

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features



陳 キュウ (Qiu CHEN, Ph. D.)
工学院大学 准教授
(Associate Professor, Kogakuin University)
米国 IEEE
研究専門分野：画像認識 画像検索

あらまし 大量の画像を蓄積した画像データベースからいかに効率的に画像を検索、管理することが画像処理研究分野にて最も解決すべき課題になっている。内容に基づく画像検索 (Content-based Image retrieval) が最も注目されている技術であるが、特徴量の抽出、検索精度、検索効率の向上などが課題となっているため、まだ実用化に至っていない。本研究では、実空間及び周波数空間におけるロバスト性の高い画像ヒストグラム特徴量を抽出し、組み合わせることにより特徴ベクトルを生成し、データベースの画像中から、「似ている画像」を的確に検索できる画像検索手法を提案し、従来手法より高い検索精度を実現した。

1. 研究の背景と目的

デジタルカメラの普及、記憶媒体の大容量化および低価格化、インターネットの普及などにつれ、膨大な量のデジタル画像を取得、保存及び伝送することが容易に実現できているが、画像を検索、分類することが困難になってきている。そのため、類似画像を高速かつ正確に探し出す画像検索技術が強く求められている。Yahoo!や Google 等は画像検索サービスをすでに提供しているが、主としてテキストに基づく検索技術が利用されており、検索精度が不十分である。本当の意味での画像検索が実現できているとは言えない。

大量の画像を蓄積した画像データベースから所望の

画像を的確に検索する技術、すなわち画像内容に基づく画像検索技術 (Content-Based Image Retrieval CBIR) は、画像を有効に活用するための重要な技術として近年大きな注目を集めている。CBIR 技術は色合い、形状等低次元特徴 (Low-Level Feature) など、画像自体の性質を反映する画像特徴量を用いて、類似性が高い画像を検索する。検索結果は、指定したクエリ画像と似ている順序で返される。例えば、IBM の QBIC システム、MIT の PHOTOBOOK システムなどがすでに実験的に開発されているが、特徴量の抽出、検索精度、検索効率の向上などが課題となっているため、まだ実用化に至っていない。

現在行われている一般的な内容に基づく画像検索技術では、色ヒストグラムを用いた手法は非常に高速な処理が可能となるが、明るさの変化と入力画像の品質の影響を受けやすく、精度はそれほど高くない。また、固有空間法を代表とする Example based 手法は、学習サンプルのみから対象に関する知識を獲得、利用し、一つの画像をまとめ、一つのクラスとし固有空間を形成する。その性能は高いが、処理が複雑で高速検索ができない欠点がある。

画像を検索する際には画像から特徴量を抽出した後、クエリ画像とデータベース上の画像の特徴量を比較し、特徴量の一致率により類似画像を検索する。画像の特徴量には、周波数空間から得られる特徴量と実空間 (画像空間) から得られる特徴量がある。前者の周波数空間の特徴量であるが、多くの手法が MPEG-7[2]に用いられるガボールフィルタ [1]を利用したものや、DFT (離散フーリエ変換) [3]の派生アルゴリズムに依存している。後者の実空間から得られる特徴量は画像の色やテクスチャに基づいた特徴量であり、カラーヒストグラム[4]、カラーコロログラム[5]、カラーモーメント [6]等の記述子により表される。

本研究では周波数空間上の特徴量に 2次元離散コサイン変換 (DCT) したあとの周波数域の係数を利用し、実空間の特徴量には LBP (Local Binary Pattern) [8]を用いた。DCT は圧縮の場合に圧縮率を高めることができる特性を持っていることや、ハードウェア化が容易な高速化アルゴリズムが存在することなどの理由により、JPEG や MPEG 等の標準フォーマットに用い

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features

られる変換である。実空間におけるロバスト性が高い画像特徴として LBP 特徴量[8]が挙げられる。特徴として画像の局所的な特徴を抽出でき、周辺画素との関係性を捉えることができる。また、画像の照明変化の影響を受けにくいなどメリットがある。

本研究では、実空間及び周波数空間におけるロバスト性の高い画像ヒストグラム特徴量を抽出し、組み合わせることにより特徴ベクトルを生成し、高精度な画像検索手法の実現を目標としている。

2. 提案手法

図 1 のように、本研究で提案されている画像特徴抽出及び画像検索システムの概念図を示している。画像からそれぞれ周波数空間及び実空間からロバスト性の高い画像特徴を抽出し、それらの特徴量を組み合わせることにより、特徴量間の関連性に注目することができる。登録時には得られた組み合わせた画像特徴量をデータベースに保存し、検索時には画像から得られた画像特徴量を、あらかじめデータベースに登録されている画像特徴量と比較し検索を行う。以下は、それぞれの画像特徴量の抽出方法について述べる。

2.1 周波数空間における画像特徴の抽出

DCT は周波数空間への変換でよく使われる。画像圧縮等に適用した場合に圧縮率を高めることができる優れた特性を持っていることや、ハードウェア化が容易な高速化アルゴリズムが存在することなどの理由により JPEG などの標準的な画像フォーマットにも採用されている。2次元 DCT 変換は以下の(1)~(3)式のように表される。

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \dots\dots\dots (1)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v)C(u, v) \cdot \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right) \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{但し、} \alpha(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & : \text{ for } \omega = 0 \\ \frac{2}{\sqrt{N}} & : \text{ for } \omega = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \dots\dots\dots (3)$$

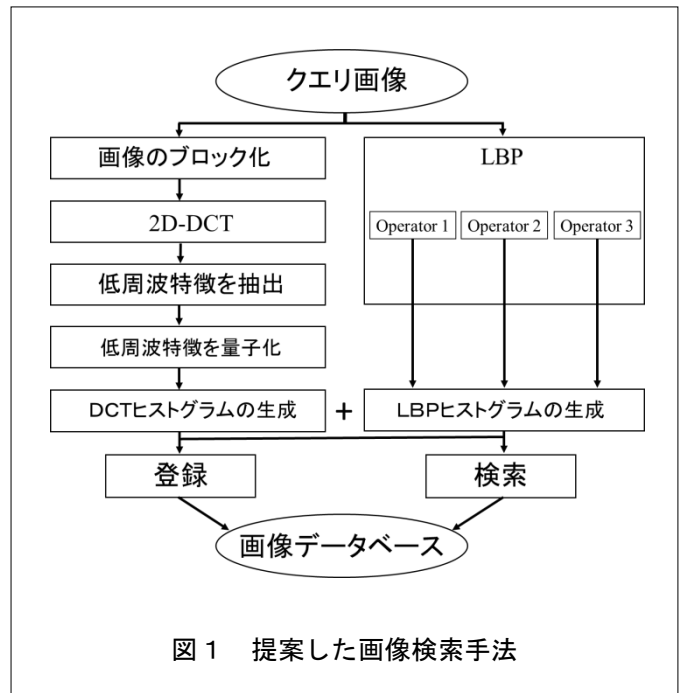


図 1 提案した画像検索手法

周波数空間における画像特徴の抽出を行う際に、画像全体について DCT を行うのではなく、小ブロックに分割し、それぞれの画像ブロックを 2次元離散コサイン変換 (DCT) したあとの周波数域の係数を利用し、ベクトル量子化*1 により周波数空間における画像特徴の抽出を行う。図 2 に示すように、それぞれの帯域は、縦方向、斜め方向、横方向のそれぞれの周波数成分に対応しており、1つのブロック領域を 6次元の特徴ベクトルで構成する。空間周波数を用いた特徴量抽出手法であり、特徴点抽出による手法に比べ、領域のずれや特徴量の誤差に対してロバストな性能を有している。

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features

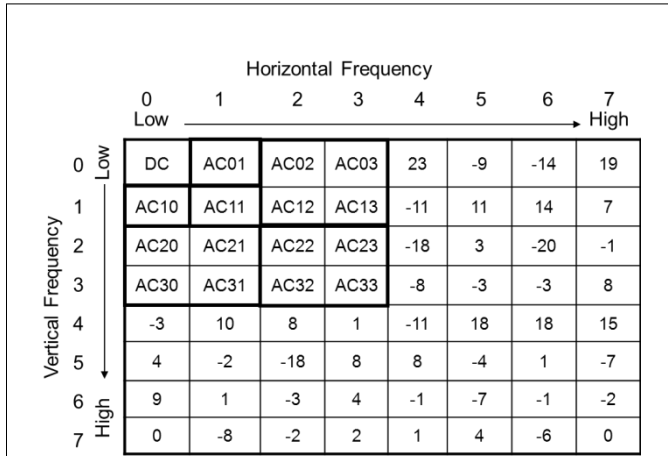


図2 2次元離散コサイン変換(DCT)により画像低周波成分の抽出

ベクトル量子化処理により、入力情報を圧縮してヒストグラム情報を画像の特徴情報として抽出することが可能になる。この原理に基づいて、簡単かつ高い認識率を持つ顔認識技術を開発した[7]。これをベースにして、本研究の画像検索への適用を考え出した。

それぞれの低周波数域の係数に対して2値化ベクトル量子化処理を行う。特徴量を計算しヒストグラムを作成する一連の流れを図3に示す。DCT係数が0以

上のとき、1を低周波特徴ベクトルに割り当て、DCT係数が0未満のとき、0を低周波特徴ベクトルに割り当てる。ここでは6次元のベクトルを考え、10進数表記で表すと0から63までの値をとり、特徴量算出後に格納するヒストグラムの頻度も同様の値を持つ。生成されたヒストグラム情報は画像の特徴として有効であり、それはDCT係数の位相情報と考えられる。照明条件などの撮影条件にはロバスト性があると考えられる。

2.2 実空間における画像特徴の抽出

実空間におけるロバスト性が高い画像特徴としてLBP特徴量[8]が挙げられる。特徴として画像の局所的な特徴を抽出できる。また、画像の照明変化の影響を受けにくいなどメリットがある。そして、周辺画素との関係性を捉えることができる。

LBPとは、注目する画素の近傍8画素について、その画素との差を取り、正であれば1を、ゼロまたは負であれば0を割り当て、8近傍を8ビットの二進数で表し特徴を得る手法である[8][9][10]。また、計算コストが少ないこと、派生アルゴリズムで様々な応用が期待できることが挙げられる。

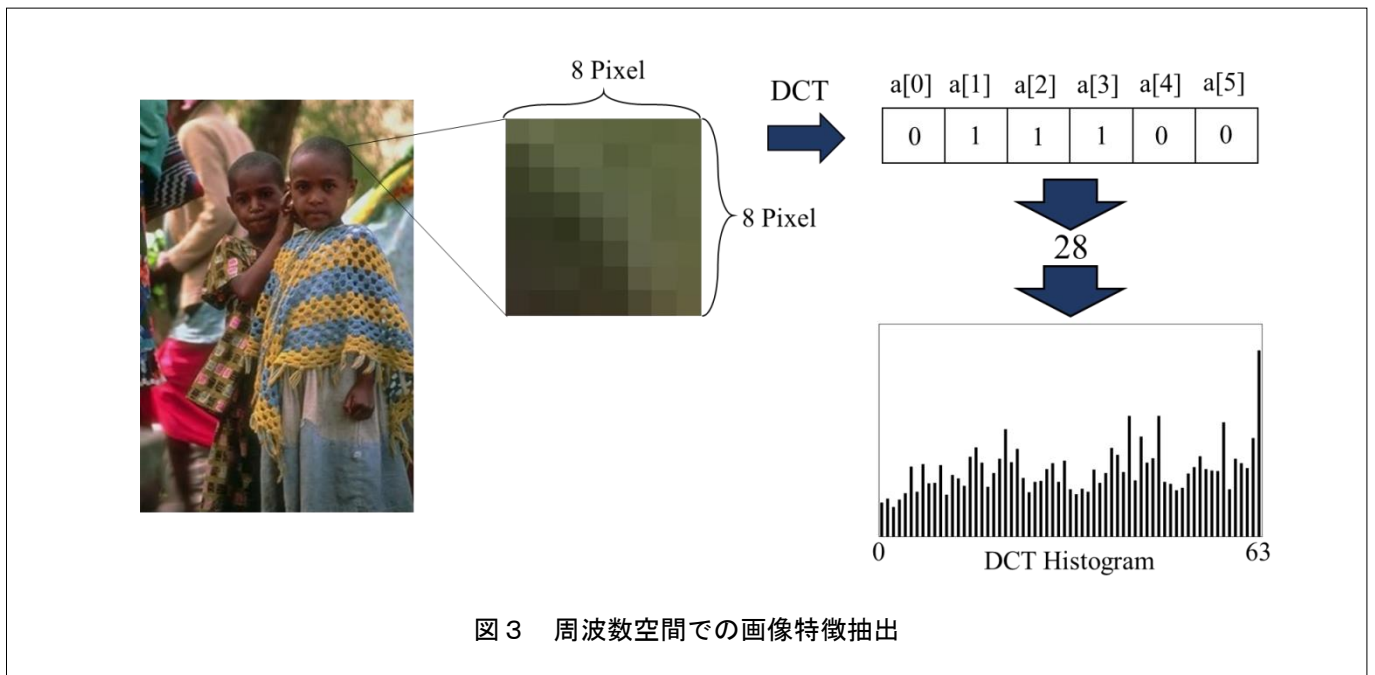


図3 周波数空間での画像特徴抽出

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

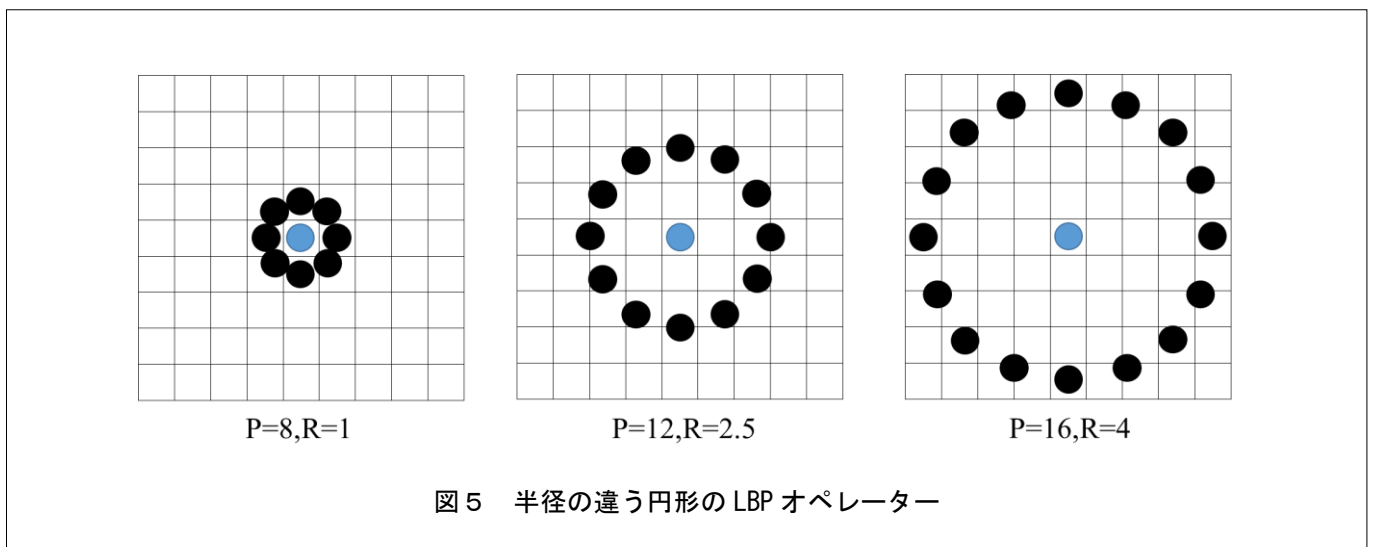
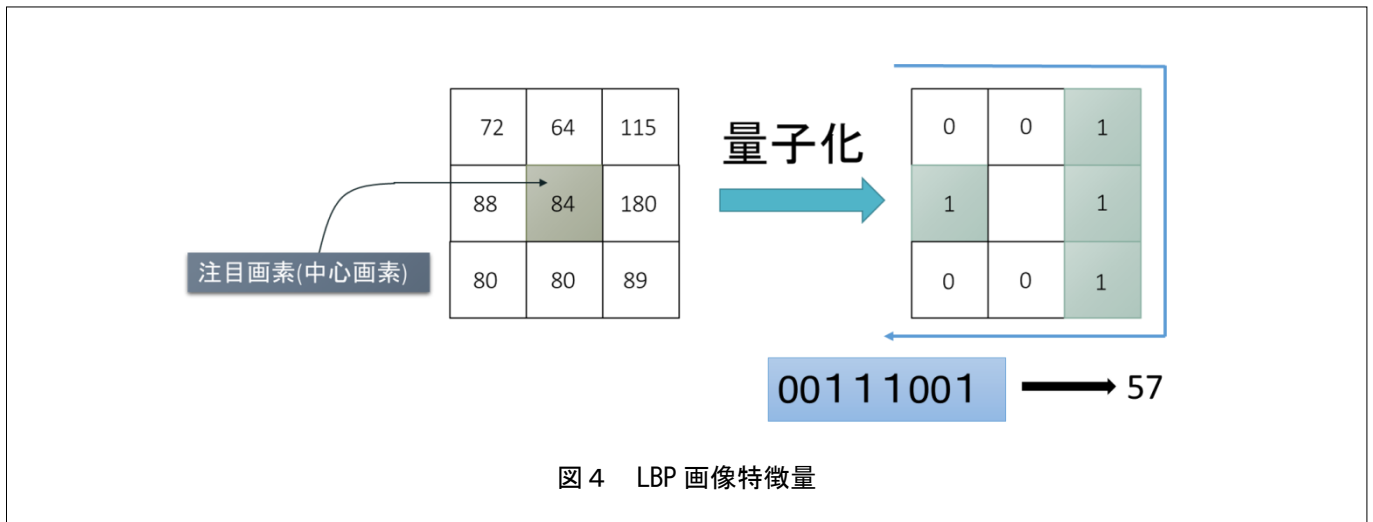
Similar Image Retrieval Using Histogram Features

図 4 に LBP の近傍画素を 2 値化する例を示している。Original LBP では 8 ビットの 2 進数の特徴量を得ることができ、10 進数へ変換すると、0 から 255 の特徴の値を得る。それで生成されたヒストグラム情報は実空間での画像の特徴として有効で、画像の局所的な特徴を抽出できる。

LBP には上記のような近傍画素を標本点としてとるのではなく、標本点の数を制限せずに拡張された LBP が存在する[10]。この手法の LBP では、例として図 5 のように 3 つの異なる LBP オペレーターが与えられる。標本点は円形に配置し正確なピクセル位置に当てはまらない為に、この手法では計算の際にバイリニア補間を使用する。

LBP は標本点の数が増加するにつれて LBP のとる値が指数関数的に増加してしまう。この欠点について Uniform pattern という方法で解決できる[10]。LBP の 2 進数の値において、1 と 0 の推移の注目により特徴ベクトルの頻度をその特徴の損害無しで縮小するものである。例として 8 つの補間点をとる場合、256 の頻度の代わりに 58 の頻度、または残りのパターンが 1 つの頻度に蓄積される場合の 59 の頻度を得る。

また、異なる半径を持つオペレーターを組み合わせることにより LBP を拡張することができる。それぞれ半径の違う円形の LBP オペレーターを合計したものが LBP 画像ヒストグラム特徴として生成される。



ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features

3. 実験

3.1 実験方法

本研究で提案した画像検索手法を、サイズ 384×256 および 256×384 のコレルの画像からなる Wang データベース[11]を用いて評価した。10 のカテゴリーの 100 の画像が合計 1,000 の画像セットを構築した。図 6 に Wang データベースの例を示す。実験で用いられたカテゴリーにはアフリカの人々、建造物、花、象、山が選ばれた。

最初に実験で使用する画像全ての特徴量の算出を行う。実空間特徴には 8 つの補間点と異なる 3 つの半径を持つ Extended LBP を利用する。それは Takala ら[9]の手法と同様であり、比較のために選ばれた。Uniform pattern によりそれぞれの LBP が持つ頻度は 59 に縮小され、Extended LBP は 177 の頻度が算出された。また、周波数空間の DCT 特徴は 64 の頻度

を持つことから、1 枚の画像につき 241 の頻度が次々に計算される。筆者らは算出された特徴量を元に、クエリ画像とデータベース画像の特徴量の比較を行う。クエリ画像 1 枚を入力し全てのデータベース画像の特徴量と比較し距離を算出する。1 枚のクエリ画像につき 250 回の比較が行われ、クエリ画像は 250 枚あることから 42,500 回の画像の比較が行われた。データベース画像からいくつかの距離の小さい画像を検索し同じカテゴリーであるかどうかを確認する。

3.2 実験結果

実験の結果を表 1 に示す。評価指標として適合率と再現率^{*2}を使用した。Takala ら[9]の実験では、3 つの半径が異なる補間点が 8 つの LBP オペレーターを使用していたことから、比較の為に同じ LBP を用いて実験を行った。LBP のみの結果では、3 つのオペレー



図 6 検索実験用画像データベースの画像例

表 1 各種検索方法の実験結果の比較 (適合率(Precision) / 再現率(Recall))で評価)

検索方法	10 images (%)	25 images (%)	50images (%)
DCT	60.4/12.1	51.3/25.7	41.2/41.2
LBP _{8,1} ^{u2}	61.2/12.2	54.9/27.4	46.6/46.6
LBP _{8,1+8,2,4+8,5,4} ^{u2}	64.0/12.8	56.8/28.4	47.7/47.7
DCT+LBP _{8,1+8,2,4+8,5,4} ^{u2}	66.3/13.3	58.2/29.1	48.1/48.1
DCT+LBP _{8,1+8,2,4+8,5,4} ^{u2} weight	68.0/13.6	58.8/29.4	48.4/48.4

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features

ターの結果が1つのオペレーターよりも適合率と再現率が高い。さらに3つのオペレーターを持つLBPとDCTを使う検索は、各手法よりも適合率と再現率が高い。両特徴量に重みを加えると10枚の画像検索では適合率が68.0%（再現率は13.6%）であり、他の手法と比べて明らかに高い。

4. まとめ

本研究では、実空間特徴と周波数空間特徴を用いた画像検索を実行し結果を考察した。結果としてDCTを従来のLBPを用いた画像検索に組み合わせることにより画像検索の精度を向上させた。実空間特徴と周波数空間特徴の両方を用いることにより、より多く画像の特徴が得られることを確認することができた。

また、画像をブロック化してLBP特徴とDCT特徴を比較することによってさらなる良い結果が期待できるほか、LBPには拡張された手法があり、それらを取り入れることによって画像検索の精度を高めることができると考えられる。

5. 今後の展望

デジタル技術の日進月歩により、21世紀はアナログ社会からデジタル社会に変貌したと言われている。総合マーケティングビジネスの株式会社富士経済の調査によると、デジタルカメラの世界市場は2010年には約8,820万台に達したと見込まれる。こんな膨大な量のカメラを利用し、得られた画像の量が非常に大規模なものと容易に想像できる。デジタルカメラ、インターネット、デジタル放送などにより、人々が扱う画像データが世の中に溢れており、画像検索技術は社会的ニーズが高く、将来極めて大きな市場になると見込まれる。そのため、いかに効率的に画像を検索、管理することが画像処理研究分野にて最も解決すべき課題になっている。

今後は、本研究で行った検索処理技術の検証と検索精度の評価を行い、特徴量の抽出、検索精度、検索効率の向上を図り、高信頼性画像検索システムを実現する。本研究により、リアルタイムな内容に基づく画像検索機能が実現でき、これからの情報化社会と産業の発展に大きく貢献できると期待される。

用語の解説

*1. ベクトル量子化

圧縮分野での有名なアルゴリズムの一つであり、複数の標本値をまとめて量子化することにより、標本値間の冗長度を情報圧縮に利用したものであり、標本値を一つ一つ量子化するスカラ量子化において生じる冗長性を低減することができる。

*2. 適合率と再現率

(1) 適合率 (Precision) : 検索した結果にどの程度正解が含まれるかを示す指標である。

例 : 25枚データベースから抜き出して10枚正解
→ $10/25=0.4$

(2) 再現率 (Recall) : 正解のうち、どの程度が検索にヒットするかを示す指標である。

例 : 50枚正解があるうち30枚がヒットされた
→ $30/50=0.6$

参考文献

- [1] B. S. Manjunath, W. Y. Ma, "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, pp. 837-842, 1996.
- [2] B. S. Manjunath, J.-R. Ohm, V. Vasudevan, and A. Yamada, "Color and Texture Descriptors", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 11, pp. 703-715, 2001.
- [3] D.-G. Sim, H.-K. Kim, and D.-H. Oh, "Translation, Rotation, and Scale Invariant Texture Descriptor for Texture-Based Image Retrieval", International Conference on Image Processing, pp.742-745, 2000.
- [4] M. Swain, D. Ballard, "Color Indexing", 3rd International Conference on Computer Vision, pp. 11-32, 1990.
- [5] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, and R. Zabih, "Image Indexing Using Color Correlograms", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition", pp. 762-768, 1997.

ヒストグラム特徴量を用いた類似画像検索手法の開発

Similar Image Retrieval Using Histogram Features

- [6] M. Stricker, M. Orengo, “Similarity of Color Images”, SPIE Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases, pp. 381-392, 1995.
- [7] Q. Chen, K. Kotani, F. Lee, and T. Ohmi, “Combined Histogram-based Features of DCT Coefficients in Low-frequency Domains for Face Recognition”, Proceeding of the 7th International Conference on Systems and Networks Communications (ICSNC 2012), pp. 108-112, Nov. 2012.
- [8] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Hardwood, “A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distribution”, Pattern Recognition, Vol. 29, pp. 51-59, 1996.
- [9] V. Takala, T. Ahonen, and M. Pietikäinen, “Block-Based Methods for Image Retrieval Using Local Binary Patterns,” SCIA 2005, LNCS 3540, pp. 882-891, 2005.
- [10] Ojala T., M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, “Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, pp. 971-987, 2002.
- [11] J. Li and J. Z. Wang, “Real-time Computerized Annotation of Pictures”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 30, No. 6, pp. 985-1002, 2008.

この研究は、平成21年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成22～24年度に実施されたものです。