

特徴量空間を用いた繰り返しパターンを含む画像間の対応付け

坂本 大樹[†] 高橋 将貴^{††} 金澤 靖^{†††}

[†] 株式会社リンクス 〒225-0014 神奈川県横浜市青葉区荘田西 1-13-11

^{††} 豊橋技術科学大学 知識情報工学課程

^{†††} 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系 〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1

E-mail: ^{††}m-takahashi@img.cs.tut.ac.jp, ^{†††}kanazawa@cs.tut.ac.jp

あらまし 本論文では規則的な繰り返しパターンを含むシーンの 3 次元復元を行うためのパターン要素の特徴量空間を利用した対応付け法を提案する. シーン内にタイルやレンガなど規則的な繰り返しパターンを含む場合, それらを撮影した画像は, 従来より, 対応付けが難しいものの一つとされている. 提案法では, 繰り返しパターンの要素に関する特徴量空間を利用し, それぞれの部分空間を検出することで繰り返しパターン領域を検出するだけでなく, 検出した部分空間間の変換を求めることで, 画像間の対応付けを行う. 実画像を用いた実験により, 提案法の有効性を示す.
キーワード 繰り返しパターン, 対応付け, 特徴量空間, 部分空間

1. はじめに

画像間の対応付けは, ステレオに代表される多視点画像からの 3 次元復元や, モザイク合成など, コンピュータビジョンの多くの技術において, 最も基本かつ重要な技術であり, 従来より極めて多くの手法が提案されている [1], [5]~[7], [11]~[14].

画像間の対応付けにおいて, 現在難しいとされているものは次の 3 つのケースである.

- テクスチャのないシーンの画像
- 視点が大きく異なる画像
- 規則的なパターンを含むシーンの画像

1 番目のテクスチャのないシーンの画像については, 対応付けの単位となる特徴 (点や線, 領域) 自体を検出することが難しい. 2 番目の視点が大きく異なる画像では, シーンに含まれる物体の見え方が大きく変化し, 検出すべき特徴の位置がずれるだけでなく, 特徴の記述 (記述子) が大きく変化してしまうため, 対応付けが難しくなる. 3 番目の規則的なパターンを含むシーンの画像については, 特徴も比較的容易に検出可能であり, また特徴の記述もそれほど変化することはないが, その規則性のために, ずれた箇所でも類似度が高くなり, 結果として多くの誤った対応が検出されてしまう. 例えば図 1(a) の画像に対し, 対応付け手法として, 現在, 最も有名な手法の一つである SIFT [11] を用いても, 正しい対応はわずかししか検出できない. しかし, 一方で, このような繰り返しパターンはシーン内で目立つだけでなく, もし対応付けが行えれば, その結果は極めて有効な情報となり得る [2], [15], [16].

本研究では, 規則的な繰り返しパターンを含むシーンの画像間における対応付けを行うために, パターン要素の特徴量空間を利用した対応付け法を提案する. ここで

は, 繰り返しパターンの要素に関する特徴量空間を利用し, それぞれの部分空間を検出することで繰り返しパターン領域を検出するだけでなく, 検出した部分空間間の変換を求めることで, 画像間の対応付けを行う. そして, 実画像を用いた実験により, 提案法の有効性を示す.

2. 関連研究

画像間の対応付け法の有名なものの一つに SIFT [11] があり, これはスケールと回転, 照明変化にロバストな対応付けが行えることから, 画像間の対応付けだけでなく, 物体認識など, 現在幅広く利用されている. さらに, その派生手法も数多く提案されている [1], [9]. これらはいずれも相似不変量を採用していることから, 視点の位置の変化はそれほど大きくない画像を想定している. これに対し, 視点位置の変化の大きな画像, すなわちワイドベースラインに対応させるには, より高次の不変特徴量が必要であり, 一般にはアフィン不変特徴量を用いられる [8], [12]~[14]. これらの不変量を用いた対応付けは画像内の個々の特徴が概ね異なっていることを前提としているため, シーン内に規則的な繰り返しパターンが存在すると, 図 1 に示したように, そのパターン内部では個々の箇所の区別ができずに対応付けに失敗する.

一方, 画像内に含まれる規則的なパターンはそのシーンに関する極めて有効な特徴であり, 従来より, そのパターンの検出手法が提案されている [2], [15], [16].

Park ら [15] は, KLT [19] を使って画像から特徴点を検出後, クラスタリングにより繰り返しパターンの要素となる格子モデルを生成し, 同一画像内においてそのモデルを追跡することで, 画像内の格子状の領域を検出した. さらに Park ら [16] は, 複数の特徴量 (KLT [19], MSER [12], SURF [1]) を組合せて利用し, それらに対する並進対称性を利用した規則的パターン検出法を提案した. Doubek



図 1 繰り返しパターンを含むシーンの画像と対応付けの結果. (a) 原画像. (b) SIFT [11] による結果.

ら [2] は, SIFT 特徴量で記述された MSER 領域を用いて繰り返しパターン要素を検出後, その SIFT 特徴量をクラスタリングすることで繰り返しパターン領域を検出し, それらからパターンに対する並進不変量を求めることで, 画像検索に応用した. これらはいずれも画像内から繰り返しパターンを検出することのみに着目しており, 視点の異なる画像間での対応付けを目的としていない.

Kamiya と Kanazawa [6] は, レンガやタイルなどを規則的パターンを含むシーンの 3 次元復元を行うことを目的とし, シーン内の画像を繰り返しパターン領域とそうでない領域に分けて処理することで, 繰り返しパターン領域内での誤った対応付けが他の領域の対応に影響することを避け, 従来の対応付けが不得手とする, シーン内に比較的大きな繰り返しパターン領域がある場合には極めて有効であることを示した. しかし, その計算コストが高く, 実用的でないという問題があった.

本研究では, この Kamiya と Kanazawa の研究をベースとし, より効率の良い対応付け法を提案する. ここでは, 特徴量空間によるクラスタリングによって繰り返しパターン領域を検出するだけでなく, 異なる画像間の異なる特徴量空間での変換を求めることで, 対応付けを行うことを考える.

3. 繰り返しパターンと特徴量空間

市街地シーンにおいては, 建物の窓枠や壁のタイル, 道路のレンガなど, 数多くの繰り返しパターンが存在する. これらは, その規則的な配置や他に比べてコントラストが高いという特徴を持つことから, シーン内で顕著な情報であるだけでなく, シーンの理解などにも利用できる有効な情報でもある [2], [15], [16].

本論文では, このようなシーンでの対応付けを可能にするために, まず, シーン内の繰り返しパターン領域の要素に対し, 複数の特徴量を定義し, それらを用いて特徴量空間を定義する. そして, その空間を用いて, 1 枚の画像内での繰り返しパターン領域の要素のグルーピングによる繰り返しパターン領域の検出を行うだけでなく, 画像間での繰り返しパターンの要素の対応付けを行うことを考える.

本論文では, 繰り返しパターン領域の要素として, 内

部の濃淡変化がほぼ一定である領域を考え, 以下のような仮定を置く.

- 同一パターンの要素は 3 次元空間内ではほぼ同一の平面上に載っている.
- 同一パターンの要素の面積は 3 次元空間内ではほぼ等しい.
- 同一パターンの要素に含まれる画素の平均輝度および分散はほぼ等しい.
- パターン自身の奥行きに対し, カメラからパターンまでの距離は十分長い.

このような要素に対し, 以下の特徴量を計算する.

- 要素の重心位置: (u, v)
- 要素の面積: S
- 要素内の画素の平均輝度: m

これらの特徴量を用いて, それぞれを各軸に持つ 4 次元空間を定義し, その要素を 4 次元空間内のベクトル

$$\mathbf{p} = (u_p, v_p, S_p, m_p)^\top \quad (1)$$

で表す. 例えば, 図 2 に画像の特徴量空間の例を示す. 図では, 図 2(a) の画像に対し, 画像から輝度のほぼ一様な小領域を検出した結果が同図 (b), その特徴量をプロットした結果を同図 (c) に示している. ただし, 図 2(c) では m_p を無視し, 3 次元でプロットした.

この特徴量空間は次のような性質を持つ. 仮定により, 同じ繰り返しパターンの要素に含まれる画素の平均輝度あるいは輝度分散はほぼ等しい. また, パターン自身の奥行きとカメラまでの距離の仮定から, 要素の重心位置および面積の分布は 3 次元空間内の位置に関してほぼ線形な関係を持つ. すなわち, 同一の繰り返しパターンの要素の点の分布は, 図 2(c) のように特徴量空間内で部分空間をなす. さらに, 図 2(d) のような画像間で考えると, 対応する要素間の関係は厳密には平面射影変換となるが, カメラとの距離に対して, 相対的パターン自身の奥行き距離が長くなければ, アフィン変換で近似できることから, 二つの特徴量空間の対応する繰り返しパターンの分布は, その重心位置および面積, 平均輝度の値をアフィン変換することで, 図 2(e), (f) のように, ほぼ重ねることが可能となる. 本論文では, これらを利用して繰り返しパターン間の対応付けを行う.

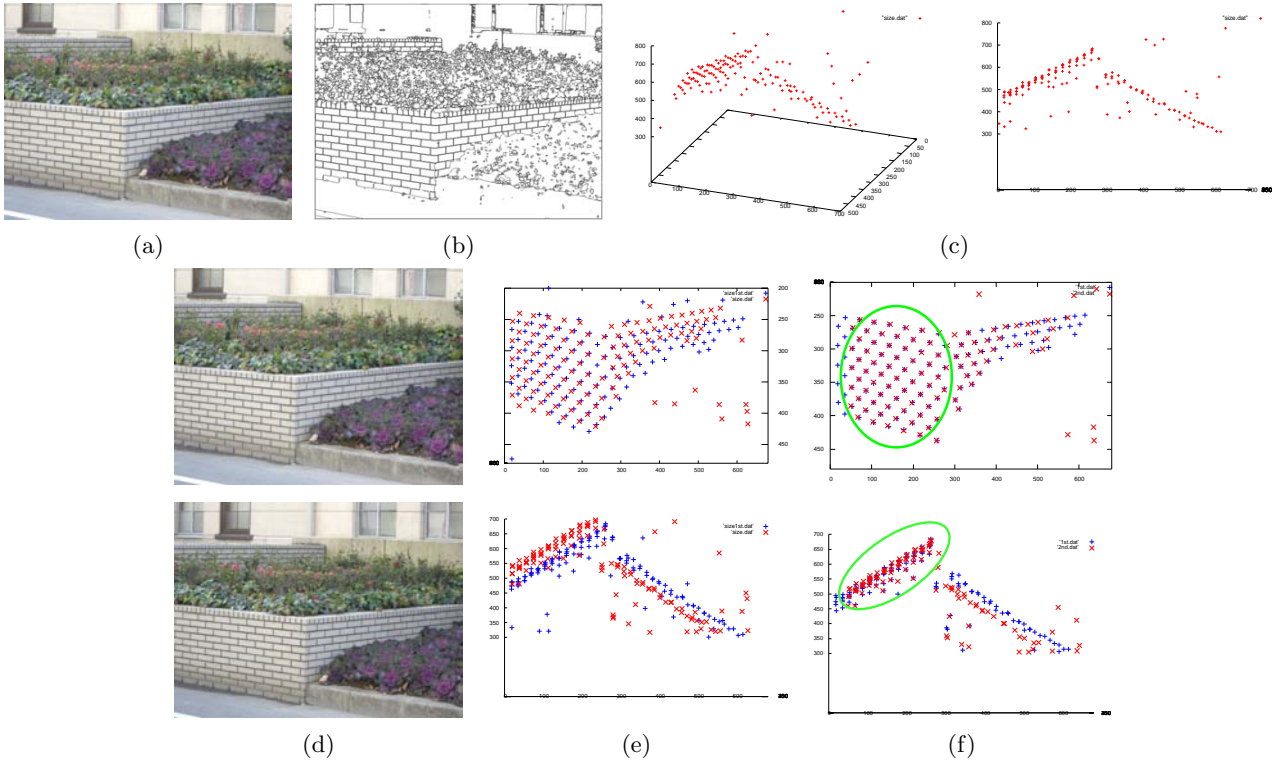


図2 繰り返しパターンと特徴量空間と部分空間の重ね合わせ. (a) 原画像. (b) セグメンテーション結果. (c) 特徴量空間での分布. (d) 原画像. (e) 特徴量空間をそのまま重ねた場合. (f) 適切なアフィン変換を用いて重ねた場合.

4. 提案法

提案法の手順の概略を以下に示す.

- (1) 画像のセグメンテーションによる繰り返しパターン要素の検出.
 - (2) 部分空間抽出による繰り返しパターン領域の抽出.
 - (3) 特徴量空間を利用した画像間でのパターン領域同士の大まかな対応付け.
 - (4) エピ極線拘束条件による画像間での特徴点ベースの正確な対応付け.
- 以降, それぞれの詳細について説明する.

4.1 繰り返しパターン要素の抽出

提案法では, 繰り返しパターン要素として, Renら [18] の提案した superpixel を用いる. その抽出方法としては Kamiya と Kanazawa [6] と同じ Watershed アルゴリズムを用いた. これは, 小林らの Watershed アルゴリズム [10] をベースとしており, 通常の Watershed [17] と違って, セグメンテーションのための seed を必要とせず, ほぼ画素値が平坦な領域を検出可能である.

Watershed アルゴリズム [17] は, 輝度勾配を地形と見なし, 高い位置から水が流れるように領域の拡大を行いながらセグメンテーションを行う領域成長法の1つである. しかしながら, レンガやタイルのような繰り返しパターン要素においては輝度がほぼ一定であるが, 実際に

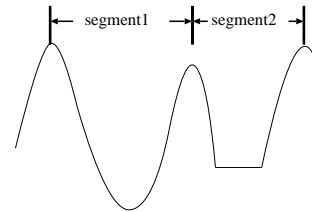


図3 Watershed アルゴリズムによる要素の検出

はノイズが含まれるため, 微小な“尾根”が検出されてしまう. そこで, 予めガウス平滑化を用いて, 平滑化を行い, 平坦な領域に流れ着いた時点で領域の拡大を終了するようにしている (図3). 具体的なアルゴリズムを以下に示す.

- (1) 画像をガウス平滑化し, 注目画素とその近傍の領域の画素との分散を求め, それが閾値 σ_s 以下である場合に同一の画素値とし, 平坦な領域とする.
 - (2) 平坦部以外の画素に対して, 8近傍の最大勾配方向を求める.
 - (3) 各画素の勾配の流れにそって画素を移動させる.
 - (4) 極値, もしくは平坦部に流れ着いたら, 流れを止める.
 - (5) 同じ極値, もしくは平坦部を持つものを1つの小領域とする.
- そして, 得られた各 superpixel に対する式 (1) の特徴ベクトルを求める.

4.2 繰り返しパターン領域の検出

次に、式 (1) で定義されたベクトルの特徴量空間の部分空間を検出することで、シーン内の繰り返しパターン領域の検出を行う。

ここでは、部分空間の検出法として、階層的クラスタリングによる方法と、部分空間当てはめによる方法の二つを考える。

4.2.1 階層的クラスタリングによる部分空間の検出

同じ繰り返しパターンの各要素は輝度や面積がほぼ同じであり、特徴量空間内でもまとまりをもって分布し、部分空間を成している。そこで、次のような最短距離法による階層的なクラスタリングを用いて、その部分空間の検出を試みる。

(1) 特徴量空間内に存在する全ての点 $\mathbf{p}_i, i = 1, \dots, N$ にそれぞれクラスタ $C_i, i = 1, \dots, N$ を割り当てる。

(2) クラスタ間の距離 $d(C_\alpha, C_\beta)$ を計算し、最短となるクラスタを併合する。ここで、距離関数としては次式の関数を用いた。

$$d(C_\alpha, C_\beta) = \min d((\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j | \mathbf{p}_i \in C_\alpha, \mathbf{p}_j \in C_\beta) \quad (2)$$

(3) 全てのクラスタが併合されて1つとなるまで、ステップ2を繰り返す。

(4) 得られたデンドログラム上で、適当な階層を決めることより、部分空間を求める。

4.2.2 部分空間当てはめによる抽出

3節で述べた通り、規則的な繰り返しパターンを構成する要素が3次元シーン内で平面を構成する場合、特徴量空間内において、それらは空間内で2次元アフィン空間を構成する。したがって、この2次元アフィン空間を検出することにより画像内に含まれる繰り返しパターン領域の抽出を行うことが可能となる。ここではRANSAC [3]を用いて抽出する。以下にその手順を示す。

(1) 特徴ベクトル $\mathbf{p}_\alpha, \alpha = 1, \dots, N$ からランダムに3個のベクトルを選び、 $\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \mathbf{q}_3$ とする。

(2) 選んだ3つのベクトルから平均ベクトル \mathbf{r} と、4×4 モーメント行列 \mathbf{M} を計算する。

$$\mathbf{r} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \mathbf{q}_i$$

$$\mathbf{M} = \sum_{i=1}^3 (\mathbf{q}_i - \mathbf{r})(\mathbf{q}_i - \mathbf{r})^\top \quad (3)$$

(3) 行列 \mathbf{M} の固有値と固有ベクトルを求め、それぞれ $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$) および $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3$ とする。

(4) 4×4 射影行列 \mathbf{P} を次の様に計算する。

$$\mathbf{P} = \mathbf{I} - \sum_{i=1}^3 \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^\top \quad (4)$$

(5) 特徴ベクトル \mathbf{p}_α を射影したベクトル

$$\mathbf{t}_\alpha = \mathbf{P} \mathbf{p}_\alpha \quad (5)$$

を求め、各軸方向の誤差が閾値以下のベクトルの集合を \mathcal{P} とし、その個数を M とする。

(6) 以上の処理を十分繰り返し、 M が最大となる \mathcal{P}_{\max} を求め、その $\mathbf{p}_\beta \in \mathcal{P}_{\max}$ を繰り返しパターン領域とする。

4.3 繰り返しパターン領域間の大まかな対応付け

次に、異なる画像間で検出された繰り返しパターン領域間の対応を求めることを考える。

Kamiya と Kanazawa [6] の手法では、画像上の画素の重なりを最大化するアフィン変換行列を求めることによる繰り返しパターン領域間の大まかな対応付けを試みたが、画素毎の変換を用いているため、その処理に時間がかかるという問題があった。そこで提案法では、RANSAC [3] を用いてパターン領域間の適切なアフィン変換を求め、特徴量空間内の繰り返しパターン領域に対応する部分空間の重なりを最大化することで、異なる画像間でのパターン領域間の対応付けを行うことを考える。以下にその手順を示す。

(1) 片方の画像 I において、最も要素数の多いグループ G_m を選び、そのグループに含まれる要素の特徴ベクトルを $\mathbf{p}_\alpha, \alpha = 1, \dots, N$ とする。

(2) 他方の画像 I' において G_m と要素個数や平均輝度が最も近いグループ G'_n を対応の候補とする。

(3) G_m, G'_n からそれぞれ要素をランダムに3つ選択し、

$$\begin{pmatrix} u' \\ v' \\ S' \\ m' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A} & 0 & 0 & u_0 \\ 0 & 0 & |\mathbf{A}| & v_0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda \\ 0 & 0 & 0 & t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ S \\ m \\ 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

ここで、 \mathbf{A} と u_0, v_0 は、選んだ3組の要素間の重心から計算された2次元アフィン変換であり、 λ と t は要素間の平均輝度の関係 $m' = \lambda m + t$ を表す。

(4) グループ G_m 内の \mathbf{p} を上記アフィン変換で変換し、変換した後のベクトルに最も近い G'_m 内のベクトル \mathbf{q}' と比較し、対応が決定されておらず、かつ、個々の要素の差が閾値以下である組を仮の対応とし、その個数 k を数える。

(5) その個数が最大かつ閾値以上となるまで、以上の処理を繰り返す。

(6) 対応が決定された要素を取り除き、残りの要素に対して、処理を繰り返す。

4.4 厳密な点の対応付け

前節での対応は繰り返しパターンの要素間の対応であるが、要素の形状が例えば多角形であれば、その輪郭の頂点を使うことで、より多くの、かつ正確な対応関係を得ることができる。

3節で述べた通り、本論文では繰り返しパターンは3次元空間内で平面状に存在していると仮定する。このような場合、画像間の対応は射影変換の関係を満足する[4]ことから、その関係を利用して対応を決定することができる。以下にその手順を示す。

(1) 対応のついた要素の重心を用いて射影変換 H を求める。

(2) それぞれの各要素に対し、輪郭のコーナーを検出する。

(3) 画像 I の特徴点 x_i 、画像 I' の特徴点 x'_j に対して、射影変換行列 H からのずれ D^H を以下のように評価する。

$$D^H = x'_j - Z[Hx_i] \quad (7)$$

ここで、 $Z[\cdot]$ はベクトル第3成分を1とする正規化とする。

(4) 次式を満たす場合、その特徴点組を対応とみなす。

$$D^H < \frac{d}{f} \quad (8)$$

ここで、 d は要求精度を指定する定数 (単位は画素)、 f は射影変換を計算する際に用いたスケール定数とする。

5. 実 験

提案法の有効性を確認するために実画像による実験を行った。実験に用いた計算機は、CPU は Intel Core i7 920 (2.66GHz)、メモリは3GB、OSとしてUbuntu 9.04を用いた。

5.1 繰り返しパターンの検出実験

繰り返しパターンを含む画像に対し、次の3通りの方法でパターン検出が行えるかどうか実験を行った。

- 最短距離法による階層的クラスタリング。
- (u, v, S) 空間における部分空間当てはめ。
- (u, v, m) 空間における部分空間当てはめ。

部分空間当てはめにおいて、式(1)の全ての要素を使っていない理由は、予備実験の結果、要素によって値がほぼ一定となるような場合、うまく検出できなかったためである。

図4に実験結果の例を示す。図4(a)は繰り返しパターンを含む原画像、同図(b)は階層的クラスタリングによる検出結果、同図(c)は (u, v, S) 空間における部分空間当てはめによる検出結果、同図(d)は (u, v, m) 空間における部分空間当てはめによる検出結果を示す。ここで、

表1 得られた対応の数

画像例	提案法	SIFT	Kamiyaら
例1	387	93	389
例2	393	1016	217
例3	276	69	332
例4	456	104	392

表2 計算時間 [秒]

画像例	提案法	SIFT	Kamiyaら
例1	27	※11	938
例2	12	31	1302
例3	26	※10	3412
例4	113	※7	2058

階層的クラスタリングにおいては検出の階層を手動で決定している。見てわかる通り、最下段の例を除き、階層的クラスタリングによる手法がほぼ正しく検出していることがわかる。これは部分空間当てはめでは、特徴空間内の分布を考慮せずに部分空間を当てはめてしまうため、シーンによってはうまく検出できない。しかし、逆に最下段の例のような場合には厳密に部分空間を検出できる。つまり、階層的クラスタリングにおいては、パターンの検出精度も高く、異なる平面にわたる誤検出も少ないが、クラスタリングの階層をどこで止めるかが重要となる。一方、部分空間当てはめによる方法では、閾値が適切であれば正しく平面を分離できるが、ランダムサンプリングの順番によって、パターンの検出精度が安定せず、また処理にも時間が掛かるという問題点があることがわかった。したがって、これらを組み合わせることで、効果的かつ効率的な検出が可能となると考えられる。

5.2 対応付け実験

繰り返しパターン領域の検出には階層的クラスタリングを用いて、画像間の対応付け実験を行った。ただし、クラスタリングの階層は手動で決めた。結果を図5～図8に示す。また図5～図8で得られた対応の数を表1に、処理時間を表2に示す。

見てわかる通り、図5、図7、図8のように画像内に大きな繰り返しパターンがある場合、SIFTはうまく動作しない。一方KamiyaとKanazawaの方法および提案法は、数多くの正しい対応が得られていることがわかる。また表2より、提案法はKamiyaとKanazawaの方法に比べ、1桁以上の高速化が実現できていることもわかる。なお、表2の※のついた時間は、最終的に対応付けに失敗しているため、単なる参考データである。

繰り返しパターンが小さい図6については、SIFTの方が対応の個数も非常に多く検出できているが、提案法およびKamiyaとKanazawaの方法でも、繰り返しパターン領域の内部では、SIFTより多くの対応が取れていることがわかる。

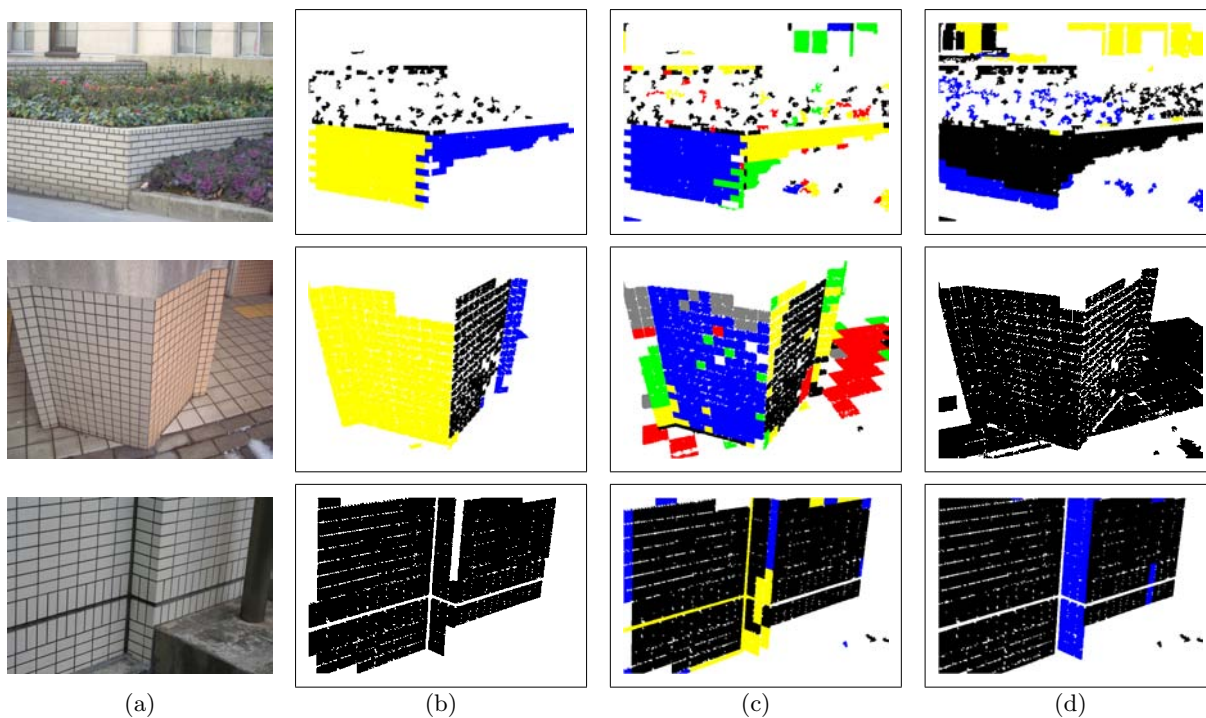


図 4 繰り返しパターン検出実験結果. (a) 入力画像. (b) 階層的クラスタリングによる検出結果. (c) (u, v, S) 空間に対する部分空間当てはめによる結果. (d) (u, v, I) 空間に対する部分空間当てはめによる結果.

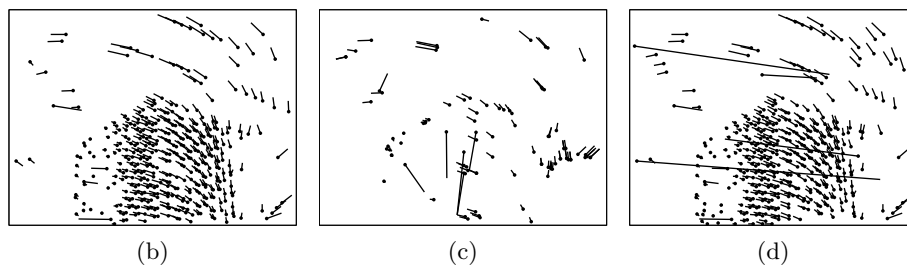
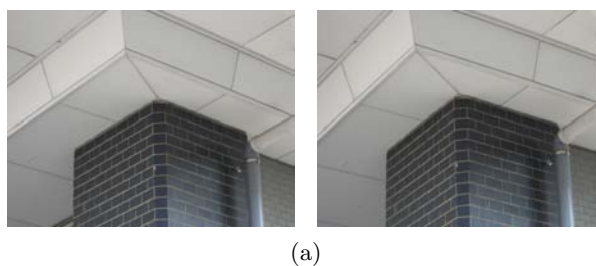
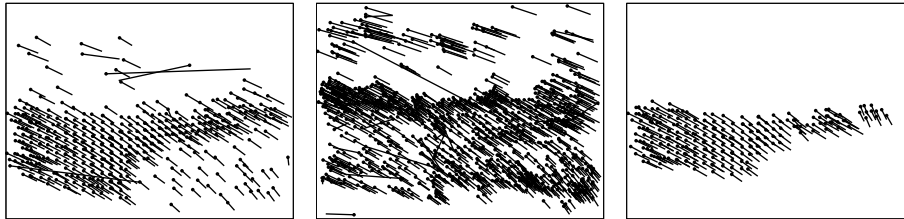


図 5 対応付け実験例 1. (a) 原画像. (b) 提案法による結果. (c) SIFT による結果. (d) Kamiya と Kanazawa による結果.



(a)



(b)

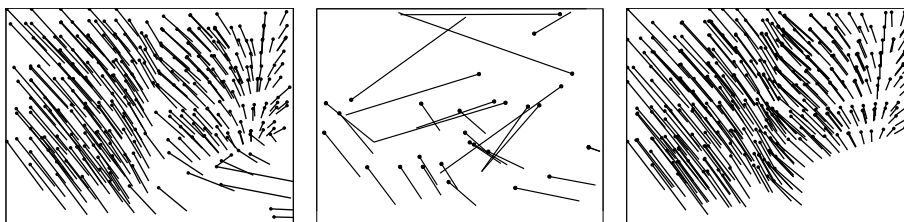
(c)

(d)

図 6 対応付け実験例 2. (a) 原画像. (b) 提案法による結果. (c) SIFT による結果. (d) Kamiya と Kanazawa による結果.



(a)



(b)

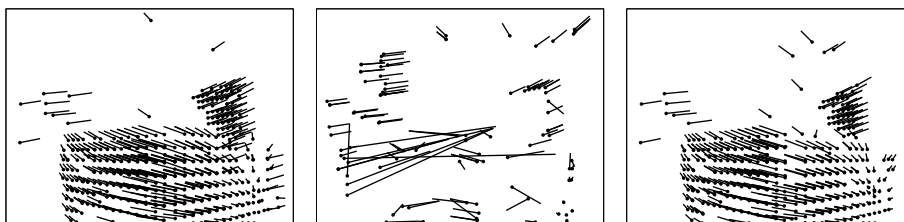
(c)

(d)

図 7 対応付け実験例 3. (a) 原画像. (b) 提案法による結果. (c) SIFT による結果. (d) Kamiya と Kanazawa による結果.



(a)



(b)

(c)

(d)

図 8 対応付け実験例 4. (a) 原画像. (b) 提案法による結果. (c) SIFT による結果. (d) Kamiya と Kanazawa による結果.

6. おわりに

本論文では、規則的な繰り返しパターンを含むシーンの3次元復元を行うために、そのようなシーンに対する異なる視点の画像間の対応付け法を提案した。ここでは、規則的な繰り返しパターンの要素に対する特徴量空間を用い、その空間内での部分空間を求めることで繰り返しパターン領域の検出を行うだけでなく、検出された部分空間を変換することで、そのパターンに対する画像間の対応付けを行っている。そして、実画像を用いた実験により、その有効性を示した。

今後の課題として、繰り返しパターン領域の抽出において、階層的クラスタリングと部分空間当てはめの手法を組み合わせることで、より高精度なパターン領域の抽出を目指す。

謝辞: 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金 基盤研究 (C) (No. 21500167) の助成によった。

文 献

- [1] H. Bay, T. Tuytelaars, and L.V. Cool, “SURF: speeded up robust features,” Proc. 9th European Conf. Comput. Vision, Graz, Austria, May 2006, pp. 404–417.
- [2] P. Döubek, J. Matas, M. Perdoch and O. Chum, “Image Matching and Retrieval by Repetitive Patterns,” Proc. 20th Int. Conf. Pattern Recog, pp.3195–3198, Istanbul, Turkey, Aug. 2010.
- [3] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Comm. ACM*, vol. 24, No. 6, pp. 381–395, Jun. 1981.
- [4] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University press, Cambridge, 2000.
- [5] 平井克広, 金澤 靖, 佐川 立昌, 八木康史, “腸管の3次元復元のための内視鏡画像間の対応づけ,” *Medical Imaging Technology*, Vol.29, No.1, pp.36–46, Jan. 2011.
- [6] S. Kamiya and Y. Kanazawa, “Accurate Image Matching in Scenes Including Repetitive Patterns,” 2nd Int. Workshop, RobVis 2008, Auckland, New Zealand, pp.165–176, Feb. 2008.
- [7] 金澤 靖, 金谷 健一, “大域的な整合性を保証するロバストな画像の対応づけ,” *情処学論: CVIM*, vol. 44, no. SIG 17 (CVIM 8), pp. 70–77, Dec. 2003.
- [8] Y. Kanazawa and K. Uemura, “Wide baseline matching using triplet vector descriptor,” Proc. 17th British Machine Vision Conf., vol. 1, pp. 267–276, Edinburgh, U.K., Sept. 2006.
- [9] Y. Ke, R. Sukthankar, “PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors,” Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recog., vol. 2, pp.511–517, 2004.
- [10] 小林 剛, 張 曉林, 小池康晴, 佐藤 誠, “Watershed アルゴリズムによる画像解析ソフトウェアの開発,” 第11回画像センシングシンポジウム, pp. 301–302, June 2005.
- [11] D. Lowe, “Distinctive image features from scale invariant keypoints,” *Int. Journal. Comput. Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, Jan. 2004.
- [12] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, “Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions,” Proc. 13th British Machine Vision Conf., pp. 384–393, Cardiff, U.K., Sep. 2002.
- [13] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “Scale and Affine invariant interest point detectors,” *Int. J. Computer Vision*, vol. 60, no. 1, pp. 63–86, Oct. 2004.
- [14] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, and L. Van Gool, “A comparison of affine region detectors,” *Int. J. Computer Vision*, vol. 65, no. 1–2, pp. 43–72, Nov. 2005.
- [15] M. Park, K. Broeklehurst, R.T. Collins, and Y. Liu, “Deformed lattice detection in real-world images using mean-shift belief propagation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 31, no. 10, pp.1804–1816, Oct. 2009.
- [16] M. Park, K. Broeklehurst, R.T. Collins, and Y. Liu, “Translation-symmetry-based perceptual grouping with applications to urban scenes,” Proc. 10th Asian Conf. Computer Vision, vol. 3, pp.329–342, Queenstown, New Zealand, Nov. 2010.
- [17] Jos B.T.M. Roerdink and A. Meijster, “The watershed transform: definitions, algorithms and parallelization strategies,” *FUNDINF: Fundamenta Informatica*, vol. 41, IOS Press, 2000.
- [18] X. Ren and J. Malik, “Learning a classification model for segmentation,” Proc. Int. Conf. Computer Vision, vol. 1, pp. 10–17, Nice, France, Oct. 2003.
- [19] J. Shi and C. Tomasi, “Good features to track,” Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp.593–600, 1994.