

局所的・大域的な特徴に基づく建造物の類似画像検索

向井 慶和[†] 吉高 淳夫[†]

概要：画像から抽出する色やテクスチャといった特徴は、画像を狭い範囲で捉えた時と広い範囲で捉えた時を考慮しなければならない場合がある。例えば、建造物のテクスチャを局所的な領域で捉えた時は壁や窓などのテクスチャに注目して、大域的な領域で捉えた時は窓やベランダなどの並びにより構成されるテクスチャに注目する。このような局所的な領域と大域的な領域の特徴を画像検索に反映するため本稿では、局所的な領域を狭い範囲で類似している領域、大域的な領域を規則的に配置されている局所的な領域の集合として抽出して、局所的な領域と大域的な領域を元に抽出した色、テクスチャ、形状、空間関係による画像検索を提案し、建造物画像に有効であることを示す。

Local and Global Region Recognition for Content-Based Image Retrieval

Yoshikazu Mukai[†] and Atsuo Yoshitaka[†]

Abstract : In order to recognize images including complex object, it is necessary that features, such as color and texture, are extracted from the region in terms of local and global viewpoint. For example, when we pay attention to texture of building image, texture of local region is extracted from window and wall while texture of global region is considered vertical and horizontal line of window and veranda. In this paper, we propose features of local and global region based image retrieval method which evaluate local and global similarity between images. We also show this method is effective to retrieve images of building category.

1. はじめに

大量の画像データから抽出した様々な特徴により類似する画像を検索する研究が現在盛んに行われている[1]-[7]。画像の内容は風景・建造物・人物など様々なカテゴリが考えられ、目的に応じた特徴抽出、比較方法を考える必要がある。本稿では建造物のカテゴリに属する画像においてビルなどの近代的な建造物画像の検索手法を提案する。応用例として、建造物の工事関係の企業や建築家が既存の建造物に対して、どのような特徴の建造物がどれほどあったか知りたいという要求や建造物の分類などの要求を満たすシステムを考えている。

関連研究として、[1]ではオブジェクトの形状やオブジェクト内部のテクスチャによる画像検索手法を提案している。対象として瓶などのような色やテクスチャの種類が少ないオブジェクトを想定しており、窓やベランダなどを含むため内部が複雑な建造物の検索は困難であると考えられる。

人工的なオブジェクトの特徴として有効であるエッジによる画像検索の研究として [2]-[4]が挙げられる。[2]ではオブジェクト内の直線的なエッジがL字、U字を描く部分や平行になっている部分の数によって画像を分類する手法を提案している。[3]ではエッジを抽出する範囲を段階的に変化させてエッジを抽出し、各段階で抽出したエッジの長さや角度の統計量により画像を検索している。[4]では、抽出したエッジを探索していき、エッジの長さ、分岐した

[†] 広島大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Hiroshima University

数、探索時間などの統計量を比較して画像を検索している。これらの研究では建造物など人工的なオブジェクトの分類に有効であるが、建造物同士の類似性を評価するには、エッジだけでは不十分といえる。

また、色の類似した領域とその空間関係を考慮にいたした画像検索として[5]、[6]が挙げられる。これらの研究はカラーヒストグラムにおいて各代表色に当てはまる画素の座標の平均値を計算することで色の類似した領域の位置を表現している。日の出、山、湖といった風景画像や人物画像に有効であるが、テクスチャを考慮していないため建造物の窓や壁のテクスチャにより領域が多くなってしまい、建造物画像に対して検索が困難である。

[7]では画像を $n \times n$ 分割した画像に対して、各ブロックの特徴量をベクトル化して多次元ベクトル空間上における距離を類似度として画像を検索している。このような手法はどの特徴がどれだけ類似しているか認識しにくいという問題がある。

本研究では、窓やベランダなど内部が複雑な建造物の類似性を評価するためには、狭い範囲(局所的な領域)で画像を捉えた時の特徴と広い範囲(大域的な領域)で捉えた時の特徴の類似性を評価する必要があると考える。そこで、まず画像内において狭い範囲で色とテクスチャが類似している領域を局所的な領域として抽出し、抽出した局所的な領域が規則的に並んでいる領域を大域的な領域として抽出する。そして抽出した局所的な領域や大域的な領域を元に色、テクスチャ、形状、空間関係を抽出して局所的な類似性と大域的な類似性を評価することによって建造物画像に有効な画像検索手法を提案する。

2. システム構成

本研究のシステム構成を図1に示す。前処理としてあらかじめ原画像に対して簡単なマウス操作により背景領域の除去を行い、局所的な領域抽出の際の過分割の原因になる影の領域を除く処理と建造物を横・上方・下方から撮影した画像に対して建造物の形状を補正する処理を行う。前処理後、局所的な領域抽出処理部において、色とテクスチャの類似性に注目して画素単位で結合していくことによって狭い範囲で類似している局所的な領域を抽出する。そして大域的な領域抽出処理部で、抽出した局所的な領域の大きさ、形状、空間関係に基づいてクラスタリングを行い、同じクラスに属する局所的な領域がすべて含まれる領域を大域的な領域として抽出し、後述する7つの特徴(局

所的な色、局所的なテクスチャ、局所的な形状、大域的な色、大域的なテクスチャ、大域的な形状、空間関係)を、画像の特徴データとして保存する。

検索時には、ユーザはクエリ画像を選択して、特徴データの7つの特徴の中から注目する特徴とその特徴に対する重みを任意に指定する。システムは指定された特徴と重みを元にクエリ画像とデータベース内の画像との類似性を類似度算出処理部において評価して、クエリ画像と類似した候補画像を検索結果としてユーザに提示する。

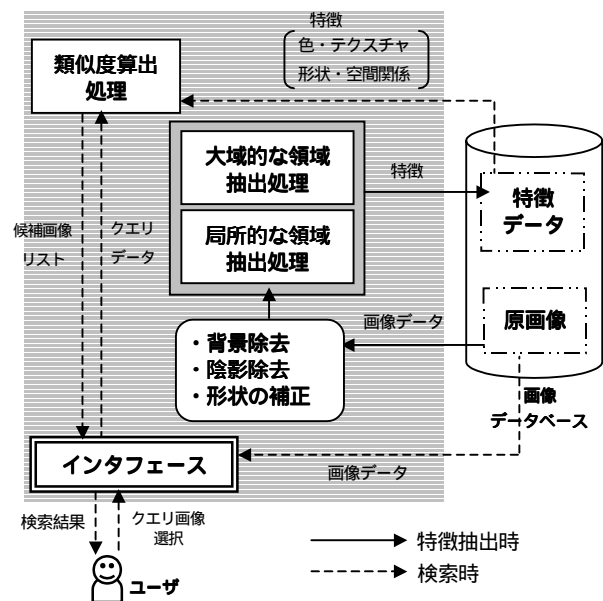


図1 システム構成

3. 建造物画像の前処理

本研究では、近代的なビルなどの建造物を対象としており、撮影状況は様々で、特徴抽出するにあたって背景領域や影の領域の除去、撮影者の位置により変わる建造物の形状の補正を前処理として行っている。

背景領域の除去について本研究では、マウス操作で建造物の輪郭に対して任意に点をとり直線で結ぶことによって行っている。自動で画像内の主要なオブジェクトを切り出す研究[8]は行われているが、精度はまだ十分ではない。任意に点を指定する手間と検索精度の影響を考えた時、建造物の形状の特徴が正確に抽出できるなど利点が多く、本研究では手動による背景除去を行うことにしている。

以下に影の領域の除去処理と建造物の形状の補正処理について述べる。

3.1. 陰影除去

天候・撮影時間や周囲の状況によって建造物に日陰領域ができることがある。日陰領域は後述する局所的な領域を抽出する際に過分割の原因になるため、日向領域に変換する処理を行う。屋外においての影の除去を行っている研究[9]では、3次元空間における物体及び太陽光のモデル構築のためのパラメータ推定に必要なカメラパラメータの焦点距離設定など撮影状況を考慮しなければならない。対象としている建造物画像は撮影状況を統一していないため、本研究では、背景除去の手動操作に加えて日向領域と対応する日陰領域の1点を指定することによって、精度よく陰影除去を行う手法を採用した。以下にその手法を述べる。

- 1 日向領域とそれに対応する日陰領域の1点をそれぞれ指定する(図2(b))
- 2 指定された座標からL*a*b*表色系の色差により色が類似した画素同士を結合していき、日向領域と日陰領域を決定する(図2(c))
- 3 日向領域の画素と日陰領域の画素をそれぞれ輝度の小さい順に並べ、 i 番目の日向領域の画素 $V(i)$ と j 番目の日陰領域の画素 $W(j)$ を(1)式で輝度を対応付ける。(1)式は輝度の大小で対応付ける画素を変化させており、日向領域の代表色で日陰領域の各画素の色を変化させるよりも自然な処理結果になる。

$$W(j) = V\left(\frac{i}{N} \times M\right) \quad \begin{matrix} N: \text{日向領域の画素数} \\ M: \text{日陰領域の画素数} \end{matrix} \quad (1)$$

$$1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq M$$

- 4 日陰領域の各画素の色を対応付けた日向領域の各画素の色に変換して日陰領域を除去する(図2(d))

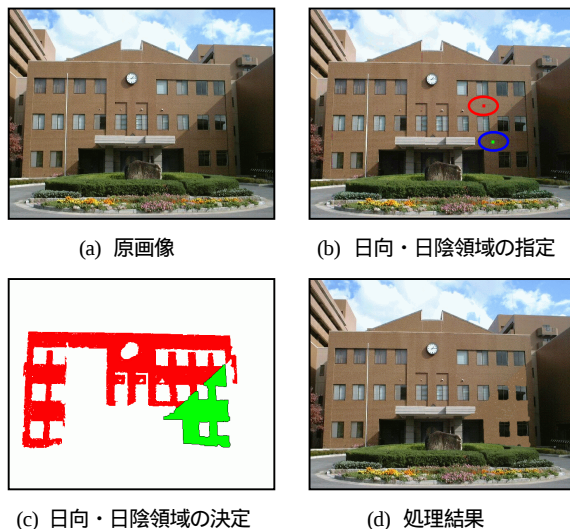


図2 陰影除去

3.2. 形状の正規化

建造物画像は必ずしも正面から撮られた画像とは限らず、このことを考慮せず窓やベランダの形状や並び方の特徴を抽出した場合、実際は類似しているが検索されない画像がでてくる問題がある。そこで正面から撮られていない(横・上方・下方から撮られた)画像は建造物の形状を補正する必要がある。以下に横から撮った建造物画像の形状を補正する手法について述べ、図3(a)の背景領域除去を行った画像に対して処理を行った結果例を図3(d)に示す。上方・下方から撮った建造物画像の形状の補正処理も同様に行う。

- Hough 変換により建造物の直線成分(図3(b))を検出して、横方向の消失点を求める。
- 消失点に交わる直線の中で最も上側、下側に検出された直線を元に図3(c)のようにブロックを検出する。
- 面積が最大となるブロックを長方形に変形させた時の縦横比に基づいて、各ブロックの形状を長方形に変形させることによって建造物の形状を補正する。

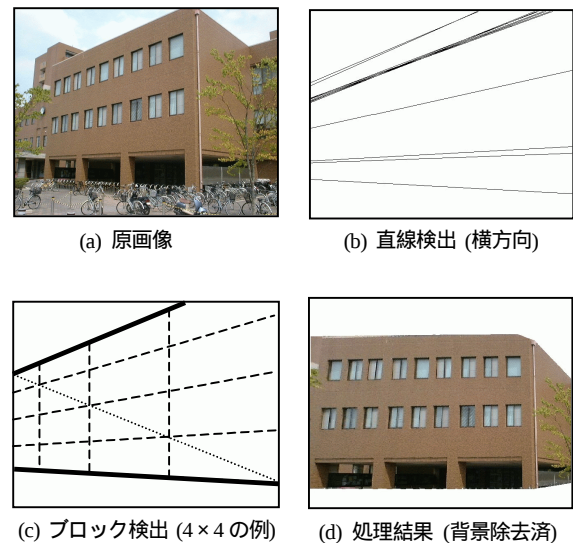


図3 形状の補正

4. 領域の抽出

局所的な領域は画像を狭い範囲で捉えた時に類似している領域、大域的な領域は画像を広い範囲で捉えた時に類似している領域として、以下にこれらの抽出手法を述べる。なお処理画像のサイズは 640×480 [pixel]で、あらかじめ3.で述べた前処理後の画像を用いている。

4.1. 局所的な領域

局所的な領域は色とテクスチャの類似性に基づき画素単位で結合していくことによって、狭い範囲で類似した領域として抽出する。

まず $L^*a^*b^*$ 表色系において色差が小さい画素同士を同じ領域として結合していき、色が類似した領域を抽出する。抽出した隣接する領域間で、グレースケールに変換した後 GMRF(ガウスマルコフ確率場)によりテクスチャの類似性を検出し、類似している場合の領域を結合して同じ領域としていく。なお GMRF におけるテクスチャは、各画素の濃度値がその近傍画素の濃度値にのみ依存するような条件付きガウス分布によって表現されている。以上の処理で得られた画像には画素数の少ない雑音領域が存在しているため、そのような領域は最も代表色が類似した隣接する領域と結合する。図 3(d)の結果に対して、局所的な領域を抽出した結果を図 4(a)に示す。

4.2. 大域的な領域

抽出した局所的な領域に対して、大きさ・形状・空間関係に基づいてクラスタリングを行い、同じクラスタに属する局所的な領域をすべて含む領域を大域的な領域として抽出する。図 4(a)の結果に対して大域的な領域を抽出した結果を図 4(b)に示す。なお、局所的な領域の形状の類似度 Sim_F は、水平方向から 10 度ごとに局所的な領域の重心座標から輪郭線までの距離 $D(i)$ を抽出して(2)式で計算している。

- 1 クラスタに属していない局所的な領域(L_s)を基準として幅優先探索で左、上、右、下の順に、まだクラスタリングされていない他の局所的な領域(L_n)を探す。
- 2 L_n の画素数が L_s の画素数の 0.75 倍以上かつ 1.25 倍以下であり、形状を比較した時に Sim_F が閾値(0.7)以上であるならば L_n は L_s と同じクラスタに属する領域とする。閾値の 0.7 はデータベース内の画像に対して Sim_F を計算して類似していると判断できる妥当な数値として決定した。
- 3 クラスタリングされていない局所的な領域がなくなるまで 1 と 2 を繰り返す。

$$Sim_F = 1 - \frac{1}{36} \sum_{i=1}^{36} |D_{L_s}(i) - D_{L_n}(i)| \quad (2)$$

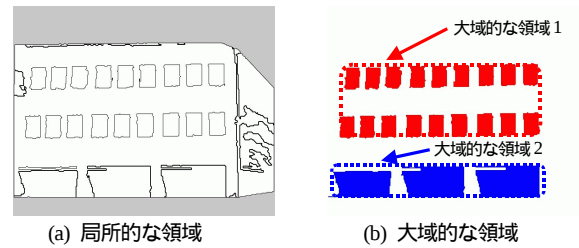


図 4 領域の抽出

5. 局所的・大域的な特徴抽出

抽出した局所的な領域と大域的な領域を元に局所的な色、局所的なテクスチャ、局所的な形状、大域的な色、大域的なテクスチャ、大域的な形状、空間関係の 7 つの特徴を抽出し、比較することで建造物の類似性を評価する。なお大域的な領域を G 、 G を構成する局所的な領域を L_g 、 L_g を除く最大面積を持つ局所的な領域を L_{max} 、式中の添字の q と d をそれぞれクエリ画像とデータベース内の画像として各特徴の抽出と類似度について説明する。

5.1. 局所的な特徴の類似度

5.1.1. 局所的な色

局所的な色は、規則的に並んだ窓やベランダなどに相当する L_g と壁などに相当する L_{max} の代表(最頻)色で表し、類似度 C_{local} は $L^*a^*b^*$ 表色系のユークリッド距離の色差を計算している。

5.1.2. 局所的なテクスチャ

局所的なテクスチャは、 L_g と L_{max} をグレースケールに変換した後、同時生起行列[10]から得られるテクスチャの特徴量(Energy, Correlation, Contrast, Entropy)で表す。局所的なテクスチャの類似度 T_{local} はそれぞれテクスチャの特徴量を 0~1 に正規化して 4 次元ベクトルとして考え、コサイン類似度を計算している。

5.1.3. 局所的な形状

局所的な形状の類似度 F_{local} は L_g の形状を比較する。類似度は 4.2.の(2)式と同じ手法で計算する。

5.2. 大域的な特徴の類似度

5.2.1. 大域的な色

大域的な色の類似度 C_{global} は広い範囲で色に注目した時の色の類似性と考え、背景領域を除いた領域の画素に対するカラーヒストグラムを比較する。具体的には YIQ 色空

間を16,6,2等分して得られる人間の視覚特徴に応じたカラーヒストグラム $H(i, j, k)$ を計算して(3)式で比較する。ただし $H(i, j, k)$ の各値はオブジェクトの画素数で割って正規化しており、各値の和は1となる。

$$C_{global} = 1 - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{16} \sum_{j=1}^6 \sum_{k=1}^2 |H_q(i, j, k) - H_d(i, j, k)| \quad (3)$$

5.2.2. 大域的なテクスチャ

大域的なテクスチャは、 L_g の横の間隔 P_w と縦の間隔 P_v で表す。 P_w は図5のように L_g 1つ1つの横の間隔 D の平均値を L_g の横幅 w の平均値で割って求める。 P_v も同様に求めて0~1に正規化した後、大域的なテクスチャの類似度 T_{global} を(4)式で計算する。

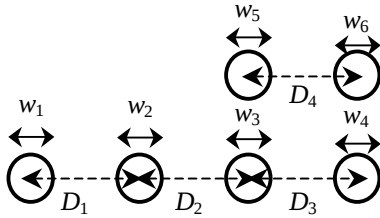


図5 大域的なテクスチャ(P_w の例)

$$T_{global} = 1 - \frac{|P_{w_q} - P_{w_d}| + |P_{v_q} - P_{v_d}|}{2} \quad (4)$$

5.2.3. 大域的な形状

大域的な形状は、規則的に並んだ窓やベランダの集合の領域に相当する G の形状と背景を除いた領域(オブジェクト)の形状に注目する。大域的な形状の類似度 F_{global} は形状の輪郭線を k 個の点でサンプリングして、各点での水平方向の直線と輪郭線との角度 $\theta(k)$ を計算した後、(5)式で求める。

$$F_{global} = 1 - \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{\min(360 - |\theta_q(i) - \theta_d(i)|, |\theta_q(i) - \theta_d(i)|)}{180} \quad (5)$$

5.2.4. 空間関係

空間関係の類似度 SP は G の数が2以上の時に評価する。基準となる G (親領域) とその他の G (子領域) との位置関係・位相関係・大きさの関係で表し、各類似度と重みから

SP を求める。また、クエリ画像とデータベース内の画像において、 L_g の形状である局所的な形状、 G の形状である大域的な形状、 L_g の並び方である大域的なテクスチャが最も類似する大域的な領域同士を親領域としている。

- 位置関係の類似度 SP_r

親領域を基準として親領域の重心と子領域の重心を結んだ時の角度 Dir を算出し、(6)式で計算する。

$$SP_r = 1 - \frac{\min(360 - |Dir_q - Dir_d|, |Dir_q - Dir_d|)}{180} \quad (6)$$

- 位相関係の類似度 SP_l

親領域と子領域との位相関係 I は0: 離れている、1: 接している、2: 重なっている、3: 含んでいる、のどれかに属していて SP_l は(7)式で計算する。

$$SP_l = 1 - \frac{|I_q - I_d|}{3} \quad (7)$$

- 大きさの関係の類似度 SP_s

親領域の面積を1とした時、子領域の面積 S を求め、(8)式で計算する。ただし S は最大値で割って0~1になるように正規化している。

$$SP_s = 1 - |S_q - S_d| \quad (8)$$

6. 建造物画像の検索

6.1. データベース内の画像の例

検索結果を検証する前に、建造物画像が450枚保存してあるデータベース内の画像の例としてランダムに選んだ10枚を図6, 7に示す。



図6 データベース内の画像の例(1)



図7 データベース内の画像の例(2)

6.2. 検索インターフェース

検索インターフェースを図8に示す。左下部分でユーザは5.で述べた7つの特徴の重みを任意に指定することができ、注目する特徴に応じた検索が可能となる。

左側の画像はクエリ画像、右側の画像は上からクエリ画像に類似している順に検索結果を表示している。またクエリ画像の下、検索結果画像の右側の画像はオブジェクト領域、大域的な領域 G 、大域的な領域を構成する局所的な領域 L_g の抽出結果を表示しており、システム側がどのように画像を認識したか確認できる。右側の棒グラフは各特徴の類似度を視覚的に表しており、注目している特徴以外の類似度も認識できる。

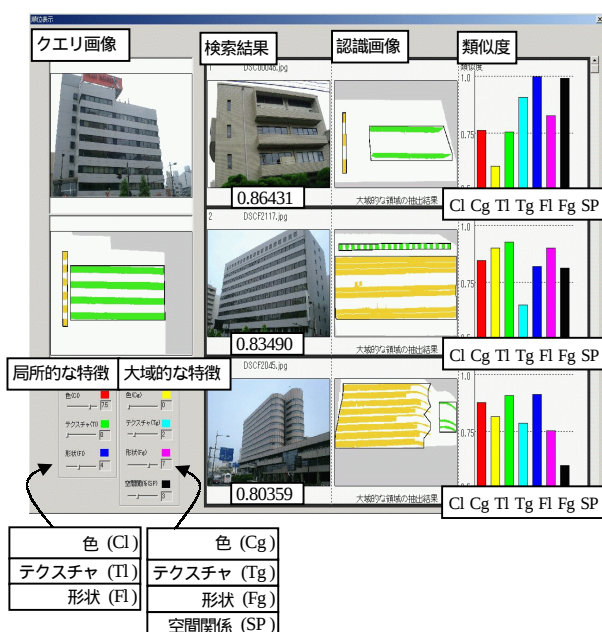


図8 検索インターフェース

6.3. 局所的・大域的な形状による検索例

同じ重みの局所的な形状と大域的な形状による検索例を図9の上側に示す。左側がクエリ画像で右側がクエリ画像に対する検索結果である。

局所的な形状は窓やベランダの形状に注目しており、大域的な形状は規則的に並んだ窓やベランダの集合の領域の形状と建造物の形状に注目している。検索結果の1~3位を見るとこれらの特徴が特に類似した画像が検索された。このような検索ではクエリ画像のように窓や建造物の形状が特徴的な場合に有効であると考えられる。また図6, 7の画像を見ると、窓やベランダの形状や建造物の形状は様々であり、狭い範囲で建造物の形状を捉えた時の類似性と広い範囲で建造物の形状を捉えた時の類似性を評価する必要があると考えることができる。

6.4. 局所的・大域的なテクスチャによる検索例

同じ重みの局所的なテクスチャと大域的なテクスチャによる検索例を図9の下側に示す。

局所的なテクスチャは壁のテクスチャと窓やベランダのテクスチャに注目し、大域的なテクスチャは規則的に並んだ窓やベランダの並び方に注目している。検索結果を見ると、規則的に並んだ窓のテクスチャと並び方をそれぞれ局所的なテクスチャ、大域的なテクスチャとして両方が類似した画像が検索された。このような検索では窓やベランダの並び方と窓や壁のテクスチャが特徴的であるような建造物画像に有効であると考えられる。

7. 実験

7.1. 大域的な領域の抽出精度評価

画像の各特徴は、5.で述べたように大域的な領域を元に抽出しているため、大域的な領域の抽出精度によって、画像の特徴が正しく抽出できているが決まる。そこで、200枚の画像に対して大域的な領域の抽出結果を調べ、抽出されるべき大域的な領域数 n_m 、システムが抽出した大域的な領域数 n_s 、システムが抽出した大域的な領域の中で正しく抽出された大域的な領域数 n_c を数える。 n_m 、 n_s 、 n_c の数え方として図3(a)を例にとると、まず抽出されるべき大域的な領域の数 n_m (この場合2)を主観で決定する。そして大域的な領域抽出処理を行って抽出された大域的な領域(図4(b))が、最初に決定した抽出されるべき大域的な領域と一致しているかを、大域的な領域の形状を基準として判断する。この場合、2つの大域的な領域が抽出され($n_s = 2$)、



図9 検索例（上：局所的・大域的な形状による検索，下：局所的・大域的なテクスチャによる検索）

最初に決定した 2 つの抽出されるべき大域的な領域と両方一致しているため、 $n_c = 2$ となる。

そして、200 枚の画像に対して数えた n_m 、 n_s 、 n_c の合計値をそれぞれ N_m 、 N_s 、 N_c とし、これらをもとに *Recall*、*Precision* を大域的な領域の抽出精度として計算した結果、以下のようになった。

$$Recall = \frac{N_c}{N_m} = \frac{332}{371} = 0.89$$

$$Precision = \frac{N_c}{N_s} = \frac{332}{421} = 0.80$$

Recall、*Precision* の値から大域的な領域抽出処理が正確に行われている画像が多いことを確認できた。抽出されなかった例として、視覚的に境界・色の差があまりない局所

的な領域間で結合されてしまった場合などがあり、間違えて抽出された例として、建造物に関係ない物(電線や木など)によって局所的な領域の過分割が起こり存在しない大域的な領域が抽出される場合などがあった。

7.2. 検索精度評価

6.3, 6.4 のような検索を行うためには、5. で定義した 7 つの特徴それぞれが精度よく検索されていなければならない。そこで、7 つの特徴それぞれを重視(重みを 1、それ以外を 0)した検索を行い、クエリ画像と類似した画像数を評価する。以下に実験の条件を述べ、結果を表 1, 2 に示す。

- ・ 検索順位が 1~10、11~20、21~30、31~40、41~50 位の区間においてクエリ画像と類似した画像が何枚検索されているか調べる。
- ・ クエリ画像と類似した画像は、特徴ごとに 5. で述べた領域に注目してもらい、被験者 5 名全員が類似していると判断した画像とする。

- ・ 各特徴でクエリ画像を 5 枚用意して(5 回検索を行った)、順位の各区分でのクエリ画像と類似した画像の平均枚数を評価する。

全体的に順位が上位になるほど、被験者全員がクエリ画像と類似していると判断した画像枚数が多くなっており、下位になるほど類似した画像数が少ない。このことから 50 位以下では類似した画像がほぼないと予測でき、特に検索例で示した局所的・大域的な形状は共に検索精度が高く、形状の比較手法の妥当性が確認できる。

しかし局所的なテクスチャと空間関係は満足いく結果が得られなかった。局所的なテクスチャに関して、テクスチャの有無は判断できているが、テクスチャの類似評価が曖昧である印象を受けた。周波数解析などの導入により改善していく必要があると考えている。空間関係では、上位の検索画像に大域的な領域の抽出に失敗した画像が検索される場合があり、他の特徴と比べて被験者全員が類似していると判断できる画像が少ないという結果になった。

表 1 局所的な特徴の検索精度(単位：枚)

		局所的な特徴		
		色	テクスチャ	形状
検索 順位	1～10	7.8	5.0	9.0
	11～20	4.0	4.4	6.0
	21～30	1.8	2.2	1.4
	31～40	1.2	2.4	0.6
	41～50	1.0	1.8	0.2

表 2 大域的な特徴の検索精度(単位：枚)

		大域的な特徴			
		色	テクスチャ	形状	空間関係
検索 順位	1～10	7.4	6.6	8.2	4.4
	11～20	2.2	3.0	4.2	2.6
	21～30	1.4	0.8	1.8	1.4
	31～40	0.8	0.8	0.4	0.6
	41～50	0.8	0.6	0.6	0

8. おわりに

本研究では、画像を局所的に捉えた時の類似性と大域的に捉えた時の類似性の評価が可能な画像検索手法を提案した。また検索例で建造物の形状とテクスチャを局所的に

捉えた時と大域的に捉えた時の検索の有効性を示した。

現在はビルのように近代的な建造物を対象に行ったが、今後橋や一般家屋などの建造物に対しても検索が行えるように本手法を改良していくことを考えている。そのためには、現在のような局所的な領域の大きさ、形状、空間関係に基づいた大域的な領域の抽出手法だけでは対応できないと考えられるため、大域的な領域の条件について考察する必要がある。また色やテクスチャといった特徴に関して、現在の抽出方法で十分であるかを他の抽出方法との比較を行い検証し、改善していくことを考えている。

参考文献

- [1] P. Pala, S. Santini, “Image retrieval by shape and texture”, Pattern Recognition, vol. 32, No. 3, pp. 517-527, 1999.
- [2] Qasim Iqbal, J. K. Aggarwal, “Applying perceptual grouping to content-based image retrieval: Building images”, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 42-48, 1999.
- [3] Paul Bao, Xianjun Zhang, “Image Retrieval based on Multi-scale Edge Model”, IEEE International Conference on Multimedia and Exposition, pp. 417-420, Aug. 2002.
- [4] Xiang Sean Zhou, Thomas S. Huang, “Edge-based Structural Features for Content Based Image Retrieval” Pattern Recognition Letters, Vol 22/5, Apr. 2001, pp. 457-468.
- [5] H. W. Chang, et al., “Content-based Image Retrieval based on Color and Space”, IEEE International Conference on Multimedia and Exposition, pp. 1259-1262, 2001.
- [6] Woosaeng Kim, Ji Yoon Kim, “Image Classification using Spatial Relationship Matrix based on Color Spatio-Histogram”, IEEE International Conference on Multimedia and Exposition, pp. 341-344, 2003.
- [7] Qi Tian, Ying Wu, Thomas S. Huang, “Combine User Defined Region-of-Interest and Spatial Layout for Image Retrieval”, Proceedings of IEEE 2000 International Conference on Image Processing, pp. 746-749, Vol. 3, 2000.
- [8] 田中 昭二, 井口 征士, 岩館 祐一, 中津 良平, “画像領域の色およびテクスチャのコントラストを特徴量とした図領域の抽出”, 情報処理学会論文誌, Vol. 40, No. 8, pp. 3267-3280, 1999.
- [9] 長谷川 為春, 小沢慎治, “モデルに基づいた影を伴う移動物体の検出”, 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol. J83-D-II, No. 2, pp. 555-564, 2000.
- [10] Remakant Nevatia, 南 敏, “画像認識と画像理解”, 哲学出版, 1986.