

屋外画像からの遠近情報の推定と路面領域の検出

山崎 公俊^{*1}, 入江 清^{*2} 友納 正裕^{*2}

Perspective Estimation and Road Extraction From a Single Outdoor Image

Kimitoshi YAMAZAKI^{*1} and Kiyoshi IRIE^{*2} and Masahiro TOMONO^{*2}

^{*1} Mechanical Systems Engineering, Faculty of Engineering, Shinshu University
4-17-1 Wakasato, Nagano, Nagano 380-8553, Japan

^{*2} Future Robotics Technology Center, Chiba Institute of Technology
2-17-1, Tsudanuma, Narasino, Chiba 275-0016, Japan

This paper describes methods of road description and extraction from an outdoor image. We proposed a novel representation named “distance flow”, which is based on texture appearance difference caused by distance from a camera. Road texture is divided into two major patterns: random texture pattern and geometric pattern, and we propose detection and grouping methods of the distance flow. The grouping result enables to specify road region. Qualitative evaluation was performed using real outdoor images.

Key Words : Road extraction, distance flow, scale space

1. 緒 言

本稿では、移動ロボットに載せたカメラで撮影した1枚の画像から路面を検出する問題を考える。移動ロボットが撮った画像には、路面、壁、建物、歩行者など様々なものが混在する。その中から路面を誤りなく検出することは移動ロボットの自律走行にとってきわめて重要である。

一般に、路面はアスファルト、コンクリート、タイル、土、砂利などの素材でできている。それぞれの素材は特有のテクスチャを持ち、路面検出の有力な手がかりとなる。移動ロボットが撮った画像からの路面検出で困難な点は、遠近によってテクスチャが変化することである。カメラで前方を撮影すると、近くの路面はテクスチャが粗く、遠くの路面はテクスチャが細かく滑らかに見える。このようにテクスチャの粒度が変わるため、従来のような粒度の均等さを仮定したテクスチャ認識で路面検出を行うことは難しい。そこで、テクスチャ認識を直接行うのではなく、テクスチャの遠近変化の情報を路面検出に用いることを考える。

本稿では、このような目的のもとで、1枚の画像から路面の遠近情報を推定し、その遠近情報から路面を検出する方法を提案する。まず、遠近情報の表現として遠近フローを導入する。遠近フローとは、画像の各点において、テクスチャの粗い領域から滑らかな領域

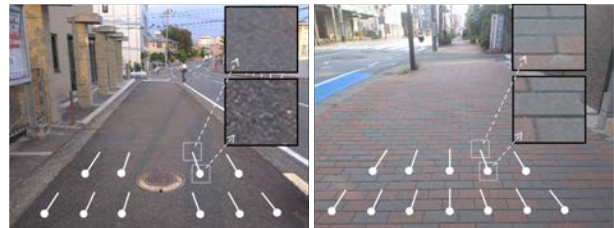


Fig. 1 A concept of distance flow

へと流れるベクトルである。Fig. 1 に遠近フローの概念図を示す。アスファルトの路面からはランダムなテクスチャが得られ、カメラからの距離が遠くなるほどテクスチャが滑らかになっていく。この例では、遠近フローは画像下部から中央部に向かう方向に抽出される。タイル舗装の路面では、カメラからの距離に応じて四辺形の幾何パターンが徐々に小さくなっていく。その小さくなる方向に遠近フローが抽出される。

提案手法は、画像のスケールスペース表現⁽¹⁰⁾を用いて遠近フローを求める。ガウス関数によって画像を平滑化すると、ガウス関数の分散が大きいほど画像はぼやける。これはカメラを遠ざけると被写体がぼやけるのに相当する。そこで、カメラからの距離によってテクスチャの見えが変わる様子をガウス関数による平滑化で模擬すれば、1枚の画像からテクスチャの見えの変化がわかる。このガウス関数の分散をスケールと呼ぶ。スケールに応じて出力が変化する特徴量を画像に適用し、その極大値を見つけることでテクスチャの各

^{*1} 信州大学工学部機械システム工学科 (〒 380-8553 長野県長野市若里 4-17-1) kyamazaki@shinshu-u.ac.jp

^{*2} 千葉工業大学未来ロボット技術研究センター (〒 275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1) irie@furo.org, tomono@furo.org

点でのスケール値を推定する．そして，スケール値の変化方向を算出して遠近フローを生成する．

遠近フローが得られたら，似た遠近フローをグルーピングして，路面や壁などの領域を検出する．一様なテクスチャであれば，遠近による見えが規則的に変化するので，テクスチャそのものではなく，変化の規則性を利用して領域を検出するのである．

路面のテクスチャには多くの種類があるので，本稿では，幾何パターンとランダムパターンの2種類に大別し，それぞれに適した遠近フロー抽出法を提案する．

- (1) 幾何パターン タイルでできた路面は同じ幾何形状が繰り返すパターンをもつ．繰り返しの幾何パターンをスケールスペースでの極値変化パターンに変換することで，スケールスペース上でのパターンマッチング問題として扱う．この方法の利点は，極値変化パターンが合致する部分を見つけられれば，それによって遠近フローの位置と方向を同時に特定できることである．手法の詳細は3章で述べる．
- (2) ランダムパターン アスファルトの路面はランダムなテクスチャパターンをもつ．この場合，テクスチャの強さを手掛かりとした方法により遠近フローを抽出する．近景であれば，テクスチャの木目が鮮明なため大きな輝度変化が観測される．一方，遠景ならば，ぼやけて輝度変化は小さくなる．この変化を表現する方法としてテクスチャ特徴量⁽¹⁵⁾を導入し，特徴量のノルムが大きい場所から小さい場所へ変化する方向を遠近フローとして抽出する．手法の詳細は4章で述べる．

本稿では扱わないが，遠近フローはテクスチャ特徴量を用いた路面検出にも重要な役割を演じる．画像の各点のスケールあるいは遠近フローが得られれば，それをもとにテクスチャ特徴量の遠近変化を補正できる．そうすると，テクスチャ認識の従来手法を拡張して路面検出に適用できるようになる．さらに，遠近フローは三次元空間の方向情報を含んでいるので，消失点や面の法線ベクトルの算出など，情景の三次元理解の手がかりになると考えられる．三次元情報が部分的にも得られれば，路面検出の性能向上に利用できる．

2. 関連研究

2.1 路面領域の抽出 画像からの道路認識には数多くの研究がある．道路認識問題に用いられる特徴量を大別すると色，エッジ，テクスチャがある．エッジ情報は道路境界線の検出に用いられる⁽¹⁶⁾．色情報は領域のセグメンテーション⁽³⁾や，道路境界の白線検出

⁽¹²⁾に用いられる．テクスチャの利用例には，消失点検出がある⁽⁸⁾が，道路を観測する場合，透視変換によるスケール変化が大きいと，領域セグメンテーションにそのまま用いることは難しい．提案手法はその変化を捉えることにより，逆に遠近を推定しようとするものである．

2.2 画像テクスチャの利用 テクスチャ特徴量の作成法としてはフィルタバンクが知られている．様々なフィルタカーネルを用意しておき，それらを入力画像に適用したときの反応値を集めることで，画像テクスチャの分析を行うことが可能である．例えば，Leung-Malik (LM) フィルタバンク⁽⁹⁾は，異方性・等方性のエッジ検出フィルタを48種類用意し，1画素につき48次元の特徴ベクトルが得るものである．Shmid, Maximum Responce (MR)⁽¹⁴⁾なども提案されている．これらは，一様なテクスチャパターンから弁別性の高い表現を得るものであるが，基本的には素材の部分画像が対象とされており，遠近による見えの変化は考慮されていなかった．

なお，屋外画像からテクスチャ情報を抽出し，遠近情報を得ようとした研究も存在する．例えば^{(1) (4) (5)}などがある．これらの手法は面方向のラベル付きデータを事前に与えて学習させるアプローチであるのに対し，提案手法はスケール変化を観測することで幾何的に方向を推定しようとする点で異なる．

3. 繰り返し幾何パターンからの遠近フロー抽出

3.1 遠近変化を伴う幾何パターンの記述 遠近変化がある情景画像から規則的な幾何パターンを抽出する手段として，スケールスペースを利用する．スケールスペースで得られる極値の周期性を利用することで，幾何パターンの存在と遠近情報の両方を同時に推定する．

入力画像と同じサイズの2次元配列を用意し，その各要素にスケールスペースでの極値を納める．本稿では，これをスケール極値画像と呼ぶ．スケール極値画像の生成方法を以下のようなものである．まず，入力画像にDifference of Gaussian (DoG) フィルタを適用する．このフィルタでは，平滑化の量がわずかに異なる二つのガウシアンフィルタ画像の差分として計算をおこなう．

$$DoG(\mathbf{u}, t) = g(\mathbf{u}, t + \delta t) - g(\mathbf{u}, t) \quad (1)$$

ここで， $\mathbf{u} = (u, v)$ は画像座標であり， $g(\mathbf{u}, t)$ は画像 $I(\mathbf{u})$ にガウシアンフィルタをかけた結果画像である． t はガウス関数の分散値である．

DoG フィルタは，Laplacian of Gaussian (LoG) フィルタの近似であるため，ルーフエッジとみなせる濃度



Fig. 2 An example of scale extremum image

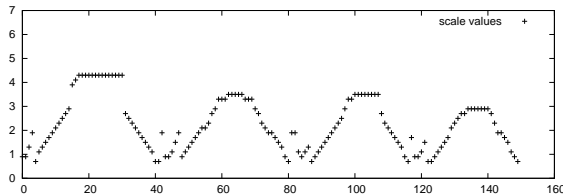


Fig. 3 An example of scale profile

変化パターンの検出に利用できる．たとえば，小さな t を設定した DoG フィルタをタイル等の幾何パターンに適用して出力値の絶対値を取ると，タイル間の細かいエッジ部分で極値が得られる．一方で， t を大きな値に設定すると，タイルの中央部分がルーフエッジのピークと見なされ，そこから極値が得られる．

Fig.2 はこの例を示している．右画像はスケール極値画像である．すなわち，左画像に対して t の値を δt の間隔で変えた多数の DoG フィルタを適用した結果である．各ピクセルで最も大きな極値を示した分散値の大きさに応じて，各画素に濃度値を割り振った．明るい画素は大きな分散値，暗い画素は小さな分散値を意味しており，タイル部分では濃度値が周期的に変化していることがわかる．Fig.3 のグラフは，横軸がピクセルの座標値であり，縦軸が \sqrt{t} の値である．Fig.2 右図の線分上の各ピクセルについて， $DoG(\mathbf{u}, t - \delta t)$, $DoG(\mathbf{u}, t)$, $DoG(\mathbf{u}, t + \delta t)$ の 3 値を比較したときに $DoG(\mathbf{u}, t)$ が最大もしくは最小であったときの値をプロットした．このとき，一つのピクセルから複数の極値が出現しうが，これらのうち最も絶対値の大きかったときの t を採用している．

このグラフより，幾何パターンに対しては周期的な波形が得られることがわかる．この波形は，スケール空間における極値の位置変化を表している．その形状は周期的でありながら，タイルの大きさの変化に連動している．すなわち，カメラから近いタイルでは波長と振幅は大きく，遠いタイルではそれらが小さくなる．以後，この波形をスケールプロファイルと呼ぶ．

3.2 参照スケールプロファイル (RSP) による幾何パターンの記述 遠近フローの算出は，スケール極値画像を入力として行う．幾何パターンに対応するス

ケールプロファイルをスケール極値画像から抽出することで，遠近フローを得る．

フロー抽出処理の前準備として，所望の幾何パターンに対応するスケールプロファイルを保存しておく．これを参照スケールプロファイル (RSP) と呼ぶ．RSP の保存形式は，数式として表現する方法，離散点列データとして表現する方法が考えられる．5 章で述べる実装では， N ピクセルの長さの RSP を生成し，1 ピクセルごとにひとつの分散値を与えるデータ形式とした．

$$\mathbf{f}_{RSP0} = \{t_1, \dots, t_N\} \quad (2)$$

それぞれの分散値 t_n は，極値が得られたときの値である．なお，幾何パターンがカメラからの遠近によって変化すると仮定すれば，ある RSP の波長と振幅を縮小して，異なるの大きさの幾何パターンを検出することもできる．すなわち，大きく映り込んだ幾何パターンの検出に \mathbf{f}_{RSP0} を利用し， \mathbf{f}_{RSP0} の波長と振幅を縮小した \mathbf{f}_{RSPk} を，小さく映り込んだ幾何パターンの検出に利用するといった使い方が可能である．

3.3 遠近フローの抽出 事前準備として，抽出したい幾何パターンについての RSP を生成しておく．これを $RSP0$ とする．そして，1 未満の実数 r によって \mathbf{f}_{RSP0} を縮小し \mathbf{f}_{RSPk} を得る． \mathbf{f}_{RSPk} の要素数は Nr とし，各要素に含まれる分散値は，線形補間と縮小率 r によって求める．

フロー抽出処理では，まず，入力画像に多数の DoG フィルタを適用し，それらの結果をまとめてスケール極値画像 $S(\mathbf{u})$ を生成する．次に，RSP を一つ選び，スケール極値画像への当てはめをおこなう．このとき， \mathbf{f}_{RSP} の最初の要素を画素座標 \mathbf{u} に位置させるが，そこに記録されている分散値が RSP の最初の要素に近い場合のみ当てはめ処理をおこなうと効率が良い．各座標における当てはめ処理では， \mathbf{u} を回転中心として RSP を所定の角度ごとに回転させ，波形の合致度を調べる．得られた評価値を各角度ごとに記録しておく．合致度の計算は，例えば \mathbf{f}_{RSP0} については以下のようにする．値が小さいほど合致度は高い．

$$C = \sum_{n=1}^N (f_{RSP0}^n - S(\mathbf{u} + \Delta\mathbf{u}))^2 \quad (3)$$

ここで， f_{RSP0}^n は \mathbf{f}_{RSP0} の n 番目の要素である． $\Delta\mathbf{u} = ((n-1)\cos\theta, (n-1)\sin\theta)$ であり， θ は RSP の傾き角度である．以上の処理により，各 RSP ごとに，スケール極値画像の各画素での角度と評価値の組み合わせデータを得る．これを RSP の数だけおこなう．

3.4 遠近フローのグルーピングと領域検出 前節の結果に対して領域拡張法を適用し，同じ方向成分

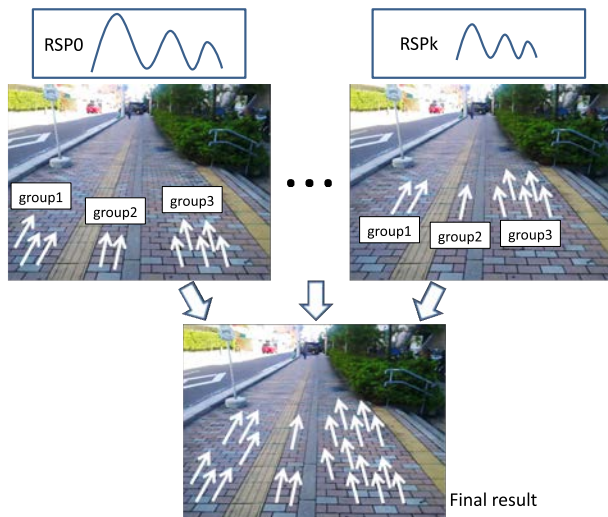


Fig. 4 Distance flow extraction using Multi-RSP

をもつフロー成分のグルーピングを行う。概要を Fig.4 に示す。各 RSP に対する結果ごとに、角度が一致しておりかつ波形の合致度の評価値が所定の閾値以下である近傍画素を、同属とみなす。図中上部の画像に示すように、一つの RSP について複数のグループが得られる。なお、この図では一つの画素につき一方向しか示していないが、一つの画素が複数のグループに属する可能性がある。

それらの結果を融合して最終的な遠近フローを得る。縮小率が低い RSP ほど幾何パターンが検出できる可能性が高いと考え、まず、 $RSPO$ において高い合致度を示した u と θ を探す。一つ以上の遠近フローグループが得られたら、次に、それらと同じ方向成分を持ち、画像領域上で重なりがあるフローグループを別の RSP から抽出する。その結果を束ねることで Fig.4 下に示すような結果を得る。この手順により遠近方向に沿わないフローが無視され、路面と建物の境界などでも適切な方向の遠近フローが得られる。

4. ランダムテクスチャからの遠近フロー抽出

4.1 テクスチャ特徴量の算出 ランダムなテクスチャパターンからは、規則的なスケール変化を得ることができない。よって RSP を利用した遠近フローの検出は困難である。一方、アスファルト路面などの対象は比較的粒子が細かいので、それを撮影した画像では、カメラからの距離によってテクスチャの粗さがだんだんと変わっていく。本研究ではこれに着目した遠近情報の抽出をおこなう。

粗さの情報を得るとき、照明変化に対する頑健性を考慮するならば輝度差を用いる方法が有効である。ただし、輝度勾配の方向は重要ではなく、勾配の大きさ

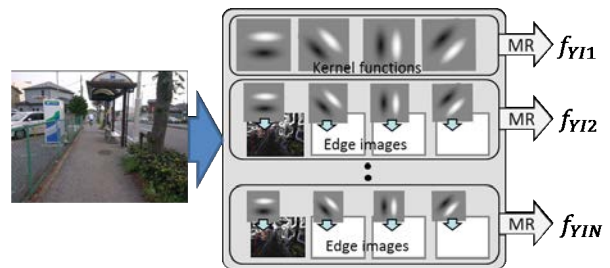


Fig. 5 YI feature description. “MR” described in right arrows means “Maximum Response”⁽¹⁴⁾.

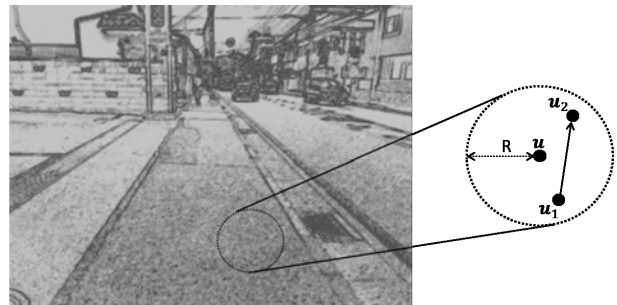


Fig. 6 Flow calculation from a texture magnitude image

が取得できればよい。そこで、筆者らが文献⁽¹⁵⁾で提案した YI 特徴量を用いる。この手法は、ガウス関数の分散値 t を様々に変えて平滑化機能付きエッジ検出フィルタを生成し、それを入力画像に適用した結果から、テクスチャの粗さ情報を得るものである。

Fig. 5 は、特徴量算出の概要を示している。まず、 t を固定しておき、方向成分を様々に変えたガボールフィルタを多数生成する。ガボールフィルタは、平滑化の機能を内包する異方性の一次微分フィルタとして知られている⁽⁶⁾。次に、入力画像に対してそれらのフィルタを適用し、最も強い反応値を各画素ごとに記録する。その後、 t を変更して同様の処理を行い、最終的に、 t の数 N を要素数とした特徴ベクトル f_{YI} を得る。

以上の処理結果を一つの画像にまとめる。この画像のサイズは入力画像と同じであり、各画素には特徴ベクトル f_{YI} のノルムを納める。これにより、テクスチャが粗い領域では大きなノルムが、テクスチャが滑らかな領域では小さなノルムが配置される。Fig.6 左はこの画像の例を示す。ノルムの大きな画素を黒く、そうでない画素を白く描画した。以下では、この画像をテクスチャ強度画像と呼ぶ。

4.2 遠近フローの抽出 遠近フローの算出は、テクスチャ強度画像を入力として行う。基本的な方針は、ノルムが大きな画素からノルムが小さな画素へと向かうベクトルを求めることである。ただし、粗いテクスチャの領域から常に大きなノルム値が得られるとは限

らない．そこで，ランダムサンプリングにより統計的にフローの方向を推定する．

具体的な算出方法は次のようである．ある画像座標 $\mathbf{u} = (u, v)$ を選び，そこを中心とした半径 R の円の中から，ランダムに 2 点 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ をサンプルする．これを K 回繰り返しながら，下記の計算を行う．

$$\mathbf{v} = \sum_{i=1}^K (|f_{YI}(\mathbf{u}_1)| - |f_{YI}(\mathbf{u}_2)|)(\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_1) \quad (4)$$

ここで， $|f_{YI}(\mathbf{u})|$ は座標 \mathbf{u} におけるテクスチャ特徴量のノルム，すなわちテクスチャ強度画像の画素値を表す．Fig.6 右にこの概要を示す．

4.3 遠近フローのグルーピングと領域検出 前節の手法はフローの尤もらしい方向を算出するのみであるため，道路領域とその他の領域の境界部分などでもフローが抽出される恐れがある．そこで，前処理として次の手順をおこなう．まず，テクスチャ強度画像の画素値を 0-255 に正規化しておく．そして，フローの起点として設定した各画素について，半径 R の円内の画素座標とそれぞれの画素値を集めて三次元点群を得る．もし路面領域であれば，遠近によるテクスチャの変化はなだらかなので，点の分布は平面状になると考えられる．そこで，三次元点群に対して主成分分析をおこない，その第三主成分の大きさが所定の閾値より大きい場合は，フロー算出はおこなわない．

以上により，テクスチャ変化が比較的滑らかな領域で遠近フローが得られる．この結果に領域拡張法を適用して，フローのグルーピングをおこなう．すなわち，近傍のフローのうち向きの違いが所定の閾値以下であった場合は，それを同族とみなし，領域を拡張していく．最終的に得られるフローグループのそれぞれが，路面や壁などの環境構造を表しているものとみなす．

5. 評価実験

5.1 準備 市街地の道路環境や大学構内でデジタルカメラを用いて画像を撮影し，VGA サイズ (640×480 pixel) に縮小した．これらの画像には，アスファルト舗装，タイル敷設による舗装，芝生などの路面が映り込むようにした．また，一般的な市街の建物や立木，植込み，ブロック塀，生垣なども含めた．

これらに対して遠近フローの抽出をおこなった．本実験では，幾何パターン，ランダムパターンのいずれの処理を行うかはあらかじめ人手で設定した．そして，フローの方向や抽出場所の適切さを定性的に評価し，現状の課題を整理した．

実験時の各種パラメータは以下のようにした．これらは人手で実験的に決めたものであり，自動化が今後の課題である．

5.1.1 繰り返し幾何パターンに対する設定 DoG フィルタの生成では，ガウシアンカーネルは標準偏差 $\sqrt{i} = 0.5$ を初期値とし，そこから 0.2 ずつ増やしながから 33 個のフィルタを生成した．すなわち，DoG フィルタの出力が 32 種類得られるようにした．これらの値は，幾何パターンの細かなスケール変化を数値化できるように配慮したものである．

RSP0の長さは150ピクセルとした．この長さは，近景の幾何パターンが3~4個程度含まれるように調整した結果である．RSP0の他に，長さの比率 r を 0.9, 0.8, 0.7 とした RSP を別途生成した．このとき，波長と振幅をどのような比率で縮小するかが問題になるが，本実験で用意したデータセットで実際のタイル路面での遠近変化を調べたところ，両方とも r に合わせることで特に問題はないことがわかった．

スケール強度画像に RSP を当てはめる処理では，各画素において RSP を回転する角度を 5 度とした．

5.1.2 ランダムテクスチャパターンに対する設定 ガボールフィルタの生成では，ガウシアンカーネルは標準偏差 $\sqrt{i} = 0.2$ を初期値とした．その値を 0.2 ずつ増やし，合計 16 種類の分散値を設定した．それぞれの平滑化カーネルに対して 45 度刻み 8 方向の異方性成分を掛け合わせ，ガボールカーネルを生成した．

フロー算出時の半径 (Fig. 6, R) は 64pixel とした．この値を大きく設定するほどフローの方向は揃いやすくなるが，路面とその他の境界付近では，4.3 節の平面性の判定によりフローが得られない領域が増える．平面性の判定では，第三主成分の閾値を 250 とした．ランダムサンプルの回数については， \mathbf{u}_1 と \mathbf{u}_2 の間の距離が $R/4$ 以上となる場合を 1 回として，サンプル数を合計 100 回として式 (4) を計算した．

5.2 遠近フローの抽出結果 Fig.7 に 6 つの処理例を示した．上段は幾何パターンでの遠近フローの検出結果を示しており，それぞれ左上が原画像，右上がスケール極値画像，下の画像は遠近フローを重畳表示している．タイル路面の 2 例については，同じ RSP を利用した．一方で，壁面の例については，この画像からあらかじめ生成したものを利用した．下段はランダムテクスチャパターンでの遠近フローの検出結果であり，それぞれの右上の画像はテクスチャ強度画像である．

タイルの場合は全体路面面積の 8 割程度，アスファルトでは 6 割程度でフローが検出された．路面の中央に走行経路を決める目的であれば，これらの結果が利用できると思われる．一方で，路面や壁などの領域分割を行う目的には，不明な領域がまだ多いことから，今後の改良が必要である．



Fig. 7 Examples of distance flow

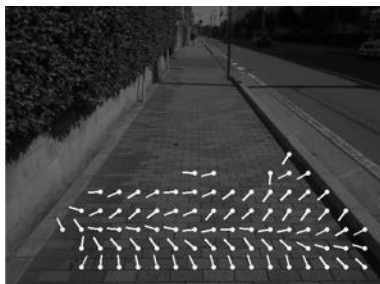


Fig. 8 Wrong distance flow at tile road

タイル敷きの塀や草地などの遠近変化が起きている場所でもフローが検出できることが確認された。フローの向きについてはまだ改善の余地があるが、全体として概ね正しい方向を示しており、遠近の基本情報を与える手段として提案手法の有効性が示している。

一方、Fig.8 は、タイル路面でのフロー算出の失敗例である。比較的小さく映り込んだタイルに対し、大きなタイルでの RSP が横方向や斜め方向に当てはまる場合がある。ただしこれについては、3.4 節に述べたように、RSP0 を優先したグルーピングにより多く

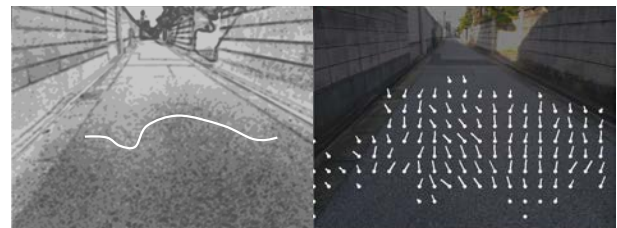


Fig. 9 Wrong distance flow at asphalt road

の場合で対処できる。Fig.9 は、アスファルト路面での失敗例である。舗装のムラにより、左図白線のようにテクスチャの変化が遠近方向に従わない場合に、フローの方向が乱れることがあった。

5.3 現状の課題 本実験で収集した画像データセットに限っても、タイルの表面は様々であり、滑らかなコーティングがされたものがあれば骨材がむき出しになっているものもあった。後者の場合、幾何パターンに対してスケールスペースの極値を適切に得ることは難しい。そこで本実験では、前処理として入力画像の平滑化をおこなった。幾何パターンのエッジ情報がよく保存される方式として、TV-L1⁽¹¹⁾によるノイズ除

去手法を適用した。他にもバイラテラルフィルタ⁽¹³⁾などが考えられるが、筆者らの経験では、TV-L1 を利用した平滑化の方が効果が高かった。しかしながら、ブロック塀など、より粗いテクスチャを内部に持つ対象には大きな改善は見られなかった。

アスファルト路面以外の主なランダムテクスチャの例として、生垣があった。アスファルト路面と比較すると木目の間隔が大きいため、カメラから比較的遠い部分からはフローが抽出できるが、近くにある場合はフローを得ることが困難であった。この対策として、ピラミッド画像の利用が考えられる。これについては、すでに文献⁽¹⁵⁾で検討がなされている。解像度を落とすことで生垣が仮想的に遠くにあるものとし、細かくしたテクスチャのもとでフロー抽出を行えばよい。

ランダムテクスチャにおける遠近フローの抽出では、路面と他の領域の境界付近でフローを得ることが難しかった。これは、4.2 節で述べた平面性チェックが影響している。境界付近のフローを取得したいのであれば、半径 R の円内部に境界エッジが検出された場合のみフローの算出を取りやめるなど、別の手段を検討する必要がある。

ランダムテクスチャと幾何パターンの両方で、領域拡張法に課題がある。現状では、対象とする情景によって人手による閾値の調整が必要な場合がある。グラフィックなどの大域最適化手法へ移行することで、閾値の調整なく路面領域抽出をおこなうといった方向性が考えられる。

6. ま と め

本稿では、1 枚の画像から路面の遠近情報を推定し、その遠近情報から路面を検出する方法について述べた。遠近情報の表現として遠近フローを導入し、2 種類の算出法を提案した。タイル路面などの繰り返し幾何パターンに対しては、テクスチャの表現法としてスケール極値画像を導入し、遠近フロー算出のための特徴量として参照スケールプロファイルを提案した。アスファルト路面などのランダムテクスチャに対しては、テクスチャ特徴量とテクスチャ強度画像を導入し、遠近フローの算出方法を提案した。また、領域拡張法による遠近フローのグルーピングについて述べ、提案手法を実際の路面画像に適用して効果を確認した。

現状の課題は 5.3 節に述べた通りである。また、幾何パターンとランダムパターンの自動判別を行う方式を考案したい。RSP については近景に存在する繰り返しパターンから自動生成することを目指したい。今後はこれらに対処するとともに、1 章で述べたように、

遠近フローでテクスチャ特徴量を補正して路面検出を行う方法を検討し、本稿の方法と合せて検出精度を向上させることを目指す。

参 考 文 献

- (1) J. Alvarez et al.: "Road Scene Segmentation from a Single Image," in Proc. of European Conference on Computer Vision, pp. 376–389, 2012.
- (2) C. Chang, C. Siagian, L. Itti: "Mobile robot monocular vision navigation based on road region and boundary estimation," in Proc. of IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems pp.1043 – 1050, 2012.
- (3) Kuo-Yu Chiu and Sheng-Fuu Lin: "Lane detection using color-based segmentation," in Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 706 – 711, 2005.
- (4) O. Haines and A. Calway: "Detecting planes and estimating their orientation from a single image," in Proc. of the British Machine Vision Conference, 31.1–31.11, 2012.
- (5) D. Hoiem, A. Efros, and M. Hebert, "Recovering Surface Layout from an Image," International Journal of Computer Vision, vol. 75, no. 1, pp. 151 – 172, 2007.
- (6) S. E. Grigorescu et al.: "Comparison of texture features based on Gabor filters," IEEE Trans. on Image Processing, No. 11, Vol. 10, pp. 1160 – 1167, 2002.
- (7) A. Kheyrollahi, T. P. Breckon: "Automatic real-time road marking recognition using a feature driven approach," Journal of Machine Vision and Applications, Vol. 23, Issue 1, pp. 123 – 133, 2012.
- (8) H. Kong and J.Y. Audibert and J. Ponce: "General Road Detection From a Single Image," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 19, No. 8, pp. 2211 – 2220, 2010.
- (9) T. Leung and J. Malik: "Representing and recognizing the visual appearance of materials using three-dimensional textures," Int'l J. of Computer Vision, Vol. 43, No. 1, pp. 29 – 44, 2001.
- (10) T. Lindeberg: "Scale-space theory: A basic tool for analysing structures at different scales," *Journal of Applied Statistics*, vol. 21, no. 2, pp. 225–270, 1994.
- (11) L. I. Rudin, S. Osher, E. Fatemi: "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Physica*, Vol.60, Issues 1, pp. 259 – 268, 1992.
- (12) Tsung-Ying Sun and Shang-Jeng Tsai and Chan, V., "HSI color model based lane-marking detection," in Proc. of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp.1168 – 1172, 2006.
- (13) C. Tomasi and R. Manduchi: "Bilateral filtering for gray and color images," in Proc. of IEEE Int'l Conf. on Computer Vision, pp. 839 – 846, 1998.
- (14) M. Varma and A. Zisserman: "Texture classification: Are filter banks necessary?," in Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 691 – 698, 2003.
- (15) 山崎, 入江, 友納: 「遠近変化による見えの違いに対応した屋外画像からの路面領域の検出」, 第 32 回日本ロボット学会学術講演会, 講演番号 212-01, 2014.
- (16) B. Yu and Jain, A.K.: "Lane boundary detection using a multiresolution Hough transform," in Proc. of Int. Conf. on Image Processing, Vol. 2, pp.748–751, 1997.