「画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2011)」 2011 年 7 月

特徴点の属性と空間的配置を統合した密な画像間対応付け

島田 喜明† 和田 俊和†

† 和歌山大学システム工学部 〒 640-8510 和歌山県和歌山市栄谷 930

E-mail: †{yshimada,twada}@vrl.sys.wakayama-u.ac.jp

あらまし 画像から特徴点とその周辺の局所特徴を抽出する SIFT や SURF というアルゴリズムがある．そして，それらのアルゴリズムから局所特徴として得られた高次元ベクトルの比較を行うことで，特徴点の対応付けを行うことができる．しかし，同じテクスチャが連続して並ぶ画像では，対応付けを一意に行うことができない問題がある．そこで本論文ではこのような問題を解決するために，2 枚の画像から得られる特徴量のうち，まず信頼できる少数の対応付けから 2 枚の画像間の幾何学的変換を表すアフィン変換やホモグラフィ，あるいはエピポーラ線との距離などの幾何学的特徴を推定して，元々の特徴との直積によって新たな特徴ベクトルを生成し，これらの距離に基づいて特徴点間の対応付けを行う方法を提案する． 特徴点の対応付けにテクスチャから得られる特徴量のみでなく，画像間の幾何学的変換を考慮した空間的な配置情報を加えることで誤った対応付けを減らし，正しい対応付けを増やすことが可能となる．

キーワード 局所特徴量，アフィン変換，ホモグラフィ，エピポーラ幾何

1. はじめに

David Lowe によって Scale Invariant Feature Transform (SIFT) が提案されて以降，SIFT やそれを高速化した Speed Up Robust Features (SURF) 等の局所特徴量を利用した様々な応用が提案されている．特に画像中に含まれる物体の検出や複数枚の画像の張り合わせ，複数カメラ間のキャリブレーション，ステレオマッチングなどへの応用では，大きな成功を収めている．この理由は，SIFT や SURF といった局所特徴量は回転，拡大・縮小，一様な照明変化，などに頑強であり，検出された特徴点固有の高次元ベクトルが得られるため，画像から検出された特徴ベクトル間の距離の比較だけで，信頼性の高い特徴点間の対応付けを行うことができるからである．しかし，図 1 のようにタイル張りや規則的な模様のついた壁面，床面など同じテクスチャが連続しているような画像から局所特徴量を抽出し，それらの対応付けを行う場合，一方の画像から抽出した特徴点の局所特徴量に最も近いもう一方の画像中の 1 番目に近い局所特徴量 (第一近傍) と 2 番目に近い特徴量 (第二近傍) の距離の差が小さくなるため特徴点を一意に対応付けることは困難になる．このような画像に対して，もし無理に最近傍点と対応付けをすると，誤った対応付けが発生してしまう．そこで誤った対応付けを除くために RANSAC 等を使い幾何学的変換を満たすものだけを取り出す方法があるが，それらの方法では，インライアを取り出して利用するだけであるので，対応点の数は減ってしまう．そこで本論文では特徴点が持つ特徴ベクトルを局所特徴量だけでなく，点の空間的配置情報も加えて拡張し，この拡張された特徴ベクトルに対して最近傍探索を行い，特徴点の対応付けを行う方法を提案する．アフィン変換やホモグラフィなど一対一の対応付けが可能な幾何学的変換を用いて点の空間的配置情報を求めるには，まず 2 枚の画像間で信頼できる対応付け数点から一方の特徴点全体をもう一方の画像に移す変換を求め，一方にはそれによって変換された点の x,y 座標を特徴ベクトルの一部に加え，もう一方には点の x,y 座標をそのまま特徴ベクトルの一部に加える．そして，この拡張された特徴ベクトルに対して最近傍探索を行うことで，点の対応付け計算を行う．一般の 3 次元シーンを対象とする場合には，エピポーラ幾何を用いて，一方の画像上の点からもう一方の画像上のエピポーラ線を求め，特徴点相互の距離を，特徴ベクトル間の距離＋エピポーラ線と特徴点位置の距離，と定義することで，点の空間的配置情報を加味した対応点探索が行える．また，これらの幾何学的変換を表すパラメータは，特徴量による信頼できる対応付けをもとに RANSAC を使い推定する．実験では，以上に述べた提案手法を，平面物体をほぼ正面から撮影した画像ペア，平面物体を異なる角度から撮影した画像ペア，一般の 3 次元シーンを任意の位置から撮影した画像ペアに適用し，それぞれアフィン変換，ホモグラフィ，エピポーラ幾何を用いれば，従来よりも正確な特徴点の対応付けが，より多く求められるようになることを示した．

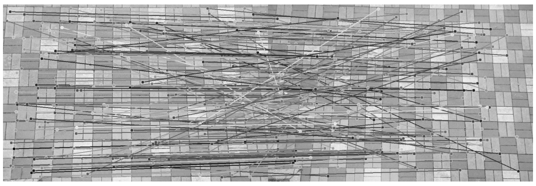


図 1 2 枚の画像間の特徴量の類似性による対応付け

2. SURFによる特徴点検出と特徴量記述

本章では，本研究で用いるSURFのアルゴリズムについて述べる．画像から回転・拡大縮小・一様な照明変化に頑強な特徴を得るための局所特徴量としてScale In-variant Feature Transform (SIFT)を用いることがある．しかし，SIFTは特徴点の抽出を行う際の計算に多くの時間がかかるため，そのアルゴリズムを高速化した手法としてSpeed Up Robust Features (SURF)が提案されている．SURFのアルゴリズムは大きく分けてFast Hessianによるキーポイント抽出，キーポイントにおける特徴量記述の2段階からなるアルゴリズムである．

2.1 Fast Hsessianによる特徴点の検出とスケールの決定

SURFにおける特徴点は，ぼかした画像のHesse行列の極値を与える尺度空間内の点である．Hesse行列の行列式は画像を曲面とみなした場合，そのGauss曲率であり，それが空間的にもスケール方向にも極値となる点を特徴点として検出するのである．画像のぼけを入力画像$I(x,y)$と，ガウス関数$g(x,y,\sigma)$の2次微分の畳み込みで表現すると，Hesse行列は以下の式で定義される．

$$H(x,y,\sigma = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,y,\sigma) & L_{xy}(x,y,\sigma) \\ L_{xy}(x,y,\sigma) & L_{yy}(x,y,\sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

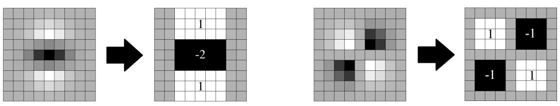
但し，

$$L_{xx}(x,y,\sigma) = I(x,y) \otimes \frac{\sigma^2}{\sigma x^2} g(x,y,\sigma) \quad (2)$$

$$L_{xy}(x,y,\sigma) = I(x,y) \otimes \frac{\sigma^2}{\sigma xy} g(x,y,\sigma) \quad (3)$$

$$L_{yy}(x,y,\sigma) = I(x,y) \otimes \frac{\sigma^2}{\sigma y^2} g(x,y,\sigma) \quad (4)$$

である．しかし，上の式で必要とされる畳み込み計算はスケールσの大きさの二条に比例して増加するため，SURFでは後述するIntegral Imageを利用し, ガウス関数の2次微分を図2のように近似したもので計算を行う．近似した場合のHesse行列，行列式を式5，式6のように表す．尚，式6中でDxyが0.9倍されているのは，近似誤差を調整するためである．このような近似計算を行う理由は，Integral Imageを用いた畳み込み計算の高速化のためである．



(a) D_{xx}, D_{yy} 計算用のマスク画像　(b) D_{xy} 計算用のマスク画像

図2　近似計算用のマスク画像

$$H_{approx} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

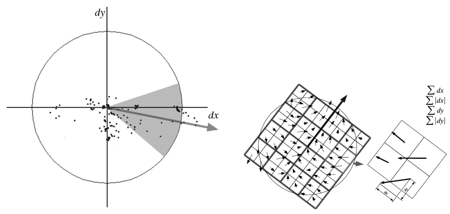
$$det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (6)$$

Integral Imageとは，画像の原点からのある画素までの矩形領域内の画素値の総和を，式7のようにしてあらかじめ計算しておくもので，画像内の任意の矩形領域内の輝度値の総和はIntegral Image内の4画素を参照し，3回の加減算で計算することができる．前述の操作によって求められた行列式の値を，周辺8近傍と前後のスケールの9近傍の計26近傍と比較し，極値(最大または最小)となる点を特徴点とする．また，極値が検出されたスケールを特徴点のスケールとする．

$$II(x,y) = \sum_{i=0}^{x}\sum_{j=0}^{y} I(i,j) \quad (7)$$

2.2 オリエンテーションの決定

オリエンテーションとは各特徴点を中心とした，領域内の最も頻度の高い勾配方向を表す．また特徴量記述を行う際にオリエンテーションにより，回転に不変な特徴を得ることができる．勾配を計算する方法としてはHaar waveletを用いる．手順として特徴点検出の際のスケールsをもとに，特徴点周辺の半径6sの円領域を決定し，領域内をサイズ4s × 4sのHaar waveletを用いてx方向，y方向の勾配を計算し，特徴点を中心とした円の中心ほど重みが大きくなるようガウス関数によって重みづけし，その値を図2.2のようにプロットする．そしてプロットした領域内で60度の扇形の領域内に含まれる重みの和を，扇形を回転させながらそれぞれ計算しその値が最も大きくなるものをオリエンテーションの方向とする．



(a) オリエンテーションの決定　(b) 特徴量の決定

図3　特徴量の記述

2.3 特徴量の記述

SURF特徴量の記述のためにはまず，特徴点検出時のスケールsを用いて特徴点周辺の$20s \times 20s$の正方形をオリエンテーションの方向に回転させた領域を設定する．その領域を図2.3のように4×4の部分領域に分け，それぞれの部分領域内でサイズ$2s \times 2s$のHaar waveletを用いて勾配方向を計算する．そしてx,y方向の勾配をdx,dyとして各部分領域の勾配方向の和$\sum dx$と$\sum dy$，勾配方向の絶対値の和$\sum |dx|$と$\sum |dy|$，を特徴点の中心ほど値が大きくなるようガウス関数によって重みづけして計算し，各部分領域のベクトル$\mathbf{v} = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|)$とする．したがってSURFの特徴量は16領域$\times$4次元＝64次元の特徴ベクトルとなる．

3. 画像間の幾何学的変換

2 枚の画像間の幾何学的変換の一つとしてアフィン変換がある．アフィン変換とは，一次変換 (回転，拡大・縮小，剪断) と平行移動を合わせた座標の幾何学的変換である．2 枚の画像に，ほぼ角度の変化がない同じ平面が写っている場合，画像間の対応点から 2 次元アフィン変換を推定することでその関係を表すことができる．しかし 2 次元アフィン変換は，変換前後で直線の平行関係を保つため，画像間に奥行きを含む変化がある場合は，その関係を表すことができない．そこで，そういった場合にはホモグラフィと呼ばれる幾何学的変換を利用する．ホモグラフィとは平面の透視投影であり，アフィン変換に奥行きの変化を表すことのできる扇形変形を加えたものである．2 枚の画像に，角度の変化がある平面が写っている場合でも，画像間の対応点からホモグラフィを推定することでその関係を表すことができる．また，アフィン変換やホモグラフィは，一方の画像内の平面をもう一方の画像内の平面に移す変換であるので，画像間の対応点からその幾何学的変換を推定することができれば，画像間の点と点の対応関係を知ることができる．しかし，画像に複数の物体が含まれている場合には，画像間の幾何学的関係をアフィン変換やホモグラフィにより表すことができない．そこで，そういった場合にはエピポーラ幾何を利用する．エピポーラ幾何とは画像間に同一の物体が含まれている場合に特有の幾何学であり，その関係は基礎行列 (Fundamental Matrix) と呼ばれる行列により表すことができる．カメラの内部パラメータを$\boldsymbol{A}, \boldsymbol{A}'$，カメラ間の回転を表す行列を$\boldsymbol{R}$，カメラ間の並進を表す歪対称行列を $[\boldsymbol{T}]_\times$ とすると，画像座標 $\mathbf{x}, \mathbf{x}'$の関係は式のようになり，式の行列$\boldsymbol{F}$は基礎行列であり，カメラの内部パラメータと外部パラメータを含んでいる．また基礎行列を用いると画像座標 $\mathbf{x}, \mathbf{x}'$に対応するエピポーラ線$\mathbf{l}, \mathbf{l}'$は式 8，式 9 のように表される．

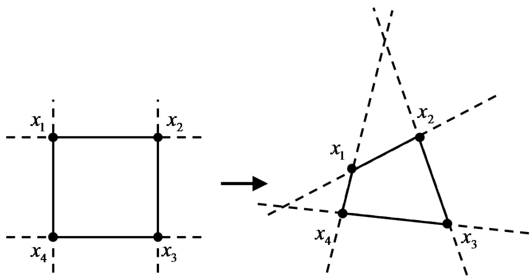


図 4 扇 形 変 形

$$\tilde{\mathbf{x}}'^T \boldsymbol{F} \tilde{\mathbf{x}} = 0 \tag{8}$$

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{A}'^{-T} [\boldsymbol{T}]_\times \boldsymbol{R} \boldsymbol{A}^{-1} \tag{9}$$

基礎行列を利用すると，一方の画像内の点はもう一方の画像内でエピポーララインとして現れる．画像間の対応点から，基礎行列を推定することができれば，画像間の点と線の対応関係を知ることができる．

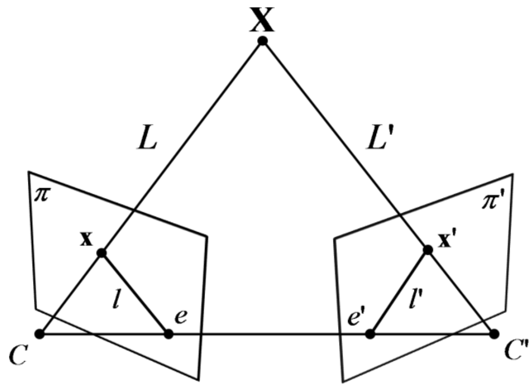


図 5 エピポーラ幾何

4. 幾何学的変換の推定

画像間の幾何学的変換を推定するためには，正確な特徴点の対応付けが必要である．しかし幾何学的変換を SURF などで得られた特徴点の特徴量の類似性による対応付けをもとに，最小二乗法を用いて推定した場合，対応点に誤りがほとんど含まれていなければ正しく推定を行うことができるが，誤対応を多く含む場合，幾何学的変換を正しく推定することはできなくなる．そこで幾何学的変換の推定に RANSAC(RANdom Sampling Consensus) を利用する．RANSAC とは Random Sampling と投票によるパラメータ推定手法である．RANSAC を用いて幾何学的変換を推定するためには，まず幾何学的変換モデルの計算に必要な画像間の対応点の数点から計算を行い，そのモデルに一致する画像間の対応点の個数を数え，その個数が最も多いものを正しい画像間の幾何学的変換とする．モデルの計算に必要な対応点をランダムに取り出すことで，誤対応が含まれる集合であっても正しい対応点を取り出すことができれば，それらから正しい幾何学的変換モデルを推定することができる．また投票によって幾何学的変換を決定するため，誤った対応点をもとに計算されたモデルでは，一致する対応点の個数がほとんど無く，正しい対応点をもとに計算されたモデルの場合のみ，モデルに一致する対応点の個数が多くなるため，特徴量の類似性による誤りを含む集合からでも正しい幾何学的変換を推定することができる．ここでパラメータ推定時に取り出す要素が，正しいものである確率を p_i とすると，取り出した要素 N 個がすべて正しいものである確率は $(p_i)^N$，推定を L 回繰り返した後に決定されたパラメータが誤っている確率は $(1-(p_i)^N)^L$ となり，L 回繰り返したあとに推定されたパラメータが正しいものである確率は $1-(1-(p_i)^N)^L$ となる．$L = 1000$ としてパラメータの推定を行ったため，取り出した要素が正しいものである確率を仮に $p_i = 0.5$ とすると，推定が正しい確率は 99%以上となりその推定が十分に信頼できるものであることが分かる．

5. 幾何学的変換を考慮した特徴点間の距離の計算

2 枚の画像間に同一の物体が写っているならば，アフィン変換，ホモグラフィ，基礎行列などの幾何学的変換を，画像から抽出した特徴点の特徴量の類似性を用いた対応付けから推定することができる．また，推定された幾何学的変換による空間的な情報を付加して，特徴点間の距離を新たに計算して最近傍探索を行うことで，テクスチャから得られる特徴量だけでなく，空間的な配置を考慮した特徴点の対応付けを行える．

5.1 アフィン変換を考慮した特徴点間の距離の計算

2 枚の画像が同じ 3 次元空間内の平面を角度の変化がなく撮影されたものであれば，画像間の幾何学的変換は回転，拡大・縮小，剪断，平行移動を組み合わせたものとなり，それらの幾何学的変換はアフィン変換によって表すことができる．そこで画像間の特徴点の組み合わせから画像間のアフィン変換を推定して，その推定されたアフィン変換を考慮した特徴点間の距離を式 10 のようにして計算する．

$$dist(p_i,\ p_j)=\alpha*dist(\boldsymbol{A}\mathbf{x}^{p_i},\mathbf{x}^{p_j})+\beta*dist(\mathbf{v}^{p_i},\ \mathbf{v}^{p_j}) \tag{10}$$

$$dist(\mathbf{v}^{p_i},\ \mathbf{v}^{p_j})=\sqrt{\sum_{k=1}^{64}(\mathbf{v}_k^{p_i}-\mathbf{v}_k^{p_j})^2} \tag{11}$$

p_i, p_j は 2 枚の画像からそれぞれ得られる特徴点，$\boldsymbol{A}$ は p_i をもう一方の画像上の点に移動するアフィン変換であり，$\mathbf{x}^{p_i}, \mathbf{x}^{p_j}$ は p_i, p_j の x, y 座標の位置ベクトル，$\mathbf{v}^{p_i}$, $\mathbf{v}^{p_j}$ は特徴点のもつ特徴量である．また，α,β は重み係数である．このようにして特徴点間の距離を，特徴点の持つ特徴量の距離と，2 次元アフィン変換を考慮した点と点との距離との和することで，特徴点の空間的な配置と，周辺のテクスチャを同時に考慮した特徴点の距離の計算を行うことができる．また，それぞれのユークリッド距離を計算する際に，2 次元の情報を持つ点と点の距離と，64 次元の情報を持つ特徴量間の距離には，値として大きな差があるため，そのまま計算を行うと幾何学的変換を考慮するための情報が小さくなる．そこで幾何学的変換による情報と特徴量の持つ情報のバランスをとるため，α, β という重み係数を設定する．ここで $\alpha = 0$ としたときは特徴点の持つ特徴量の距離だけを考慮したものとなり，$\beta = 0$ とした場合は特徴点の点と点との距離だけを考慮したものとなる．画像間の幾何学的変換が回転，拡大・縮小，剪断と平行移動だけで表すことのできるとき，このようにして特徴点間の距離を計算することで対応付けを密にすることができる．

5.2 ホモグラフィを考慮した特徴点間の距離の計算

2 枚の画像が，3 次元空間内の同一の平面をそれぞれ別の角度から撮影したものであるとき，画像に奥行きによる変化が起こるため，画像間のアフィン変換を推定することはできない．そこでその場合には特徴点の組み合わせから画像間のホモグラフィを推定して，それらを考慮した特徴点間の距離を式 12 のようにして計算する．

$$dist(p_i,\ p_j)=\alpha*dist(\boldsymbol{H}\mathbf{x}^{p_i},\mathbf{x}^{p_j})+\beta*dist(\mathbf{v}^{p_i},\ \mathbf{v}^{p_j}) \tag{12}$$

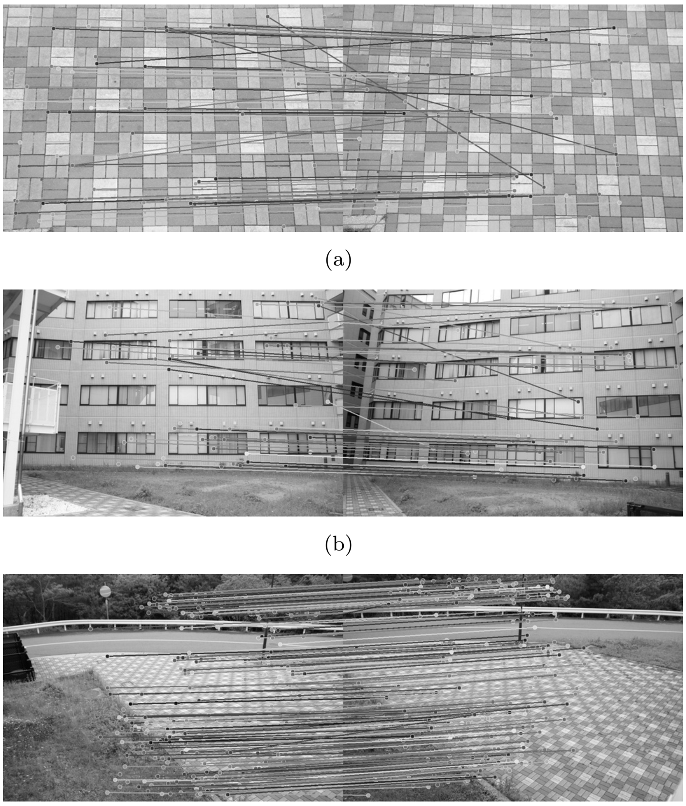
p_i, p_j は 2 枚の画像からそれぞれ得られる特徴点，$\boldsymbol{H}$ は p_i をもう一方の画像上の点に移動するホモグラフィであり，$\mathbf{x}^{p_i}, \mathbf{x}^{p_j}$ は p_i, p_j の x, y 座標の位置ベクトル $\mathbf{v}^{p_i}, \mathbf{v}^{p_j}$ は特徴点のもつ特徴量である．また，α,β は重み係数である．このようにしてホモグラフィを考慮した点と点との距離の情報を加えることで，特徴点の奥行きも考慮した空間的な配置と，周辺のテクスチャを同時に考慮した特徴点の距離の計算を行うことができる．α，β は 5.1 の説明と同様の理由で計算に含めている．画像間の幾何学的変換がホモグラフィだけで表すことのできるとき，このようにして特徴点間の距離を計算することで対応付けを密にすることができる．

5.3 基礎行列を考慮した特徴点間の距離の計算

2 枚の画像が複数の物体を含むようなシーンを撮影したものである場合，アフィン変換やホモグラフィでは画像間の幾何学的変換を表すことができない．しかしそういった場合には，画像間の関係をエピポーラ幾何によって表すことができるため，画像間の特徴点の組み合わせからエピポーラ幾何を利用して得られる基礎行列を推定して，その推定された基礎行列を考慮した特徴点間の距離を式 13 のようにして計算する．

$$dist(p_i,\ p_j)=\alpha*dist(\boldsymbol{F}\mathbf{x}^{p_i},\mathbf{x}^{p_j})+\beta*dist(\mathbf{v}^{p_i},\ \mathbf{v}^{p_j}) \tag{13}$$

p_i, p_j は 2 枚の画像からそれぞれ得られる特徴点，$\boldsymbol{F}$ は基礎行列であり，$\mathbf{x}^{p_i}, \mathbf{x}^{p_j}$ は p_i, p_j の x, y 座標の位置ベクトル，$\mathbf{v}^{p_i}, \mathbf{v}^{p_j}$ は p_i, p_j のもつ特徴量である．また，α, β は重み係数である．アフィン変換やホモグラフィは点と点との対応関係を表していたが，基礎行列では点とエピポーラ線との対応関係になる．そこで特徴点間の距離を，特徴点の持つ特徴量の距離と，基礎行列を考慮した点と直線との距離の和とすることで，特徴点の空間的な配置と，周辺のテクスチャを同時に考慮した特徴点の距離の計算を行うことができる．しかしアフィン変換やホモグラフィで 2 次元の情報であったものが，点と直線の関係で 1 次元に減るため，空間的な情報が減っていることが分かる．α,β は 5.1 の説明と同様の理由で計算に含めている．画像間の幾何学的変換がアフィン変換やホモグラフィで表すことのできない場合には，このようにして特徴点間の距離を計算することで誤りの少ない対応付けを行うことができる．

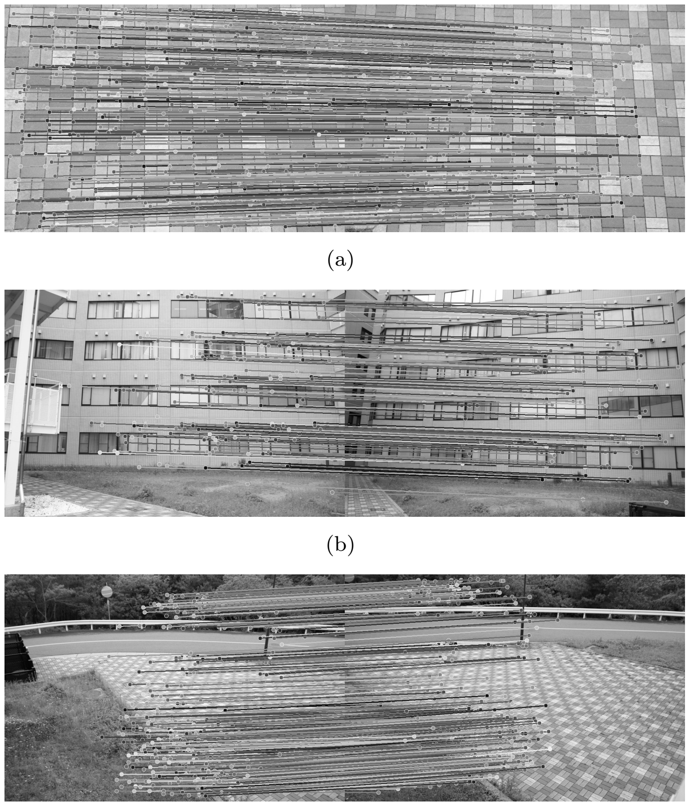


(a)

(b)

(c)

図 6　特徴量の距離の比較による対応付け



(a)

(b)

(c)

図 7　アフィン変換を考慮した場合の対応付け

6. 実 験 結 果

2 枚の画像から得られる特徴点間の距離をそれぞれ計算して，ある特徴に一番近い特徴点（第一近傍）と，二番目に近い特徴点（第二近傍）の比がしきい値 γ を満たすものだけを対応付ける．実験では特徴量のみを用いた場合には閾値 $\gamma = 0.6$ として対応付けを行い，幾何学的変換を考慮した場合には閾値 $\gamma = 0.6$ とした．また幾何学的変換を考慮した場合の距離の計算時の重み係数は予備実験により $\alpha = 1, \beta = 0.1$ とした．

6.1　特徴量の類似性だけを利用した対応付け

2 枚の画像から特徴点とその特徴量を抽出して，その特徴量の距離の比較だけで対応付けを行うと図 6 のように誤った対応付けがされ，また対応付けされる特徴点の数も少ないことが分かる．それぞれの画像について説明すると，画像 (a) は規則正しく並んだ道路のレンガ模様をほとんど角度の変化がなく撮影したものであり，画像 (b）は同じ形の窓が並ぶ建物を異なる角度で撮影したものであり，画像 (c) は道路や木などの複数の物体が写るものを異なる位置から撮影したものである．

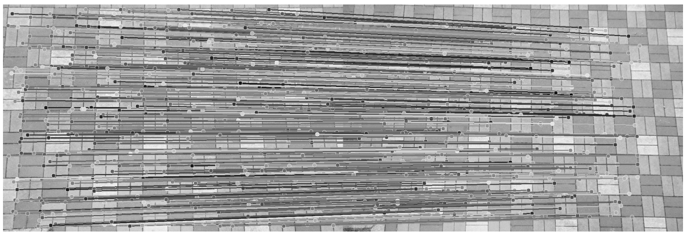
図 6 の結果から，図 6(a) では同じような特徴が得られるため，特徴量を一意に対応付けることができず，対応付けできた組み合わせの数が少なくなっており，また対応付けされていても誤った対応付けであるものが多くなっている．図 6(b) も図 6(a) と同じように特徴量を一意に対応付けできておらず，対応付けできた組み合わせの数が少なくなっている．対応付けできる組み合わせが少なくなる理由は，角度による変形が大きいと特徴点の現れる位置としては一致していても，得られる特徴量がわずかに異なることが考えられる．図 6(c) ではある程度の個数の対応付けがされているが，一部に誤対応が含まれていることや道路の連続したレンガ模様があるところから得られた特徴点については，あまり対応付けがされていないことが分かる．

表 1　特徴量だけで対応付けした結果

	特徴点の個数		対応付けできた組み合わせ
図 6(a)	984	1132	69
図 6(b)	1024	1093	52
図 6(c)	2572	2671	284

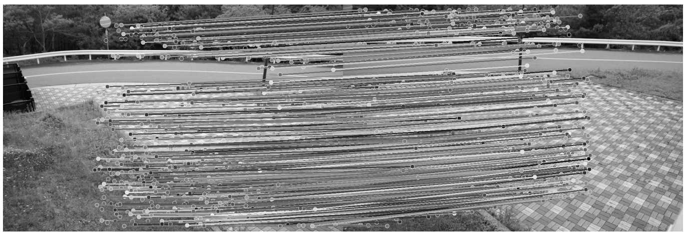
6.2　アフィン変換を考慮した対応付け

特徴点間の距離を，式 10 のように計算して対応付けを行うと図 7 のように対応付けがされる．7(a) では画像の拡大縮小や平行移動などが正しく推定できており，対応付けできている特徴点が増えている．また，誤った対応付けはなくなっている．7(b) や 7(c) では奥行きによる変化が少ない部分については正しく対応付けをすることができているが，変化が大きい部分では距離の計算が正しく行えず，対応付けができていないことが分かる．



(a)

(b)



(c)

図 8　ホモグラフィを考慮した場合の対応付け

表 2　アフィン変換を考慮して対応付けした結果

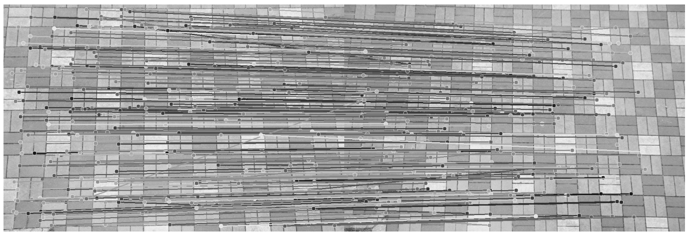
	特徴点の個数		対応付けできた組み合わせ
図 7(a)	984	1132	453
図 7(b)	1024	1093	161
図 7(c)	2572	2671	425

6.3　ホモグラフィを考慮した対応付け

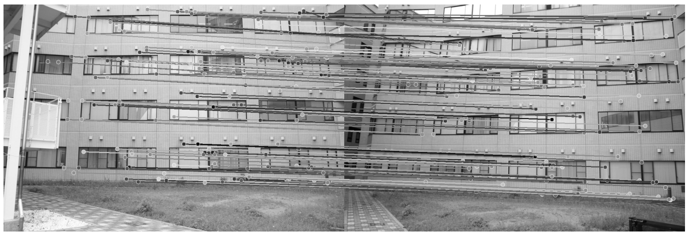
特徴点間の距離を，式 11 のように計算して対応付けを行うと図 8 のように対応付けがされる．8(a) ではアフィン変換とほぼ変わらず正しい対応付けができている．8(b) ではアフィン変換で推定することのできなかった奥行きによる変化が，ホモグラフィで推定できるため誤った対応付けがなくなり，正しく対応付けできる組み合わせが増えている．8(c) ではアフィン変換で対応付けることのできなかった道路の模様の部分の対応付けができており，また推定したホモグラフィを利用することで空間的な位置が限定されるため，周辺部分についても多くの対応付けを行うことができている．

表 3　ホモグラフィを考慮して対応付けした結果

	特徴点の個数		対応付けできた組み合わせ
図 8(a)	984	1132	454
図 8(b)	1024	1093	278
図 8(c)	2572	2671	740



(a)



(b)

(c)

図 9　基礎行列を考慮した場合の対応付け

6.4　基礎行列を考慮した対応付け

特徴点間の距離を，式 12 のように計算して対応付けを行うと図 9 のような対応付けがされる．9(a)，9(b)，9(c) のすべて対応付けできた数が増えているが，一部に誤まった対応付けが起きている．これらはエピポーラ幾何がアフィン変換やホモグラフィなどの点と点の関係ではなく，点とエピポーラ線との関係となり，点を一意に対応付けることができなくなるためだと考えられる．

表 4　基礎行列を考慮して対応付けした結果

	特徴点の個数		対応付けできた組み合わせ
図 9(a)	984	1132	262
図 9(b)	1024	1093	143
図 9(c)	2572	2671	491

7. ま と め

本論文では，特徴点の対応付けを特徴量だけでなく，画像間のアフィン変換やホモグラフィ，エピポーラ幾何といった何学的な関係を考慮して，空間的配置情報とテクスチャ情報の両方を考慮した特徴点間の距離の計算，対応付けの方法を提案した．実験により，2 枚の画像が 3 次元空間内の平面を角度の変化がなく撮影されたものであれば，画像間のアフィン変換やホモグラフィを推定して，そのアフィン変換による点と点との空間的配置情報を加えることで，誤った対応付けをなくして，正しい

対応付けを増やすことができることが分かった．しかし，アフィン変換だけでは奥行きによる変化を表すことができないので，2 枚の画像が 3 次元空間内の平面を異なる角度から撮影されたものであるときには，画像間のホモグラフィを推定して，そのホモグラフィによる点と点との空間的配置情報を加えることで，誤った対応付けをなくして正しい対応付けを増やすことができることが分かった．また，2 枚の画像が複数の物体を含むものであるときにはエピポーラ幾何に基づいた基礎行列の推定を行い，基礎行列による点と線の関係で表される空間的配置情報を加えることで誤対応を減らして対応付けできることが分かった．このような空間的な配置を考慮した対応付けを行うことで，同じテクスチャが並んでいて従来の特徴量のみで対応付けできない特徴点についても，対応付けが密にできることが確認できた．

今後の課題としては，画像の組み合わせによって，これらの幾何学的変換や適用する領域を選択して，対応付けを適切に行う方法について考える必要がある．

文　献

[1] D.G. Lowe, “ Object recognition from local scale-invariant features, ” Proc. 7th Int. Conf. on Computer Vision, pp.1150-1157, Corfu, Greece, Sept. 1999.

[2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. J. Van Gool, “ SURF: Speeded Up Robust Features, ” Proc. 9th ECCV, pp.404-417, Graz, Austria, May 2006.

[3] Matthew Brown and David G. Lowe, “ Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features, ” International Journal of Computer Vision, vol.74, no.1, pp.59-73, Augst 2007.

[4] Noah Snavely, Steven M. Seitz, Richard Szeliski, “ Modeling the World from Internet Photo Collections, ” International Journal of Computer Vision, vol.80, no.2, pp.189-210, November 2008.

[5] Rahul Raguram, Jan-Michael Frahm and Marc Pollefeys, “ A Comparative Analysis of RANSAC Techniques Leading to Adaptive Real-Time Random Sample Consensus , ” ECCV, pp.500-513, Marseille, France, October 2008.

[6] Chum, O., Matas, J., “ Matching with PROSAC - progressive sample consensus, ” CVPR, vol.1, pp.220-226, June 2005.