Vol.2016-MPS-107 No.22
2016/3/9

自動車車載カメラ映像解析による降雪環境下での車両検出及び雪道路面推定手法の提案

岩坪 潤[1]　棟朝 雅晴[1]

概要：近年，自動運転分野の研究が非常に大きな注目を集めている．しかし，そうした中にあって雪道に対応した画像処理に関連した技術は決して充実した状態とは言えない．そこで本研究では SVM・AdaBoost・ORB 特徴量等の技術を用いて降雪環境下で撮影された車載カメラ映像中に出現する車両の位置を検出するための手法と，路面領域・路面状態の推定を行うための手法を提案する．独自に撮影した画像や Web 上から取得した画像を元として学習用の画像データセットを構築し，多クラス分類用の SVM と AdaBoost によるカスケード検出器の学習を行った上で，提案手法について実験を行った．

キーワード：画像処理，雪道，路面検出，路面状態分類，車両検出，SVM，AdaBoost, ORB 特徴量, Sobel フィルタ, Gabor フィルタ, RGB ヒストグラム, HSV ヒストグラム

1. まえがき

近年，IT 技術の発展が著しい．特に人工知能・自動運転の分野は新たな局面を迎えつつある．ハードウェアの向上，コンピュータビジョン技術の発展により，いよいよ自動運転が実現されるのではないかという期待が高まっている．その一方で，自動運転の実現には障壁も残っている．自動運転技術全体が GPS に依存したシステムをとっていることが多く，また，悪天候の下での自動運転，雪道への対応が十分にできている状態とは言えない．雪道においてはしばしばアイスバーン等の凍結路面を生じて重大事故の引き金となることが多々ある．冬期の自動車事故を防ぐためにはこうした雪道，凍結路面への対処が必要であるが，こうした路面は通常のアスファルト路面よりも多様なパターンをもち，画像処理による路面領域の検出や状態の分析が難しいという特徴を持つ．当研究は，画像処理を中心として，雪道の路面領域及び路面状態を推定するための手法を提案することを目的とする．このことにより，雪道上の運転時のリスクを検出し，ドライバーに通知したり，運転サポートを行うことが可能になる．

[1] 北海道大学
Hokkaido University

2. 背景

2.1 雪道における路面検出の難しさ

通常のコンクリートの路面に比べ雪道の路面検出は難しい．それは以下のような理由のためである．

- 色の変化が少ない
- 路面領域白線を検出できない
- 路面境界を判定しにくい

雪道は全体的に白色近辺に色域が偏っている．また，積雪によって白線が隠れてしまうため，通常の路面のように，白線の検出を路面領域の検出の補助に用いることができない．雪が深い場合はさらに路面の境界を判定することが難しくなるだけでなく，雪堤の出現によって路面の端の目印となるものが視認しづらくなる．このように，雪道は画像処理においては不利な条件が重なっている．

2.2 雪道における自動車事故

雪道は自動車事故のリスクが通常の路面よりも高いことはよく知られている．ここでは，それらの理由のうち，3 つを挙げる．

- 車両の見落とし
- 凍結路面によるスリップ
- 積雪による車線逸脱

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan

まず，車両の見落としである．雪道では制動距離が伸びているため，車両の見落としによる事故のリスクが格段に高まる．そのため，車両の発見をサポートできることが重要である．

次に，凍結路面によるスリップである．冬期自動車事故原因の実に88%がスリップによるものであり [1]，しばしば死傷事故や重大事故を引き起こす原因となっている．したがって，路面状態を検出できることはスリップの危険のある路面を見分ける上で非常に重要であると考えられる．確度の高い路面状態の情報を得ることによって，ドライバーへスリップの危険性の通知が可能となる．

最後に，積雪による車線逸脱である．雪道では車線が隠れたり，雪堤の出現で道路の幅が狭まるなどして車線逸脱する可能性は通常時よりもずっと大きくなっている．中央線の逸脱になると対向車との正面衝突を引き起こす危険が特に高まるため，これを防ぐことが必要となる．中央線の逸脱を防ぐためにはまず，路面領域がどの程度あるのかを算出できる必要がある．路面領域が求まれば中央線の算出も可能となり，車線逸脱も防止できるものと考えられる．

3. 関連研究

a General Road Detection From a Single Image [2]

単一画像から，一本道となっているような道路の領域を検出するための手法を提案している．この研究では，LASV(Locally Adaptive Soft Voting) 法と呼ばれる新規な手法を提案している．まずは，Gabor フィルタを用いて，画像中におけるテクスチャ方向を算出する．その後，消失点 (vanishing-point) の候補を生成し，ピクセルごとのローカルでの投票と計算によって，最終的な消失点を決定する (LASV 法)．その後，画像下部から消失点に向かって伸びていくようなエッジを求め，最終的な道路両端を求めている．結果としては，1003 枚のテスト用画像について田舎道の画像では 9 割以上正しい路面領域が得られ，砂漠の画像では推定された消失点と実際の消失点の位置が近い限りは正しい路面領域を得ることができ，曲がり道では正面側の路面領域しか得ることができなかった．

b An Automatic Image Recognition System for Winter Road Surface Condition Detection [3]

車載カメラ映像から抜き出したフレームを画像として使い，雪道の路面状態を bare(乾燥路面), wheel track bare(轍のある雪道路面), fully snow covered(完全に雪に覆われた路面) の 3 クラスに分類している．パトロールカーに搭載された車載カメラ映像から，400 枚の画像を取得し，これを学習用・テスト用として利用した．画像中央付近の 500x150 の領域を抜き出した上で，それらの領域を 30x30 の大きさに分割し，RGB 色空間での各色を 64 色に減色した上で，RGB ヒストグラムの色分布を求め，さらに 500x150 の領域全体の輝度勾配情報を求めた．これを特徴ベクトルとして SVM にかけることによって分類を行っている．この結果，各クラスの精度は 85%前後となった．

c ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF) 特徴量 [4]

米国 Willow Garage 社の OpenCV ラボチームによって発表された画像特徴量である．BRIEF 特徴量を改善したものであり，SIFT 特徴量や SURF 特徴量などの既存の特徴量よりも処理速度がずっと高速であるという特徴を持つ．処理時においては，まず画像をガウシアンフィルタで平滑化した後，まず FAST [5] によって画像中から特徴点を抽出し，この特徴点の周囲の画像パッチを作成する．このパッチ内において，ランダムに 2 点のペアを複数選択し，2 点間の平均輝度の大小の情報によって 0 か 1 の値へとバイナリ化する．これを繰り返すことによって，バイナリ列を得る．ランダムに選択された 2 点のペアの座標は全パッチで共通である．さらに，この得られたすべてのバイナリ列について，各ビットの分散が大きく，かつ相関が小さくなるように選択する． [6]

4. 提案手法

関連研究 (a) の Omer ら [3] の研究においては，シンプルな SVM による雪道路面の分類が行われているが，一定の成果を上げており，有効な手法であると考えられる．そのため，本研究においても主に SVM を利用した路面領域検出・路面状態分類を行う．

4.1 雪道路面領域検出

4.1.1 前処理

路面画像前処理として以下のことを行う．

- 最大幅 800px まで画像を縮小 (探索領域の縮小)
- Bilateral フィルタによって平滑化 (ノイズ除去)
- ORB 特徴量による特徴点の抽出

最大幅 800px までの縮小およびトリミングはどちらも処理速度を確保するために探索領域を縮小・削減するものである．画像が大きすぎるとノイズによる検出精度の低下と，探索領域の拡大による処理速度の低下が起こるため，この処理は処理速度を確保する上では必須である．Bilateral フィルタはエッジを保存したままノイズを除去することができ，また平滑化の効果が大きいため採用した．ORB 特徴点は，処理速度が高速で画像中の物体と路面の境界部分に出現することが多く，また比較的雪道路面に反応しにく

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan

いという特徴がある．本研究では，後述するように，路面領域の推定や画像中の車両の位置の検出の補助にこれを活用していく．さらに，上述の処理に続いて以下の処理を行う．

4.1.2 車両検出の手順

(1) AdaBoost によるカスケード検出器で車両候補を検出
(2) SVM 分類器によって候補を絞り込む
(3) ORB 特徴点の出現数によってが検出窓の絞り込み
(4) Gabor フィルタによる SVM を使った更なる検出窓の絞り込み

AdaBoost でのカスケード検出器を使った物体検出は，の顔画像検出などでも利用される比較的ポピュラーな手法である．AdaBoost で学習を行ったカスケード検出器を使った車両検出は高速に領域検出を行える点で優れるが，誤検出も多く，単体で精度を出すのが難しいという欠点もある．そのため，車両を検出するための SVM 分類器を用いてある程度の絞り込みを行った後，検出窓内にある ORB 特徴点を数える．ORB 特徴点は車両の境界部分やナンバープレート付近に集中して出現することが多く，ORB 特徴点が集中する部分に車両が含まれる可能性が高い．こうした処理に加えて Gabor フィルタを使った SVM を使ってさらに誤検出を減らす手法をとった．

4.2 路面状態分類の手法

今回路面状態分類において，分類対象となるクラスは以下の 6 つである．

- 通常路面
- 粉雪・新雪路面
- 粒雪・シャーベット路面
- 圧雪路面
- 氷板路面
- 強圧雪・凍結路面

これらのクラスは，札幌市の『札幌市冬のみちづくりプラン』 [7] で示されている 13 の路面分類を基に，データの入手性や滑りやすさを加味して独自に再編したものである．通常路面が最も滑りにくく，強圧雪・凍結路面が最も滑りやすい路面である．通常路面は乾燥ないしは湿潤状態にあるアスファルト路面を指す．粉雪・新雪路面は比較的降雪からの経過時間が浅い，まっさらな状態の雪が積もった路面である．粒雪・シャーベット路面は水分を含んで粒が大きくなった路面や水気の多い氷が多数出現した路面である．圧雪路面は，元々は粉雪・新雪路面であったものが自動車の通行によって雪が押し固められたものである．氷板路面は圧雪が進んだり，融解・凍結の繰り返しによって光沢のない氷/氷板を生じた路面である．強圧雪・凍結路面は氷板の中でも主に光沢が強く，全体としてスリップのリスクが特に高まっている路面を指す．これらのクラスの分類が可能な SVM を学習した上で，以下のような手順において，路面状態の分類を行う．

(1) 画像中央下部の領域 150x50 の領域を抜き出す
(2) 10px 幅で 50x50 の検出窓をスライドさせ，SVM で検出窓を分類する
(3) 最も多く出現したクラスを路面状態とする

4.2.1 路面領域検出の手順

次に，以下の手順において雪道領域を推定していく．今回路面状態分類において，分類対象となるクラスは以下の 3 つである．

- 森林・草地パターン
- 枝パターン
- 青空パターン

以上のパターンを分類・検出できるように学習した SVM を使うという前提のもと，以下のような手順において，路面状態の分類を行う．

(1) 画像をサイズ 20x20 のブロックに分割し，余りは除外
(2) ORB 特徴量が集中するブロックを探索対象から除外
(3) HSV 色空間に基づき，特定の色域のブロックを除外
(4) ブロックに沿って 40x40 の検出窓をつくり，SVM で分類
(5) 最終的なブロックの分布から路面領域を推定

路面検出のため，画像を 20x20 のブロックに分割する．これらのブロック全体について ORB 特徴点を検出し，特徴点が極端に集中しているブロックは除去する．これは，ORB 特徴点が雪道ではそれほど出現しないというヒューリスティクスに基づく．そして，雪道では色の鮮やかなものは少ないので，HSV 色空間によって，雪道では出現しない色の部分も取り除く．また，車両検出の手順において車両であると判定された部分も探索対象からはずす．こうすることによって雪道である可能性の低い部分をあらかじめ検出でき，除外探索領域を削減することが可能になる．

路面領域かどうかの判定については探索対象である 20x20 のブロック 4 個からなる大きさ 40x40 の検出窓を画像パターン分類用の SVM への入力として，非路面領域の検出を行う．ブロックの大きさを 20x20 に設定することで，生じる検出窓の候補数がある程度限定されるため，処理量を削減できる．

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan

5. 検出器・分類器の学習

5.1 学習用データセットの準備

カスケード検出器・SVM 分類器の訓練及び性能実験用に使う画像のため，独自に車道においてデジタルカメラでの撮影を行い，さらに，ImageNet や，Google, Bing, Flickr といった Web サービスの API を利用して必要な画像を収集した．このようにして取得した画像について，トリミング等の加工とと分類，タグ付けを行って学習用のデータセットを構築した．結果，データセットの画像は約 40,000 枚 / 48 クラスとなった．これらのデータセットを AdaBoost によるカスケード検出器の学習や SVM の学習に利用する．

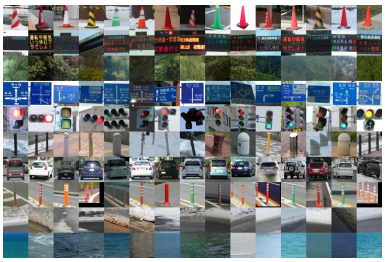


図 1 学習用データセットの一部

5.2 カスケード検出器の学習

自動車検出時に利用するカスケード検出器の学習には，画像処理ライブラリ OpenCV に付属する，カスケード検出器の作成ツールの opencv_traincascade を利用する．学習用データセットとして，学習用データセットの中から自動車を含む posivite, negative のサンプルをそれぞれ 12100, 18500 枚用意した．また，学習時のパラメータ等は以下のように設定した．

- 画像の大きさ ... 40x40
- 学習時の特徴量 ... LBP 特徴量 [8]
- Adaboost の種類 ... Gentle AdaBoost [9]
- Max False alarm rate ... 0.47

5.3 SVM の学習

今回学習する SVM の用途は以下のようになる．

- 車両分類用
- 路面状態分類用
- 画像パターン分類用

これらの用途ごとに，個別に SVM を学習していく．次に，SVM 学習の詳細について説明する．

5.3.1 車両分類用 SVM の学習

車両か車両でないかを分類する SVM の学習を行う．SVM で学習する特徴ベクトルをつくるため，まず画像を 50x50 に縮小してこれを角度と周期を変えた 24 の Gabor フィルタにかける．各フィルタについて出力画像の平均と分散をとり，計 48 次元の特徴ベクトルを得る．これにより SVM の学習を行う．学習は線形 SVM によるものとし，5 分割交叉検定でのグリッド検索の結果から正則化項の重み $C = 0.5$ を設定した．

5.3.2 路面状態分類用 SVM の学習

通常路面/粉雪・新雪路面/粒雪・シャーベット路面/ 圧雪路面/氷板路面/強圧雪・凍結路面の 6 クラスを分類する多クラス分類 SVM の学習を行う．次に SVM で学習する特徴ベクトルについて述べる．まず，SVM にかける学習用画像は 50x50 に縮小し，RGB 色空間及び HSV 色空間での 64 ビンのヒストグラムをとる．また，グレースケール画像と，Sobel フィルタを適用したエッジ画像の 64 ビンのヒストグラムも得る．以上の操作によって，64 ビンのヒストグラム 8 つを得る．さらに，これら 8 つのヒストグラムの各々の分散も求める．最終的に計 64x8+8=520 次元の特徴ベクトルを得ることができ，これを SVM で学習する特徴ベクトルとする．各クラスの画像はデータセットから 8 割にあたる画像を用意して学習に利用した．枚数はそれぞれ 4581 枚，2150 枚，2620 枚，5875 枚，11692 枚，2971 枚である．残りの 2 割は後の実験で用いるための検証用データとした．学習は，線形 SVM によるものとし，5 分割交叉検定でのグリッド探索から学習パラメータとして正則化項の重み $C = 67.0$ を設定した．

5.3.3 画像パターン分類用 SVM の学習

森林・草地パターン/枝パターン/青空パターンの 3 つの画像パターンを分類可能な SVM の学習を個別で行う．各クラスの画像は枚数を増化した学習用データセットからそれぞれ 4645 枚，5065 枚，2685 枚を選定した．negative な画像は学習用データセットの中から各クラス 1 万枚前後を選定して学習を行う．特徴ベクトルは路面状態分類用 SVM と同様のものとする．

6. 実験

提案手法を踏まえ，プログラミング言語に python を採用し，ライブラリとして scikit-learn, scikit-image, OpenCV 等を用いたアプリケーションを実装した．この実装をもとに，以下の項目について実験を行った．

- 車両検出時の精度・再現率
- 路面分類の精度・再現率
- 路面領域検出時の精度・再現率
- 提案手法の処理速度

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan

6.1 実験方法

路面領域の推定について，動画レベルで検出精度を厳密に測定することは難しいため，Web 上から収集した画像や自身で撮影した画像を基として，学習用データセットとは独立にテスト用データセットを各実験用に作成し，提案手法の精度の測定を行った．

6.2 実験結果

6.2.1 車両検出時の精度・再現率

実験用に利用するデータは自身で撮影した画像とする．これは，学習用データセットと独立した画像から構成されている．すべての画像は 800x600 へとリサイズされており，総数は 400 枚，検出対象となる自動車を 512 台含んでいる．自動車は前向きか後ろ向きで，完全に横向きのものは含まない．また，画像中に出現する車両の座標及び領域の正解情報を前もって与えてある．このデータについて，車両検出を行って検出精度を確認した．実験では正解情報の領域と，検出した領域が互いに 50%重複するときに正しい検出ができたものとする．このような条件で計測を行ったところ，以下のような結果となった．

表 1 車両検出時の適合率・再現率

クラス	適合率	再現率
ORB 特徴量あり+SVM	85.1%	75.8%
ORB 特徴量あり	84.0%	76.2%
ORB 特徴量なし	66.1%	78.1%

今回の手法において ORB 特徴量で抽出した特徴点を使うことで大幅に適合率を向上させることができる．このとき，わずかに再現率は低下するが，AdaBoost のカスケード検出器由来の誤検出が大幅に抑えられることが確認できた．さらに，Gabor フィルタを使った SVM での分類も行うことで，わずかながら適合率を向上させることができた．また，テスト画像には画像最上部にも車両が出現するようなケースも含まれていたが，車載カメラ映像を処理する場合には画像最上部に車両は出現しないということがわかっているので，このことを考慮すればさらに検出精度を高めることが可能である．

6.2.2 路面分類の精度

実験用のテストデータは，SVM の学習時とは別に検証用として残した画像で行う．以下の実験結果は提案手法自体の分類精度ではなく，提案手法で用いる SVM の精度であることに留意のこと．検証用データは通常路面/粉雪・新雪路面/粒雪・シャーベット路面/圧雪路面/氷板路面/強圧雪・凍結路面の 6 クラスについて分類されたそれぞれ 1143 枚，538 枚，656 枚，1469 枚，2924 枚，743 枚の画像である．これらの分類精度及び混同行列 (Confusion Matrix) は以下のようになった．

表 2 路面分類時の適合率・再現率

分類クラス	適合率	再現率	画像枚数
通常路面	89%	84%	1143
粉雪・新雪路面	83%	71%	538
粒雪・シャーベット路面	68%	66%	656
圧雪路面	68%	49%	1496
氷板路面	68%	88%	2924
強圧雪・凍結路面	64%	38%	743
平均 / 合計	72%	71%	7473

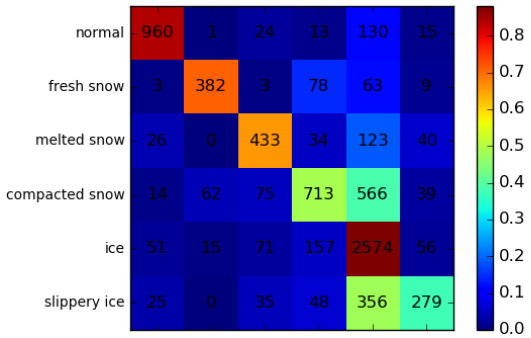


図 2 路面分類時の混同行列

まず，表 2 について見ていく．通常路面と粉雪・新雪路面の 2 クラスについては，適合率 (精度) 及び再現率は 80%以上と比較的高くなったが，それ以外の 4 クラスでは分類時の適合率と再現率が低下する傾向が見られた．比較的状態が悪く，スリップが発生しやすい路面ほどこうした分類の誤りが増加している．特に，圧雪路面と強圧雪・凍結路面は再現率が 50%を下回るなど低い水準にとどまった．次に図 2 の混同行列について見ていく．混同行列では横軸に着目することで再現率，縦軸に着目することで適合率を計算することができる，横軸に注目すると，圧雪路面と氷板路面の間，氷板路面と強圧雪・凍結路面の間とで分類の誤りが多くなっていることがわかる．これらのクラスでは一見して似たような路面も多く見られるため，うまく分類ができなかったと考えられる．誤った分類でもある程度近いクラスに分類できていることは，路面分類上望ましいことであるが，このように分類の揺れがあることによって路面のスリップのリスクを過小評価してしまう可能性もある．

これら一連の結果と，分類精度の低下の原因としては，雪道で出現する路面パターンが非常に多様であり，限られたクラスにおいて分類を厳密に行うことが困難であることや，学習用データセットの画像が十分でないといった要因があると考えられる．また，雪道の路面状態をより厳密に分類できるようにするためには画像だけでなく，降雪状況や気温，路面の表面温度などの情報も含めて総合的かつ多角的に情報を分析する必要があると考えられる．

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan

6.2.3 路面領域検出時の精度・再現率

路面領域検出にあたっては，Web 上から集めた雪道画像 200 枚について，テストデータを作成した．テストデータは雪道画像と路面領域を緑で示した画像のペアからなるものとする．画像の大きさは一定でなく，500x375〜800x600 までの大きさとなっている．



図 3 路面領域検出テスト画像の例

テストデータによって実験を行ったところ，路面領域検出の精度は 55.2%，再現率は 87.6%となった．轍の出現する路面やアスファルト路面などでは全体的に検出精度が悪く，また雪壁や曇り空に対して十分に対応できなかったため，全体としての精度を押し下げる要因となった．

6.2.4 提案手法の処理速度

以下のような環境において路面状態分類 / 路面領域検出 / 車両検出の各手法についての処理速度の計測を行う．

- OS : Xubuntu 14.04
- CPU : Intel Core i7-3770
- RAM : 16GB

このとき計測用に使うデータは精度・再現率の計測に使ったテスト画像を再利用するものとする．以下の数値は 1 秒あたりに処理できる画像の枚数 (fps) を計測したものである．

表 3 各手法の画像 1 枚あたりの処理時間

手法	処理時間 [sec]
路面状態分類	0.0002
路面領域検出	0.087
車両検出	0.065

路面状態分類の実行速度は高速であるが，路面領域分類・車両検出はそれほど高速な動作とはならず，それぞれ画像 1 枚あたり 0.087 秒，0.065 秒とやや低速な処理となってしまった．このときに，解像度 800x600 程度の動画について，3 つの処理を並列して行った場合の処理速度は 10〜12 フレーム毎秒程度となることが予想される．実装が Python であることによるオーバヘッドが少なからず生じており，実装の改善と並列化によってさらなる高速化が可能であると考えられる．

7. おわりに

本研究においては，雪道の路面領域や路面状態を推定するため，SVM や AdaBoost といった比較的ポピュラーな機械学習手法に加えて ORB 特徴量・Sobel フィルタ・Gabor フィルタなどを組み合わせた画像処理手法を提案し，さらにその手法を実際のアプリケーション上に実装することができた．しかし，全体として手法を詰めきることができなかったことに加えて，画像処理のみの手法では精度向上が頭打ちになることも判明した．また，実装の完成度や独自性という点でも課題が残った．今後はデータセット・アプリケーション・アルゴリズムをより洗練させ，より高い実用性をもったアプリケーションを実現することを目指していきたいと考えている．

参考文献

[1] 北海道環境生活部生活局くらし安全課; 交通安全のポイント解説. http://www.pref.hokkaido.lg.jp/ks/dms/grp/03/pfuyumiti.pdf.

[2] Hui Kong, Jean-Yves Audibert, and Jean Ponce. General road detection from a single image. *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol. 19, No. 8, pp. 2211–2220, 2010.

[3] Raqib Omer and Liping Fu. An automatic image recognition system for winter road surface condition classification. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2010 13th International IEEE Conference on*, pp. 1375–1379. IEEE, 2010.

[4] Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, and Gary Bradski. Orb: an efficient alternative to sift or surf. In *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 2564–2571. IEEE, 2011.

[5] Edward Rosten and Tom Drummond. Machine learning for high-speed corner detection. In *Computer Vision–ECCV 2006*, pp. 430–443. Springer, 2006.

[6] www.vision.cs.chubu.ac.jp/cvtutorial/PDF/02SIFTandMore.pdf.

[7] 札幌市冬のみちづくりプラン; 13. 凍結路面の路面分類. http://www.city.sapporo.jp/kensetsu/yuki/plan/documents/siryou13.pdf.

[8] Timo Ojala, Matti Pietikainen, and David Harwood. Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions. In *Pattern Recognition, 1994. Vol. 1-Conference A: Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on*, Vol. 1, pp. 582–585. IEEE, 1994.

[9] Robert E Schapire and Yoram Singer. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions. *Machine learning*, Vol. 37, No. 3, pp. 297–336, 1999.

ⓒ 2016 Information Processing Society of Japan