだ形状のままフロントガラス上に残る場合もある(車の走行中に付着した場合や、付着していた雨滴同士が結合した場合など)(図3)。その場合は、従来の球体の断片による近似は適さないと考えられる。

そこで提案手法では、従来のモデルからの純粋な拡張として、回転楕円体を一つの平面で切断した断片で雨滴形状を表す(図4)。このとき、回転楕円体の長軸の方向ベクトルのうち、切断面(ガラス表面)に垂直な方向成分は0であるという制約条件を与える。このモデ

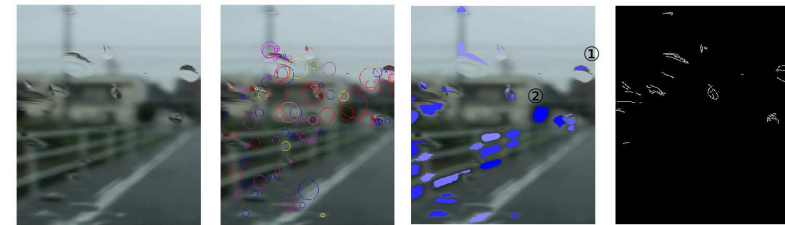


図5 画像に対する、SURFによるblob検出、MSERによる領域検出、Canny法によるエッジ検出の結果。3.3節ステップ(1)によって、たとえば1は除外されないが2は除外される。

Fig.5 Result of SURF blob detection, MSER region detection and Canny edge detection.



図6 候補領域の抽出。画像(左)からMSERの領域検出を行い(中)、楕円領域を当てはめる(右)。

Fig.6 Extraction of potential raindrop. An ellipse region is fitted to detected MSER.

ルにより、特に特定の方向に伸長した形の雨滴について、従来のモデルに比べてより実際の形状にフィットした近似が可能になる。モデル空間内に雨滴を配置する際は、候補領域抽出器より出力された領域に対応する雨滴とガラスとの接触面(楕円)、および最大接触角の大きさ(既知の値)を用いて、回転楕円体断片の位置と大きさを一意に決めることができる。

### 3.3 MSERを利用した雨滴候補領域抽出

画像から雨滴の候補となる領域を抽出するにあたって基礎となるのは、blob(画素塊)の検出である。画像上離れた位置にある背景が雨滴に映り込むことにより、雨滴領域には周りと色度や輝度の大きく異なる領域が生じるので、それをblob検出によって抽出し、何らかの処理を加えたものが候補領域抽出器の出力となる。従来の手法ではSURF<sup>12)</sup>によるblob検出を基礎としている。しかし、SURFから得られる情報はblobの位置と一次元のスケール(大きさ)のみであるので、本研究の提案する回転楕円体モデルを構成するには不十分であると考えられる。

そこで本研究では候補領域抽出法をその基礎から見直し、SURFではなくMSER<sup>13)</sup>によるblob検出を導入する。MSERから得られるのは任意の形状を持つ画像上の(いくつかの)連結領域であるので、それに楕円当てはめなどの処理を加えることで、モデル空間上の

雨滴を構成するのに必要な情報を出力することができる (図 6)。具体的な候補領域抽出ステップは以下のとおりである。

- (1) 入力画像に対して, MSER による領域検出, および Canny 法によるエッジ検出を行う。MSER の領域内部に, エッジとして検出された画素を  $n$  個以上含まないものは除外する。これには, 雨滴以外の領域, すなわちピントの合っていない背景領域からの誤検出を軽減するねらいがある。
- (2) 残った連結領域 (一つずつ) 中の全画素を対象に, 最小二乗法による楕円当てはめを行う。領域よりやや小さめの楕円が導かれる。これらの楕円の短半径と長半径の比に関して, 下限  $A_{min}$  や上限  $A_{max}$  を超えるものは除外する。前者はワイパーなどによって生じた画像上の直線状ノイズの誤検出を防止するため, 後者は交通信号や前の車のライトなど, 高い輝度で円状に映る光源の誤検出を軽減するためである。
- (3) 残った楕円について, 位置を短半径方向に  $c_1s$  だけずらし, その後, 長半径を  $c_2$  倍, 短半径を  $c_3$  倍する。(雨滴領域中に占める MSER 領域の典型的な形状に対して, このような楕円の位置合わせが有効と判断した。)

候補領域抽出の際のしきい値として, MSER のアルゴリズム内のパラメータの他に,  $n$ ,  $A_{min}$ ,  $A_{max}$ ,  $c_1$ ,  $c_2$ ,  $c_3$  には適当な値を当てはめる。

### 3.4 複合的な画像比較尺度

比較分類器には, 二つの画像がどれほど似ているかを表す尺度が必要である。従来の雨滴検出手法ではその尺度として, 式 (1) で定義される輝度相関の値のみを用い, 一定のしきい値で候補領域の判別を行っていた。(  $N$  は雨滴領域内の画素数であり,  $I_i$ ,  $\bar{I}$ ,  $\sigma_I$  はオリジナル雨滴候補画像  $I$  に対しての,  $J_i$ ,  $\bar{J}$ ,  $\sigma_J$  はレンダリングした人工雨滴画像  $J$  に対しての, それぞれ各画素の輝度, その平均値と標準偏差である。  $C$  は -1 から 1 までの実数値を取り,  $C$  の値が大きいかほど二つの画像は似ている。)

$$C = \frac{1}{N\sigma_J\sigma_I} \sum_{i=1}^N (J_i - \bar{J})(I_i - \bar{I}) \quad (1)$$

本研究ではこの輝度相関の他に二つの画像比較尺度を導入する。そして, 正例 (実際に雨滴が映っていた候補画像と人工雨滴画像との比較結果) と負例 (雨滴ではないものが映っていた候補画像と人工雨滴画像の比較結果) のサンプルを用意し, 線形サポートベクターマシン (SVM)<sup>14),15)</sup> による学習で三次元特徴量空間内での分離平面を決定する。複数の尺度を組み合わせることによって, 比較分類器の分類精度を向上させることが期待できる。

一つは, それぞれの画像について Hue (色相) と Saturation (彩度) のヒストグラムを作成し, それらのバタチャリヤ距離をとったものである (式 (2))。 ( $H_I[i][j]$ ,  $H_J[i][j]$  は, それぞれの画像についての, Hue と Saturation のビン数が  $n, m$  の二次元ヒストグラムの値である。  $D$  は 0 から 1 までの実数値を取り,  $D$  の値が小さいほど二つの画像は似ている。)

$$D = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sqrt{H_I[i][j]H_J[i][j]}}{N}} \quad (2)$$

もう一つは, 画像シグネチャ間の Earth Mover's Distance (EMD)<sup>16)</sup> である。16) で定義されている画像シグネチャとは, 画像内の各画素が持つ情報をベクトルで表し, それらのベクトルをクラスタリングしたときの, クラスタの中心ベクトルと重みの組である。(本研究では, ベクトルは Hue, Saturation, Value (明度) および画像上の位置座標の五次元ベクトル, クラスタリングには k-means 法を用いた。) EMD は, 一つの数式ではなく分布 (シグネチャ) 間輸送問題の解として定義される。0 以上の実数値を取り, 値が小さいほど二つの画像は似ている。

これらの尺度を導入することによって, 画像の非線形な歪みに対する類似度の変動を吸収することが期待される。モデル空間によって再現した雨滴画像に比べて, 実際の雨滴には背景が大きく曲がって映りこんでいた場合も, 二つの画像は似ているという判断に変わりはないのが理想である。このとき, 一画素ずつ値を比較する輝度相関では値が大きく下がってしまうが, 色の分布を比較する尺度なら変動は比較的少ないと考えられる。

## 4. 実 験

雨滴のモデル, 候補領域抽出手法, 雨滴検出システム全体のそれぞれについて, その性能を評価するための実験を行った。なお, この章で述べる実験はすべて, 以下の撮影条件で撮影した映像を使用して行った: 小型カメラを乗用車のルームミラー下部に水平前方の向きに設置。フォーカスはフロントガラス上の雨滴にピントが合うように設定。昼ごろ, 雨天の下で公道を走行しながら撮影。ワイパー動作は最長間隔に設定。

### 4.1 雨滴モデルの評価実験

雨滴モデルを拡張することによって, 候補領域抽出器が実際の雨滴を正しく捉えた領域を出力した場合に, モデル空間による雨滴画像レンダリング結果が, 実際の雨滴への映り込みへと近づく。それにより, 比較分類器にて「雨滴である」と判断すべき領域が「雨滴でない」と判断されてしまうケースを軽減する。このような貢献について評価するため, 以下の



図 7 ある雨滴 (左) と、球体モデルを使った場合 (中) および回転楕円体モデルを使った場合 (右) の人工雨滴画像。  
赤・青・緑に塗られている領域は、背景領域に対応する画素がなかったため、類似度の計算には使わない領域。  
Fig. 7 Simulated raindrop images derived from the sphere model and the spheroid model.

ような実験を行う。

- (1) 映像の中から任意に選び出した計 81 個の雨滴に対して、雨滴候補領域としての楕円を画像上で手作業で定める。(これが、候補領域抽出器による“正しい”出力の役割を果たす。)
- (2) 各候補領域に対して、回転楕円体断片によるモデル、球体断片によるモデル、それぞれを利用したモデル空間によるレンダリングを行う (図 7)。
- (3) 候補領域のオリジナル画像とレンダリングした画像との類似度を測る。前述の三つの尺度それぞれ単独での結果を出し、二つのモデルについての比較を行う。

#### 4.2 雨滴候補領域抽出法の評価実験

「候補領域抽出器」のセクション単独と、雨滴検出システム全体とは、その精度について同一の観点から評価できる。すなわちどちらも、実際の雨滴を正しく雨滴として検出できたケース (True Positive (以下 TP) に相当) に対して、雨滴の検出漏れ (False Negative (以下 FN) に相当) や、雨滴以外の領域からの誤検出 (False Positive (以下 FP) に相当) が少ないことが、精度が良いということである。

MSER を候補領域抽出器に用いた場合の精度を評価するため、以下のような実験を行う。

- (1) 映像の中から任意に選び出した 10 フレームの画像に対して、手作業で雨滴領域を確認する。
- (2) 選び出した各フレームに対して、表 1 に示したような領域検出とパラメータの組み合わせで操作を行う。MSER の「選別」とは、3.3 節の (1) と (2) で述べたような選別の操作を指す。

(SURF におけるヘッセ行列の行列式とは、特徴点 (または領域) の鮮明さの指標となる数値である。また、MSER 内部の処理では、検出領域の候補の中から、画素値 (輝度)

表 1 候補領域抽出法の評価実験を行う領域検出とパラメータの組み合わせ

Table 1 Region detection methods and parameters chosen in our evaluation experiment of potential raindrop extraction.

領域検出	パラメータ変化
SURF	ヘッセ行列式しきい値 = 500, 750, 1000, 1250, 1500
MSER (選別なし)	max variation = 4.8, 1.2, 0.6, 0.3, 0.15
MSER (選別あり)	max variation = 1.2, 0.6, 0.3, 0.15

軸上での不安定性が極小となる領域を選んで検出結果とするが、max variation はその不安定性の上限値である。)

- (3) MSER の領域または SURF の特徴点 (領域の中心) を完全に一個以上内部に含む雨滴の数を TP、内部に MSER 領域または SURF 特徴点が一も検出されなかった雨滴の数を FN、雨滴領域外から検出された MSER 領域または SURF 特徴点の数を FP として、各フレームについて数え上げ合計する。

#### 4.3 雨滴検出システム全体の評価実験

以下のような手順で、雨滴検出システム全体の精度を評価する実験を行う。また、複合的な画像比較尺度を用いることによる精度向上への貢献も合わせて調査する。

(学習-1) 比較分類器に学習させるサンプルを用意する。正例のサンプルとして、まず、映像に対する MSER (選別あり) によって検出した領域のうち、雨滴領域にあるものに対して楕円領域の当てはめを行う。それらの中からさらに、楕円当てはめによってうまく雨滴領域と合致したものを任意に選び出し、雨滴画像比較までの操作を行う。このようにして集めた 242 個のサンプルを用いる..

(学習-2) 負例のサンプルとしては、前項と同様に検出した領域の中から、雨滴領域外の MSER 領域を任意に選び出す。それらに対して、楕円領域の当てはめから雨滴画像比較までの操作を行う。このようにして集めた 244 個のサンプルを用いる。

(学習-3) これらの正負のサンプルに対して、線形サポートベクターマシンによる機械学習を行う。学習は、画像比較尺度を輝度相関だけ用いた場合と三つ用いた場合の二通りを行い、比較分類器で用いる識別閾数をそれぞれ生成する。SVM の分類アルゴリズムには様々な種類があるが、ここでは  $C=0.5$  の C-SVC<sup>15)</sup> を選択する。

(テスト-1) テスト対象には、4.2 節で述べた実験と同じ、雨滴領域を手作業で確認した 10 フレームの画像を用いる。

(テスト-2) 各フレームに対して、表 2 に示したような手法と MSER パラメータの組み合



表 2 雨滴検出システム全体の評価実験を行う手法とパラメータの組み合わせ

Table 2 Methods and parameters chosen in our evaluation experiment of whole raindrop detection system.

候補領域抽出器の MSER	比較分類器の画像比較尺度	MSER のパラメータ変化
選別なし	輝度相関のみ	max variation = 1.2, 0.6, 0.3
選別なし	複合的な画像比較尺度	max variation = 1.2, 0.6, 0.3
選別あり	複合的な画像比較尺度	max variation = 0.6, 0.3, 0.15

わせて操作を行う。

(テスト-3) 正しく検出された雨滴の数を TP, 検出されなかった雨滴の数を FN, 雨滴として誤検出された非雨滴の候補領域の数を FP として, 各フレームについて数え上げ合計する。

## 5. 結果と考察

### 5.1 雨滴モデルに関して

三つの画像比較尺度について, 球体断片モデルの場合と回転楕円体断片モデルの場合とでそれぞれ平均値と標準偏差をもとめ, グラフに表したのが図 8 である。また, 雨滴の形状が歪むほど回転楕円体モデルを使用する意義は大きいと考え, 結果を雨滴領域の長半径と短半径の比 (以下, 縦横比) 別に集計しなおしたのが図 9 である。この実験では類似度が高いほどモデルとして性能が良いということになる (数値の大小と“類似度”の大小の関係は 3.4 節を参照)。

それぞれ平均値の差を見ると, どの尺度に関しても回転楕円体のモデルのほうが類似度が高い傾向があり, 球体によるモデルと比べて性能の改善が見られたといえる。特に輝度相関については, 縦横比の値が大きいと類似度の上昇が大きい傾向が見られた。

二つのモデルの差の有意性の検定にあたり, まず Jarque-Bera 検定によって全体・縦横比別の各分布の正規性を確かめ, その後いわゆる「データに対応のある t 検定」を行った。同じ一つの候補領域に対して, 球体モデルを使った場合と回転楕円体モデルを使った場合の値があるので, それらの差を標本とした検定を行うことができる。分布の正規性を示せた標本に対する t 検定 (有意水準 5%) の結果, どの場合においても, 球体モデルと回転楕円体モデル (を使った場合の類似度の平均) の間には有意な差があると言いうことができた。

雨滴モデルの拡張の効果は今回の実験によって確かめられたが, 回転楕円体断片モデルを用いてもフィットしきれない複雑な形状 (ガラス上を流れ落ちる途中の雨滴など) も実際の

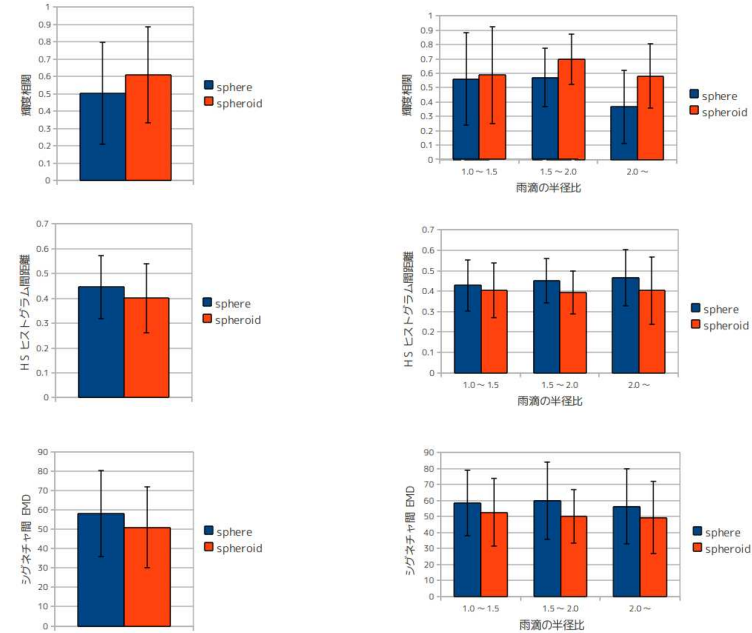


図 8 雨滴のモデリングの比較, 棒グラフの値が平均値, 両側に伸びたエラーバーの長さが標準偏差を表す。

図 9 雨滴のモデリングの比較 (縦横比ごと)。縦横比の各範囲に属する雨滴の数は, 左から順に 38 個, 18 個, 25 個であった。

Fig. 8 Evaluation of raindrop models (mean and standard deviation in each metric).

Fig.9 Evaluation of raindrop models. Statistics by radii ratio of raindrop region.

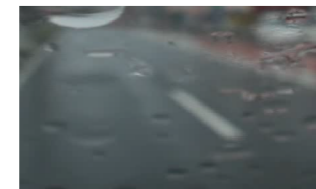


図 10 道路を背景とするフロントガラス上の雨滴の例  
Fig. 10 Raindrops with a road area as the background.

映像中に少なからず見られた。回転楕円体断片モデルを複数結合させることによってさらに性能が向上する可能性がある。他にも、モデル空間内の雨滴以外の構成物に関する近似を直ししたり、レンダリング後の画像に全体的な処理を加えるなどの工夫が考えられる。

### 5.2 候補領域抽出器の精度に関して

候補領域抽出に用いる手法単独での精度について、Precision-Recallのプロットにまとめたのが図 11 である。recall (再現率) や precision (適合率) の値は、それぞれ  $recall = \frac{TP}{TP+FN}$ ,  $precision = \frac{TP}{TP+FP}$  で定義される。

従来研究で用いられてきた SURF の場合、しきい値を変化させても precision は比較的低い値に留まっている。これは、近い画素値を持つ領域内 (つまり一つの blob として検出されるべき領域内) で複数の特徴点を検出してしまう傾向にあり、誤検出の数が多くなるためと考えられる。(これに対する手立てとして、たとえば 11) では、画像へ SURF による検出処理をかける前の段階で、探索エリアの絞り込みを行う方法を提案している。) 一方、本研究の提案手法で用いた MSER の場合、エッジや領域の広がりによる選別を行わない状態でも、precision については SURF を大きく上回る結果を示している。また、選別を行った場合は、recall は犠牲になるものの、比較分類器のセクションなしでも最大で 0.8 以上の precision を達成した。このことから、MSER 選別の操作は誤検出の軽減に貢献していることが分かる。

MSER のグラフを見ると、しきい値を緩めても検出できない雨滴が常に存在し、recall の増加にはある程度限界があるということが読み取れる。そこで、映像に対する MSER の検出を確認した結果、特に画面の下側三分の一程度、道路や歩道が映っている部分で、雨滴の検出漏れが多いことが観察された。道路の部分とは同じような色が画像上の広い範囲を占めるため、雨滴への映り込みも色の変化に乏しい。また、画面中央の雨滴にピントがあっている状態の時、画面下部 (フロントガラスの奥のほう) の雨滴はピントが多少ぼやける傾向にある (図 10)。このようなことが原因で、MSER 検出やエッジによる選別の段階で除外されてしまう雨滴が多いと考えられる。

### 5.3 雨滴検出システム全体の精度に関して

雨滴検出システム全体の精度について、同様に Precision-Recall のプロットにまとめたのが図 12 である。モデル空間および比較分類器のセクションが精度にどの程度寄与しているのかを明らかにするため、比較対象として MSER 単独の場合 (図 11 の一部) もグラフに盛り込んだ。全体的な振る舞いとして、候補領域抽出以降の操作は precision を大きくする動きがあるものの、同時に recall がある程度下がってしまっている、ということが分かる。

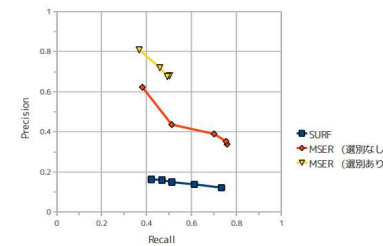


図 11 候補領域検出器のアルゴリズムの性能比較。それぞれの折れ線が、しきい値を変化させたときの Precision-Recall 座標上の推移を表す。  
Fig. 11 Evaluation of methods used in potential raindrop detection.

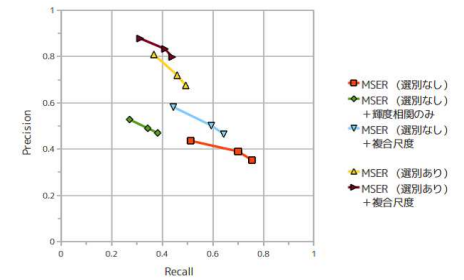


図 12 雨滴検出システム全体の性能比較  
Fig. 12 Evaluation of whole raindrop detection systems.

画像比較尺度として輝度相関のみを用いた場合、recall が大きく下がっていることから、正しく検出された候補領域も非雨滴として判断してしまうケースが多いことが分かる。それに対して、複合的な尺度を用いると、precision の値は維持しながら recall の減少が抑えられている。つまり、輝度相関のみを用いた場合に比べて純粋な精度向上を達成できていると言える。また、MSER の選別をはさんだ場合、検出システム全体ではさらに高い precision を達成した。

recall が下がってしまう原因として、5.1 節で述べたモデル空間に関すること以外には、候補領域抽出器セクション内の、MSER の領域に対して楕円を当てはめる操作に難点があるということが挙げられる。同様に映像に対する候補領域抽出器の出力を確認した結果、MSER は雨滴領域内から検出された場合でも、その後当てはめた楕円が実際の雨滴を部分的にしかカバーしていなかったり、逆に雨滴以外の領域まではみ出していたりするケースが多く見られた。同じ形状の雨滴でも、映り込む背景によって検出される MSER の領域は様々な形をとるので、その変動に影響を受けにくいような楕円当てはめの方法を検討する必要がある。

precision と recall にはある程度トレードオフの関係があるが、ではそれらに関して最も適切なバランスはどのように決定されるべきであろうか。雨滴検出システムに関して言えば、応用によって precision と recall のどちらが優先的に要求されるかは異なるので、何に應用することを目的としているのかをふまえて議論・比較するほうが良いと思われる。たとえば、7) のように画像の修繕が目的ならば、雨滴以外の領域を修繕してしまってもその処

理結果は実用上問題がないので、precision よりも recall が重視される。一方、本研究の目的の一つであるワイパーの自動制御であれば、降雨のない状態の時にワイパーが誤動作を起こすと運転の大きな妨げになることから、recall よりも precision が重視される。

## 6. 結論と今後の課題

幾何光学的モデルに基づいてフロントガラス上の雨滴を検出する画像認識システムのために、本研究では、回転楕円体の断片によって雨滴を表現するモデルを新たに提案した。これにより、実際に雨滴が取りうる形状へモデルがより柔軟にフィットし、雨滴への背景の映りこみを従来のモデルより精確に再現できることを確認した。また、このモデルを利用し、MSER を基礎とする雨滴候補領域抽出、複合的な画像比較尺度による分類器と合わせて、雨滴検出システム全体を構築した。このシステムについても、精度向上のためのパラメータの組み合わせを検討し、性能を評価した。本研究で提案した雨滴認識手法は、降雨量判定によるワイパーの自動制御をはじめとして、車載カメラを用いる様々な運転支援システムへの応用が可能であると考えられる。

今後の課題は、検出精度の向上とシステムの実用性の改善である。まず候補領域の抽出について、実際の雨滴領域を部分的にしかカバーできていない問題を解決することで、主にFNが減少することによる精度向上が見込まれる。また、画像の比較判定器に用いる尺度として、より既存の尺度との“直交性”に優れた尺度を取り入れ、適切な尺度の組み合わせを検討する。次に、実用上生じる環境条件（カメラと周辺物体との幾何的な位置関係、周囲の明るさ、ガラス表面の状態など）の変動に対応するため、MSER 検出に関するパラメータやモデル空間を記述するパラメータをリアルタイムで学習・修正する機構を導入することも課題である。そして、検出システムの計算量の軽減によるリアルタイム性を保証も大きな関心事である。

謝辞 本研究は東京大学先端科学技術研究センター産学連携プログラム「トライアル連携」の支援を受けた。

## 参 考 文 献

- 1) 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋: 色変動を考慮した生成型学習法による道路標識検出器の構築, 電子情報通信学会論文誌D, Vol.J93-D, No.8, pp.1375-1385 (2010).
- 2) 柴山悠毅, 藤村嘉一, 上條俊介: 車載カメラを用いた車両周辺の歩行者軌跡の取得, 生産研究, Vol.63, No.2, pp.229-234 (2011).

- 3) 寒澤佑介, 大川剛直, 伊東敏夫: 多重解像度解析を応用したフレーム合成による遠方車両認識手法の提案, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, Vol.108, No.363, pp.75-80 (2008).
- 4) 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, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.35, No.9, pp.263-267 (2011).
- 5) 寺倉 修, 倉橋 晃, 若林伸二, 徳永政男, 南方真人: オートワイパ用レインセンサの開発, デンソーテクニカルレビュー, Vol.9, No.2, pp.34-41 (2004).
- 6) 栗畑博幸, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, 宮原孝行: 運転支援のための車載カメラ映像による状況別降雨認識, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, Vol.105, No.674, pp.55-60 (2006).
- 7) 稲葉 洋, 鎌田清一郎: 荒天時の車載カメラ映像におけるフロントガラスへの付着物による前方遮蔽部の修繕に関する一考察, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.33, No.51, pp.33-38 (2009).
- 8) Nashashibi, F., Charette, R., and Lia, A.: Detection of Unfocused Raindrops on a Windscreen using Low Level Image Processing, *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision 2010*, pp.1410-1415 (2010).
- 9) Garg, K., and Nayar, S.K.: Vision and Rain, *International Journal of Computer Vision*, Vol.75, No.1, pp.3-27 (2007).
- 10) Halimeh, J. C. and Roser, M.: Raindrop Detection on Car Windshields Using Geometric-Photometric Environment Construction and Intensity-Based Correlation, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2009*, pp.610-615 (2009).
- 11) Roser, M. and Geiger, A.: Video-based raindrop detection for improved image registration, *IEEE 12th International Conference, Computer Vision Workshops*, pp.570-577 (2009).
- 12) Bay, H., Tuytelaars, T., and Gool, L. V.: SURF: Speeded Up Robust Features, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.3951, pp.404-417 (2006).
- 13) Matas, J., Chum, O., Urban, M., and Pajdla, T.: Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions, *Image and Vision Computing*, Vol.22, No.10, pp.761-767 (2004).
- 14) Cortes, C. and Vapnik, V.N.: Support-vector networks, *Machine Learning*, Vol.20, No.3, pp.273-297 (1995).
- 15) Vapnik, V.N.: An Overview of Statistical Learning Theory, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.10, No.5, pp.988-999 (1999).
- 16) Rubner, Y., Tomasi, C., and Guibas, L.J.: The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval, *International Journal of Computer Vision*, Vol.40, No.2, pp.99-121 (2000).