

主観的類似度に適応した画像検索†

栗田 多喜夫†† 下垣 弘行††† 加藤 俊一††

画像データベースの検索において、画像を直接キーとして似た画像を検索できれば、システムは随分使いやすくなるであろう。本論文では、利用者の主観を反映した例示画からの類似画像検索手法を提案する。例示画からの類似画像検索では、システムは例示画から何らかの画像特徴を抽出しなければならない。さらに、その特徴に基づき例示画とデータベースに蓄えられた画像がどのくらい似ているかを評価する必要がある。その評価には、各利用者の感じる主観的な画像間の類似度が反映されていることが望ましい。そのために、多変量解析的アプローチを用いて利用者の主観を反映する空間を構成し、その空間上で類似画像を検索する。利用者の主観に関する情報として、サンプル画像がグループ分けされている場合とサンプル画像間の類似度が数値で与えられている場合を想定した。また、例示画の入力時の傾き等の画像の変動による画像特徴の変動を吸収するためにも多変量解析手法を用いる。これらの手法によって利用者の主観を反映した類似画像検索が可能であることを実験で確かめた。

1. はじめに

情報化社会の進展に伴い、データベースで扱われる情報は、従来の文字・数値データから画像・音声等を含むマルチメディアデータへと多様化している。また、その利用形態もさらに高度化することが望まれている。特に、人間にとって最も直感的にわかりやすい画像情報を蓄積・管理する画像データベースシステムの必要性は、今後ますます高まると思われる。

画像情報は文字情報と比較して、はるかに多くの情報を含んでいる。また、光ディスク等の蓄積媒体の進歩により、大量の画像を蓄積することが可能になってきている。しかしながら、現在の画像データベースシステムの多くは、データベース管理者が各画像にあらかじめ付けたキーワード情報に依存している¹⁾。キーワードのみでは目標とする画像を表現することが難しく、検索結果は不満足なことが多い。また、各画像にキーワードを付与する際の労力も無視できない。したがって、画像データベースシステムでは、画像の性質をうまく利用した索引の自動作成法や検索法の開発が重要であり、これまでも画像処理を組み合わせた検索法がいくつか試みられている^{2)~6)}。

一方、現在、多くの分野で利用されるようになった関係データベースにおいても、キーワードに完全に一致するデータのみを検索する従来法に加えて、データ

間に距離を導入することによって、より柔軟な検索を可能にする試みが始められている⁷⁾。また、文書の柔軟な検索にベクトル空間を用いる試みもある⁸⁾。

画像データベースの検索においても、画像を直接キーとして似た画像を検索できれば、システムは随分使いやすくなるであろう。

我々は、商標・意匠図形を対象とした画像データベースシステム TRADEMARK* を開発している^{9)~11)}。こうしたデータベースシステムにおいては、例示画をキーとして類似画像を検索できることがヒューマンインタフェースで基本的かつ重要な機能である。例えば、ある図形を新たに商標として登録する場合には、類似した図形が既に商標として登録されているかどうかを調べる必要がある。現在、このような類似性の判定を含めた検索作業は、専門家が図形に割り当てたキーワードと目視検査により行っている。商標として登録したい図形をシステムに例示して、類似した図形を検索できれば、画像データベースシステムを使って判定を自動化できよう。

本論文では、例示画をキーとした主観的な類似画像検索の手法を提案する^{14), 15)}。例示画をキーとした類似画像の検索では、システムは例示画から何らかの画像特徴を抽出し、例示画とデータベース中の画像がどれくらい似ているかを評価する必要がある。その評価には、各利用者の感じる主観的な画像間の類似度が反映されることが望ましい。

各利用者が主観的に感じる画像間の類似度を反映す

† A Personal Interface for Similarity Retrieval on an Image Database System by TAKIO KURITA (Electrotechnical Laboratory), HIROYUKI SHIMOGAKI (Kyodo Printing Co., Ltd.) and TOSHIKAZU KATO (Electrotechnical Laboratory).

†† 電子技術総合研究所

††† 共同印刷(株)

* Trademark and Design Database with Multimedia Abstracted Pattern Representation on Knowledge Base

る空間（主観特徴空間）を構成し、その空間上で例示面に距離の近い画像を類似面として検索する。

主観の表現方法として、(a) サンプル画像集合をグループ分けした場合、および、(b) サンプル画像間の類似度を数値で与えた場合を考え、多変量解析的^{12),13)}アプローチによって、主観特徴空間を構成した。

例示面検索では、図形を例示する際に、傾き等によりパターンが変形し、画像特徴が変動する。このような変動を吸収するためにも多変量解析手法を用いる。

類似面検索の実験を行い、これらの手法で利用者の主観を反映した類似面検索が可能であることを確かめた。

2. 例示面をキーとした類似面検索

2.1 例示面をキーとした類似面検索の課題

例示面をキーとした類似面検索では、システムは例示面とデータベースに蓄えられた画像の類似度を評価する必要がある。この場合、直接、画像（ビットマップ、ラスタデータ）間のマッチングに基づき類似度を定義し、それをを用いて検索することも考えられる。しかし、一般に、画像データは膨大であり、例示面とデータベースに蓄えられたすべての画像間のマッチングを行うのでは、検索にかなりの時間が必要となる。また、画像間のマッチングでは、画像が少し傾く等の画像のずれによって結果が大きく異なる可能性がある。したがって、システムは、各画像をある程度抽象化した画像特徴を自動的に抽出することが必要となる。

データベースの利用者が感じる画像間の主観的類似度は、利用者ごとに異なりうる。このような個人性に適応した類似面検索が実現できれば、データベースシステムのユーザインタフェースは、より改善されるであろう。また、画像から自動的に抽出できるような比較的簡単な画像特徴では、画像の信号的特徴は捕えられるが、利用者の主観尺度に一致するようなより抽象的な特徴までは捕えにくい。例えば、図1の4つの図形は、円に放射状の切込みが入っているという意味で似ていると思われるが、これらを似ていると評価できるような画像特徴を自動的に抽出することはかなり難しい。したがって、各利用者の感じる画像間の主観的類似度を何らかの方法で測定し数量化することが必要になる。

さらに、例示面から利用者の主観に合致した類似面の検索を可能にするためには、画像から自動的に抽出

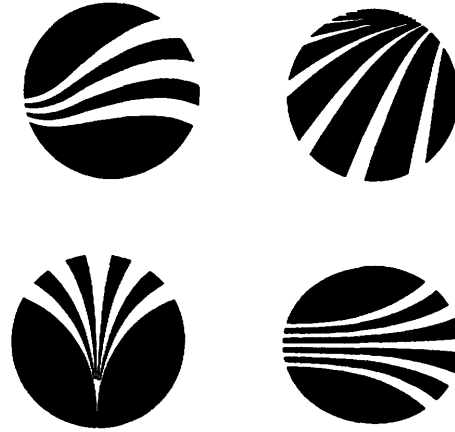


図1 画像間の主観的類似度
Fig. 1 Subjective similarity between figures.

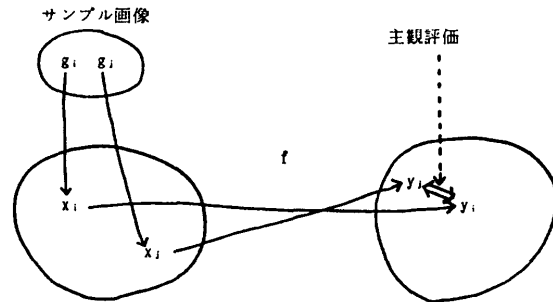


図2 主観特徴空間の構成
Fig. 2 Construction of subjective feature space.

した画像特徴と利用者の主観尺度を関係付ける必要がある（図2参照）。この時、データベースに蓄えられる全画像に対して各利用者の主観に関する情報を取るのでは実用的でない。したがって、データベースに蓄えられる画像のうちの何枚かの代表的な画像（サンプル画像集合）に対して利用者の主観に関する情報を取ることで、全画像の画像特徴と主観尺度との関係を推定する必要がある。

また、図形を例示する際、画像が多少傾く等して同じ画像に対して必ずしも同一の画像特徴が得られるとは限らない。つまり、データベースに蓄えられている画像と同じ画像を例示面として再び提示しても、その画像を検索できない可能性がある。したがって、例示の際の画像の傾きや大きさ等のパターンの歪みも考慮する必要がある。

2.2 多変量解析的アプローチ

以上のような要求を満足する類似面検索法を、多変量解析的アプローチを用いて実現する。

多変量解析手法を画像データベースの検索に適用する試みとしては、キーワード（形容詞）群の因子分析

を用いて、キーワードから画像を検索する手法が提案されている^{16),17)}。しかし、それらはデータベース中のすべての画像に人手で付与したキーワードに基づく検索法であり、画像そのものをキーとする類似画検索に直接適用することはできない。例示画から類似画を検索する場合には、例示画から何らかの画像特徴(索引)を自動的に抽出し、それをキーとして類似画を検索する必要がある。

画像の信号的特徴として、濃淡分布や周波数分布等を考えよう^{9)-11),14),15)}。これらの画像特徴と利用者の主観を関係付けるために、我々は、画像特徴空間(GF空間 Graphical Feature Space)から利用者の主観尺度を反映するような主観特徴空間(SF空間 Subjective Feature Space)への写像(図2の写像 f)をサンプル画像集合に基づいて構成するというアプローチを取った。この対応関係はニューラルネット等を用いて非線形写像として構成することも考えられるが、本研究では、線形写像によって構成することを考える。これにより、ある評価関数に関して最適な写像が、解析的に比較的簡単に求まる。

利用者の主観的類似度を抽出する最も簡単な方法は、サンプル画像集合のグループ分けである。サンプル画像を利用者(被験者)に見せて、似ていると感じる画像が同じグループに入るように画像集合を任意の数のグループに分割させる。このグループ分けに従って、同じグループの画像はなるべく近く、異なるグループの画像はなるべく遠くなるようなSF空間が構成できれば、その空間は利用者の主観尺度をある程度反映する空間であると言える。このようなGF空間からSF空間への線形写像は、判別分析により構成できる¹²⁾⁻¹⁵⁾。

利用者の主観尺度をより精密に測るには、サンプル画像集合内の2つの画像がどれくらい近いかを表す類似度を測ればよい。例えば、ある利用者(被験者)に類似度を数値で回答させる、あるいは、数人の利用者に画像集合をグループ分けさせ、その結果を総合して類似度を計算する等が考えられる。

これら以外にも、利用者の主観情報の数量化法がいくつか考えられるが、以下では、最も基本的な上記の場合について述べる。GF空間からSF空間への線形写像の構成法については、次章に示す。

画像を例示する際に傾きや大きさが変化し、画像特徴ベクトルが変動する。そこで、入力条件を変えてサンプル画像集合を数回読み込み、画像特徴の変動を吸

収するような写像によって入力条件が異なっても同じ画像に対する画像特徴がなるべく近くなるような空間を構成する。このような線形写像は、判別分析を用いて実現できる。

3. 主観特徴空間(SF空間)の構成

3.1 グループ分けに基づく主観特徴空間の構成

画像データベース中の画像のうちのある部分集合 $G = \{g_i | i=1, \dots, N\}$ をサンプル画像集合とする。これをデータベースの利用者(被験者)に見せて、似ていると感じる画像は同じグループに入り、似ていないと感じる画像は異なるグループに入るようにグループ分けさせる。この結果に基づいて、GF空間からSF空間への写像を構成することを考える。

G の各画像 g_i に対して、その画像的特徴を表す M 次元の特徴ベクトル(GF空間での表現)を x_i ($i=1, \dots, N$) とする。また、サンプル集合 G は、利用者の主観に基づいて、 C_1, \dots, C_K の K 個のグループに分割されているとする。

GF空間からSF空間への写像(図2の写像 f)を、アフィン写像

$$y = A'(x - \bar{x}_T) \quad (1)$$

により構成する。ただし、 A' は行列 A の転置を表し、 $\bar{x}_T = Ex$ は平均画像特徴ベクトルを表す。式(1)により写された空間で、同じグループの画像はなるべく近く、異なるグループの画像はなるべく遠くに配置できれば、その空間は利用者の主観を反映した空間であると言える。このために、式(1)で写された空間での、グループ内の平均的な散らばりが小さく、グループ間の平均的な散らばりが大きくなるようにする。つまり、評価基準

$$J = tr(\hat{\Sigma}_W^{-1} \hat{\Sigma}_B) \quad (2)$$

を最大とするような変換行列 A を求める。ここで、 $\hat{\Sigma}_W$ および $\hat{\Sigma}_B$ は、それぞれ、SF空間におけるグループの平均的な散らばりぐあいを表す平均グループ内共分散行列と、各グループの平均ベクトルの散らばりぐあいを表す平均グループ間共分散行列である。この時、変換行列 A は、固有値問題

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}_B A &= \hat{\Sigma}_W A A' \\ A' \hat{\Sigma}_W A &= I \end{aligned} \quad (3)$$

の解として求まる。ただし、

$$\hat{\Sigma}_B = \sum_{k=1}^K \omega_k \bar{x}_k \bar{x}_k' - \bar{x}_T \bar{x}_T'$$

$$\begin{aligned}\Sigma_w &= \sum_{k=1}^K \omega_k \Sigma_k \\ \Sigma_k &= E_{(C_k)} x x' - \bar{x}_k \bar{x}_k' \quad (k=1, \dots, K) \\ \bar{x}_k &= E_{(C_k)} x \quad (k=1, \dots, K) \\ \omega_k &= N_k/N \quad (k=1, \dots, K)\end{aligned}$$

である。ここで、 $E_{(C_k)}$ は、グループ C_k に関する平均を表し、 N_k は、グループ C_k に含まれる対象画像の数を表す。以上は、判別分析の過程と同じになる。

ところで、類似画像検索を高速に行うためには、SF 空間の次元は、小さい方がよい。しかし、次元が小さすぎると主観的類似度を十分に表現できなくなる。そこで、(3)式の固有値問題において、固有値の大きさの順に対応する固有ベクトルをいくつか取って変換行列 A とする。SF 空間の次元を決定するための目安としては、例えば、累積寄与率

$$\alpha(m) = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j / \sum_{i=1}^R \lambda_i}{\sum_{i=1}^R \lambda_i} \quad (4)$$

が使える。ただし、 $R = \min(K-1, M)$ である。つまり、SF 空間の次元として、累積寄与率があるしきい値以上になる次元 m までを採用すればよい。

以上により、任意の対象画像に対して、その画像特徴ベクトルが得られれば、変換行列 A (図1の写像 f に相当) を用いて、(1)式から SF 空間での表現が求まる。

3.2 類似度に基づく主観特徴空間の構成

次に、画像間の類似度が数値で与えられている場合の手法を示す。サンプル画像集合 $G = \{g_i | i=1, \dots, N\}$ に対して、その画像集合に含まれる任意の2つの画像間の類似度が数値で与えられているとする。その類似度に基づいて GF 空間から SF 空間への線形写像を構成することを考えよう。 G 内の画像 g_i と g_j の類似度を e_{ij} ($e_{ij} = e_{ji}$, $0 \leq e_{ij} \leq 1$, $e_{ii} = 1$, $i, j=1, \dots, N$) とし、 e_{ij} を要素とする行列を E と書くことにする。

グループ分けに基づく場合と同様に、アフィン写像

$$y = A'(x - \bar{x}_T) \quad (5)$$

により写された空間において、利用者が与えた類似度をなるべく反映するような変換行列 A を求める。SF 空間で主観的類似度がどれくらい反映されているかの評価として、 G 内の画像 g_i および g_j の SF 空間での表現 y_i および y_j の内積

$$s_{ij} = y_i' y_j \quad (6)$$

と利用者が与えた類似度 e_{ij} との積の期待値

$$Q = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{ij} s_{ij} \quad (7)$$

を考えた。この時、GF 空間から(5)式によって写される SF 空間は、利用者の画像間の類似度に関する主観をある程度反映した空間であると言える。ある正規化条件を課すと、最適な係数行列 A は、固有値問題

$$\begin{aligned}\Sigma_E A &= \Sigma_X A \Lambda \\ A' \Sigma_X A &= \Lambda\end{aligned} \quad (8)$$

の解として求まる。ただし、

$$\begin{aligned}\Sigma_E &= [X - 1 \bar{x}_T']' E [X - 1 \bar{x}_T'] \\ \Sigma_X &= [X - 1 \bar{x}_T']' [X - 1 \bar{x}_T'] \\ X' &= [x_1, \dots, x_N] \\ 1 &= (1, \dots, 1)'\end{aligned}$$

である。

ここでも、より低次元の SF 空間を構成するためには、固有値の大きさの順に対応する固有ベクトルをいくつか取って変換行列 A とすればよい。グループ分けによる場合と同様に、次元の決定の目安には累積寄与率が使えらる。

以上により、任意の対象画像に対して、その画像特徴ベクトルが得られれば、変換行列 A (図2の写像 f に相当) を用いて、(5)式から SF 空間での表現を求めることができる。

4. 類似画像検索の手法

ここでは、第3章で構成した SF 空間を利用して、類似画像検索を実現する手法を示す。

GF 空間から SF 空間への写像を構成するために用いたサンプル画像集合 G が、データベース中の全画像の特性を代表するように選ばれていれば、上記の方法で構成した SF 空間は、任意の画像間の類似度に関して利用者の主観を反映する空間となる。したがって、例示画の SF 空間での表現 y を(1)式あるいは(5)式により計算し、この空間上で y に最も近い画像を類似画の候補として検索すれば、利用者の主観を反映した例示画からの類似画像検索が実現できる(図3)。

例示画からの類似画像検索の具体的な手順を次に示す。

[類似画像検索の手順]

- (i) GF 空間から SF 空間への写像 (変換行列 A) を、サンプル画像集合 G に対して構成しておく。
- (ii) データベース中の全画像に対して、SF 空間での表現を(1)式あるいは(5)式を用いて、あらかじめ計算しておく。(これは各画像に対する索引を作ることに対応する。)
- (iii) 例示画 g に対して、その画像特徴ベクトル x

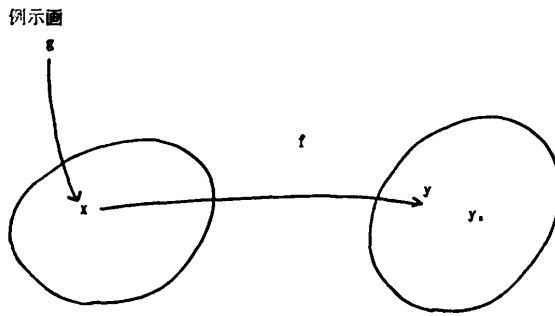


図3 例示画からの類似画検索

Fig. 3 Similar images retrieval by a pictorial example.

および SF 空間での表現 y を計算する ((1)式あるいは(5)式).

(iv) SF 空間上で, 例示画 g に対する表現 y と (ベクトル間のユークリッド距離が) 最も近い表現を持つ候補画像をデータベースから検索する.

上記の手順は, 最も近い画像を1つだけ検索するものであるが, もちろん, 近い順に複数の候補画像を検索することも可能である.

SF 空間上での距離による検索を効率的に行うには, k -近傍探索のアルゴリズム¹⁸⁾等を用いることができる. 例えば, k -近傍探索アルゴリズムを用いると, データベース中の画像の総数 n に対して, 平均的に $O(\log(n))$ の時間で検索可能となる.

5. 例示画入力時の変動の吸収

3章で示した基本手法に対して, ここでは, 画像を例示する際に生じる画像特徴ベクトルの変動をも考慮して, SF 空間を構成する方法を示す.

例示画をカメラで入力する場合, 例示画の傾きや大きさ等が必ずしも一致せず, 同一の画像から同一の画像特徴ベクトルが得られるとは限らない. したがって, 前処理として, 画像特徴ベクトルの変動を吸収することが必要となる.

この前処理は, 同一の画像はなるべく近い特徴ベクトルとなるようにすればよい. これは, 判別分析を用いて実現することができる. GF 空間から SF 空間への写像は, 図4に示すように, 画像特徴ベクトルの変動を吸収するための判別写像 B と, その判別写像によって写された空間 (安定化画像特徴空間 GF') から SF 空間への写像 A との, 2段階の写像 $C=BA$ によって構成する.

特に, 利用者がサンプル画像集合のグループ分けによって与えられる場合には, この2段階の写像 C は,

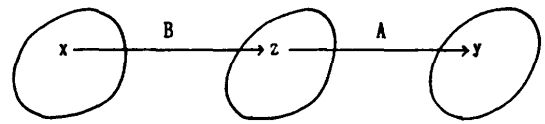


図4 画像入力時のパターン変動の吸収

Fig. 4 Preprocessing to reduce fluctuations of feature vectors.

単に, 同一の図形を入力条件を変えて何度か読み込み, それらを学習サンプルとして判別分析をすればよいことが導かれる (付録参照).

6. 検索実験と評価

本論文で提案した例示画をキーとした類似画像検索法の有効性を確かめるため, 検索実験を試みた.

6.1 画像特徴

画像特徴として何を採用するかは類似画像検索システムの性能を左右する重要な問題である. 画像特徴としては, 例えば, 画像の濃度分布, 周波数分布, 局所相関, 局所コントラスト, 概略図 (輪郭図形) 等が考えられる^{10), 14), 19)}. 本論文では, 提案した手法の有効性を調べることに主眼を置き, 以下に示す黒画素数の分布 Gray 8 を画像特徴とした.

Gray 8: 画像を 8×8 個にメッシュ分割し, 各メッシュ内の黒画素数を表す 64 次元のベクトル

これは, 図形の形状 (濃淡分布) の粗い近似に相当する. なお, 画像特徴として何を採用すべきかの考察は, 文献 10), 14), 19) を参照されたい.

6.2 グループ分けに基づく場合

(1) 主観特徴空間の構成: 被験者 (画像処理の非専門家 11 名) にサンプル集合として 227 枚の商標・意匠図形を与え, 各被験者の主観に基づいて自由にグループ分けさせた. そのうちの比較的細かく分割した被験者では, サンプル集合は 89 グループに分割された. 各グループに含まれる図形の数の平均は 2.6 個, 分散は 4.7 であった. 自由な分類のため, 1つの図形のみからなるグループもいくつか存在した. 以下の実験では, この被験者のグループ分けに基づいて SF 空間を構成した.

グループ分けに用いた 227 枚の対象図形をカメラで入力し, 大きさを正規化 (64×64 画素) した二値画像から画像特徴ベクトルを計算した. これとグループ分けの結果に基づき SF 空間を構成した (3.1 節参照). 累積奇与率を 95% として SF 空間を構成すると, そ

の空間の次元は 32 次元であった。これは、GF 空間の半分の次元で、検索時間は GF 空間での検索に比べ約半分になった。

(2) 例示画による類似画検索：例示画として、SF 空間の構成に用いた画像、サンプル図形を再度カメラで入力しなおした画像およびサンプル図形のうちの 33 種の図形の手書きスケッチをカメラで入力した画像を用いて、SF 空間での類似画検索の実験を行った。比較実験としては、GF 空間での距離による類似画検索の実験を行った。

検索結果を表 1 に示す。表 1 (a) は、第 1 候補に例示画と同じ画像が検索される割合 (再現率) を示す。表中で、①は GF 空間での検索結果であり、②はグループ分けに基づき構成した SF 空間での検索結果である。SF 空間の構成に用いた画像に対しては、当然、100% 正しく検索できるが、新たに入力しなおした画像に対しては、必ずしも、例示画と同じ画像が検索されない場合がある。

表 1 の (b) は、第 2 候補が同じグループに入っている割合を示している。これは SF 空間が利用者の主観的類似度をどれくらい反映しているか (適合率) の目安を与えるものと考えられる。つまり、SF 空間がどの程度個人性 (主観的な類似度) に適応しているかの目安となる。GF 空間での検索では、同じグループの画像をほとんど検索できていないのに比べて、SF 空間では、かなり検索できるようになっていることがわかる。

図 5 に SF 空間の構成に用いた 227 枚の画像を画像データとして検索した例を示す。GF 空間で検索された候補 (図 5 (a)) に対し、SF 空間で検索された候補 (図 5 (b)) の方が、円のなかに小さな円が偏って接している図形を検索できており、より人間の主観に合致していると思われる。ここで、(b) の 2, 3, 4, 5 と 8 番に検索されている図形が、被験者が例示画と同じグループにグループ分けした図形である。

次に、上記の実験と同様に構成した SF 空間とそれへの写像を用いて、TRADEMARK システムに蓄えられている 1600 枚の画像データに対する検索実験を行った。図 5 と同じ図形を例示して検索した結果を図 6 (a) に示す。また、図 6 (b) にサンプル集合に含まれていない図形を例示して検索した結果を示す。サン

表 1 グループ分けに基づく検索空間における類似画像検索の結果
Table 1 Result of similar images retrieval based on grouping information.

(a) 第 1 候補の再現率

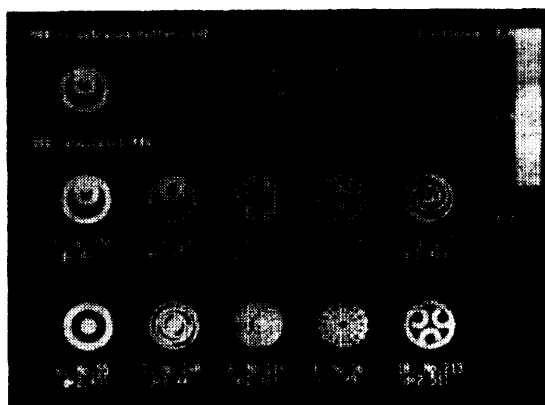
(a) Recall ratio of same images.

検索手法	例示画像			次元
	サンプル画像	再入力画像	手書き画像	
①画像特徴空間での検索	100.0 (%)	98.2 (%)	93.9 (%)	64
②主観特徴空間での検索	100.0 (%)	95.2 (%)	51.5 (%)	32
③入力条件の変動も学習させた場合	100.0 (%)	100.0 (%)	63.6 (%)	34

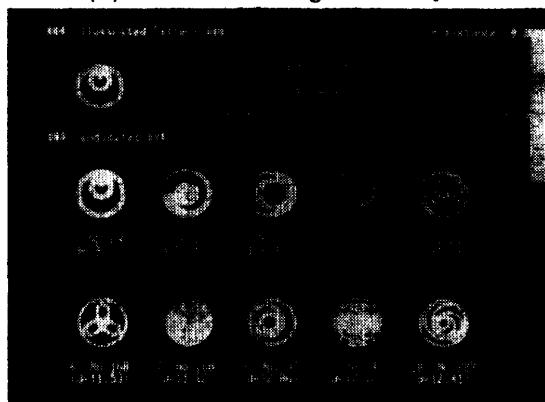
(b) 第 2 候補の適合率 (同一グループの場合)

(b) Recall ratio of similar images.

検索手法	例示画像			次元
	サンプル画像	再入力画像	手書き画像	
①画像特徴空間での検索	8.7 (%)	7.7 (%)	7.7 (%)	64
②主観特徴空間での検索	40.4 (%)	30.6 (%)	26.9 (%)	32
③入力条件の変動も学習させた場合	29.5 (%)	29.0 (%)	19.2 (%)	34

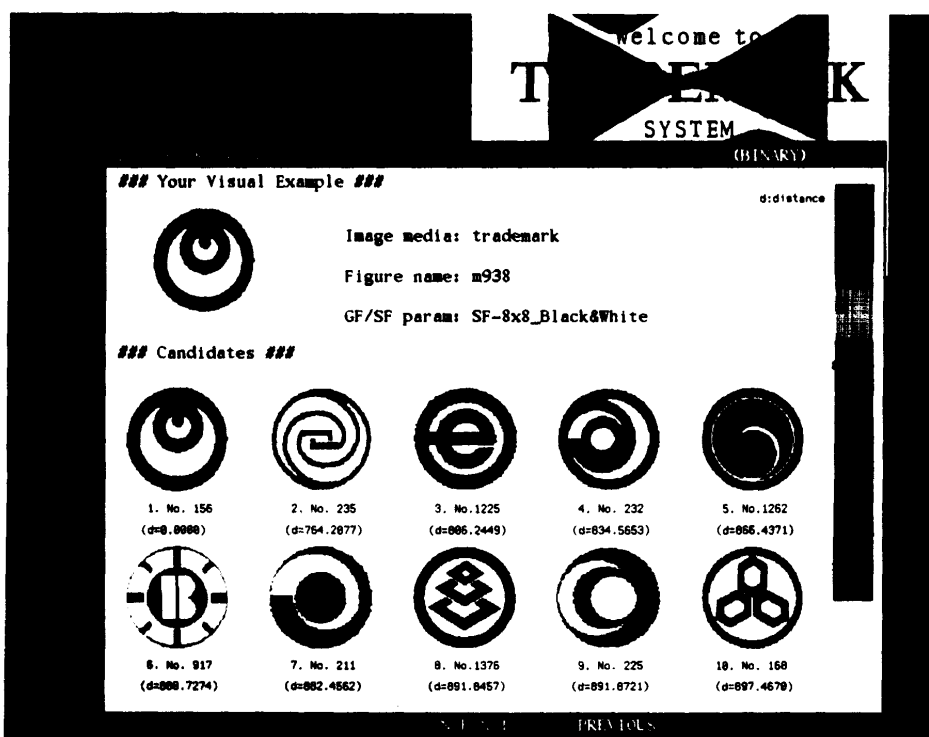


(a) 画像特徴空間での検索
(a) Retrieval in image feature space.

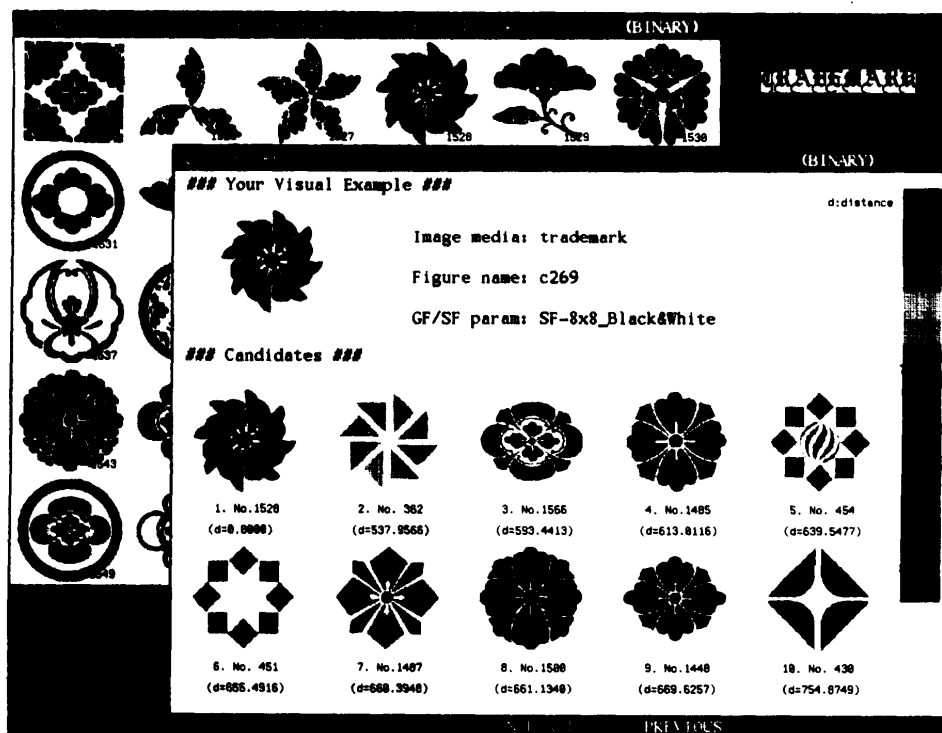


(b) 主観特徴空間での検索
(b) Retrieval in subjective feature space.

図 5 グループ分けに基づく類似画像検索の例
Fig. 5 An example of similar images retrieval based on grouping information.



(a) 図5と同じ例示画で検索した場合
(a) Retrieval by the same pictorial example as Fig. 5.



(b) サンプル集合に含まれない画像を例示画とした場合
(b) Retrieval by the pictorial example which isn't included in the training sample.

図6 TRADEMARK システムでの検索例

Fig. 6 An example of similar images retrieval in TRADEMARK system.

プル集合に含まれていない画像をキーとした場合にも、主観的に似た画像を検索できていると思われる。

(3) 例示画の変動を考慮した類似画像検索：上記の再現率の実験において、新たに入力しなおした画像に対しては、必ずしも、例示画と同じ画像が検索されない場合があった。これは、画像の入力条件の違いにより画像特徴ベクトルが変化するためである。特に、手書きスケッチによる検索の場合、手書きによる図形の歪み等によって、画像特徴ベクトルが大きく変動するため、再現率が下がっている(表1(a))。

これは、SF空間の次元がGF空間の次元の半分しかなく、しかも、利用者の主観を反映するように構成した空間であるため、画像特徴ベクトルの変動に対して弱い空間となっているためであろう。したがって、5章で示したような画像特徴ベクトルの変動を吸収するようなSF空間を構成する必要が出てくる。

上記の実験で用いたのと同じ227枚の商標・意匠図形を入力条件を変えて4回入力し、その結果に基づいてSF空間を構成した。累積寄与率を95%としてSF空間を構成すると、その空間の次元は34次元であった。上記の実験と同じ画像を例示して検索実験を行った。

検索結果を表1に併せて示す。入力条件の違いによるパターンの変動を吸収するような空間を構成した結果、再入力した例示画に対しても、同一の画像が100%検索できるようになっている。ただ、SF空間の構成に用いた画像を例示画とした場合の第2候補の適合率が多少悪くなっている。手書きスケッチを例示して検索した結果が必ずしもよくないのは、手書きスケッチをサンプル集合に含めなかったため、手書き変動までは吸収できていないためである。これは、手書きスケッチもサンプル集合に含めれば、手書き変動もある程度吸収できるようになると考えられる。

6.3 類似度に基づく場合

(1) 主観特徴空間の構成：11人の被験者によるサンプル図形のグループ分けの結果に基づき、この11人の被験者の感じる平均的な類似度を次のようにして求めた。

(a) 各被験者のグループ分けの結果に基づき、同じグループに入っている図形間の類似度は1、異なる

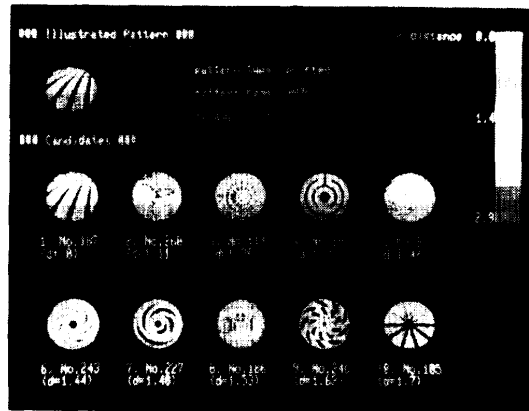
表2 類似度に基づく検索空間における類似画像検索の結果
Table 2 Result of similar images retrieval based on subjective similarities.

(a) 第1候補の再現率
(a) Recall ratio of same images.

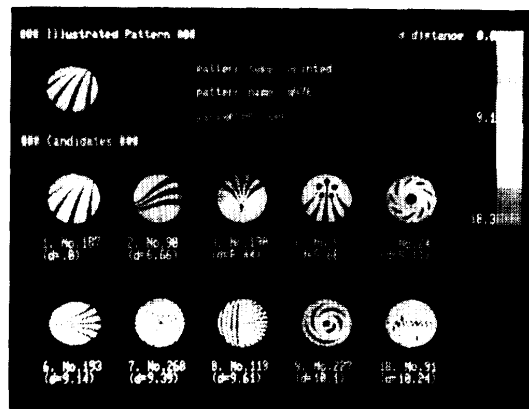
検索手法	例示画像			次元
	サンプル画像	再入力画像	手書き画像	
①画像特徴空間での検索	100.0(%)	98.2(%)	93.9(%)	64
②主観特徴空間での検索	100.0(%)	98.6(%)	63.6(%)	52

(b) 第2候補の再現率(類似度0.4以上の場合)
(b) Recall ratio of similar images.

検索手法	例示画像			次元
	サンプル画像	再入力画像	手書き画像	
①画像特徴空間での検索	11.9(%)	10.8(%)	7.4(%)	64
②主観特徴空間での検索	23.7(%)	17.0(%)	7.4(%)	52



(a) 画像特徴空間での検索
(a) Retrieval in image feature space.



(b) 主観特徴空間での検索
(b) Retrieval in subjective feature space.

図7 主観的類似度に基づく類似画像検索の例
Fig. 7 An example of similar images retrieval based on subjective similarities.

るグループに入っている画像間の類似度は0とした。

(b) 各被験者のグループ分けに基づく類似度を11人の被験者にわたって平均し、図形間の類似度とした。

得られた類似度に基づき SF 空間を構成した (3.2 節参照)。累積寄与率を 95% として SF 空間を構成すると、その空間の次元は 52 次元であった。これは元の GF 空間の約 8 割の次元である。

(2) 例示画による類似画検索：例示画として、グループ分けに基づく場合と同様に、SF 空間の構成に用いた画像、カメラから新たに入力しなおした画像および手書きスケッチをカメラから入力した画像を用いて、検索実験を行った。

検索結果を表 2 に示す。表 2 (a) は、第 1 候補の再現率、(b) は、第 2 候補の適合率 (この場合は、類似度 0.4 以上の画像である割合) である。類似度に基づき SF 空間を構成することによって、パターンの変動が小さい場合には、検索結果が改善されていることがわかる。図 7 は、SF 空間の構成に用いた画像を画像データとして検索した例である。GF 空間で検索された候補 (図 7 (a)) に対し、SF 空間で検索された候補 (図 7 (b)) の方が、円に放射状の切れ目がある図形を検索できており、より人間の主観に合致しているように思われる。

7. むすび

本論文では、図形を例示して類似画を検索するシステムにおいて、検索結果に利用者の主観的類似度を反映させる手法を提案した。ここでは、例示画による類似画検索の基本的問題である、利用者により異なる主観的類似性への適応法と、例示画でのパターン変動に焦点をしばり、多変量解析的アプローチを用いた実現法を示した。特に、利用者の主観情報がサンプル画像集合のグループ分け、類似度行列で与えられる場合、例示画でのパターン変動を許す場合について、検索実験を行い、本手法の有効性を確かめた。手書き等によるパターン変動に強い画像特徴の設計法および学習サンプル画像集合の選び方が構成した主観特徴空間に及ぼす影響に対するさらなる考察は今後の課題である。

謝辞 本研究の機会を与えてくださった電子技術総合研究所情報アーキテクチャ部長棟上昭男博士、藤村是明対話システム研究室長、ならびに大津展之情報数理研究室長に感謝します。また、御討論くださる対話システム研究室、情報数理研究室の皆様へ感謝します。

参考文献

- 1) Chang, S. K. : Image Database Systems, *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, Young, T. Y. and Fu, K. S. (eds.), pp. 371-393, Academic Press (1986).
- 2) 坂内：画像検索技術，電子情報通信学会誌，Vol. J-71, No. 9, pp. 911-914 (1988).
- 3) 長谷川，福村，鳥脇：胸部 X 線写真データベースのためのスケッチ画像の作成と利用，電子通信学会論文誌，Vol. J65-D, No. 9, pp. 1121-1128 (1982).
- 4) 中林，吉田，福村：天気図検索システムと等圧線図検索システムの統合，電子通信学会技術報告，PRL-85-81, pp. 41-48 (1985).
- 5) 林，河合，上原，豊田：画像データベースの意味検索の試み—道路地図データベースの略地図による検索—，情報処理学会知識工学と人工知能研究会資料，44-2 (1986).
- 6) 田邊，大谷：形状類似画像検索における類似尺度の検討，電子情報通信学会技術報告，PRU 88-68, pp. 65-72 (1988).
- 7) Motro, A. : VAGUE : A User Interface to Relational Databases that Permits Vague Queries, *ACM Trans. Office Inf. Syst.*, Vol. 6, No. 3, pp. 187-214 (1988).
- 8) Wong, S. K. M., Ziarko, W., Raghavan, V. V. and Wong, P. C. N. : On Modeling of Information Retrieval Concepts in Vector Spaces, *ACM Trans. Database Syst.*, Vol. 12, No. 2, p. 299-321 (1987).
- 9) 加藤，下垣：マルチメディア商標・意匠データベース TRADEMARK，電子情報通信学会技術報告，PRU 88-9, pp. 31-38 (1988).
- 10) Kato, T., Shimogaki, H., Mizutori, T. and Fujimura, K. : TRADEMARK : Multimedia Database with Abstracted Representation on Knowledge Base, *Proc. of 2nd International Symposium on Interoperable Information Systems*, pp. 245-252 (1988).
- 11) 加藤，下垣，藤村：画像対話型商標・意匠データベース TRADEMARK，電子情報通信学会論文誌，Vol. J-72-D-II, No. 4, pp. 535-544 (1989).
- 12) Cooley, W. W. and Lohnes, P. R. : *Multivariate Data Analysis*, John Wiley & Sons, Inc. (1971).
- 13) Kendall, M. : *Multivariate Analysis*, Charles Griffin & Co. Ltd. (1975).
- 14) 栗田，下垣，加藤：判別分析に基づく類似画検索法，第 37 回情報処理学会全国大会論文集，pp. 1571-1572 (1988).
- 15) 栗田，下垣，加藤：多変量解析による類似図形検索法—判別分析と主座標分析を用いて—，情報処理学会コンピュータビジョン研究会資料，CV-57-1 (1988).

- 16) 藤田, 古郡, 畑: 視覚心理空間を利用した画像検索法, 情報処理学会コンピュータビジョン研究会資料, CV-51-4 (1987).
- 17) 平林, 的場, 笠原: 感覚的・情緒的情報の蓄積と検索, 電子情報通信学会技術報告, DE 88-34, pp. 33-39 (1989).
- 18) Friedman, J.H., Bentley, J.L. and Finkel, R. A.: An Algorithm for Finding Best Matches in Logarithmic Expected Time, *ACM Trans. Math. Softw.*, Vol. 3, No. 3, pp. 209-226 (1977).
- 19) 加藤, 栗田, 下垣: 空間的構造特徴を用いた類似度学習一類似画像検索への応用一, 第 39 回情報処理学会全国大会論文集, p. 972 (1989).
- 20) 大津: パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究, 電子技術総合研究所研究報告, 818 (1981).

付録 グループ分けに基づく場合の 2 段階の写像

データベース中の画像のうちのある部分集合 $G = \{g_i | i=1, \dots, N\}$ の各画像を入力条件を変えて L 回入力したとする. 画像 g_i に対して得られた L 個の画像特徴ベクトルを $\{x_{ij} | j=1, \dots, L\}$ とする.

この時, 入力条件の変動を吸収するための判別写像 $z = B'(x - \bar{x}_T)$

$$(9)$$

は, 固有値問題

$$\Sigma_b B = \Sigma_T B H$$

$$B' \Sigma_T B = I$$

$$(10)$$

の解として求まる. ただし,

$$\Sigma_b = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_T)(x_i - \bar{x}_T)' / N$$

$$\Sigma_T = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L (x_{ij} - \bar{x}_T)(x_{ij} - \bar{x}_T)' / NL$$

$$x_i = \sum_{j=1}^L x_{ij} / L, \quad \bar{x}_T = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L x_{ij} / NL$$

である. 一般にサンプル画像集合 G には, 特徴ベクトルの次元 M よりもはるかに多くの画像が含まれている. その場合, Σ_b, Σ_T とともに正則行列となり, x の次元を M 次元まで取るとすると,

$$BB' = \Sigma_T^{-1}$$

$$(11)$$

という関係が成立する²⁰⁾.

次に, 第 2 段階の写像をグループ分け $\{C_1, \dots, C_K\}$ に基づいて構成することを考えよう. これは, (2)式と同様に, 固有値問題

$$\Sigma_B A = \Sigma_W A A'$$

$$A' \Sigma_W A = I$$

$$(12)$$

の解として求まる. ただし, この場合には,

$$\Sigma_B = B' \Sigma_B B$$

$$\Sigma_W = B' \Sigma_W B$$

である. さらに, Σ_b, Σ_T とともに正則なら, 2 段階の写像 $C = BA$ は, 固有値問題を 2 度解く必要はなく, 次の固有値問題

$$\Sigma_B C = \Sigma_W C A'$$

$$C' \Sigma_W C = I$$

$$(13)$$

を解くだけで求まることが示せる.

つまり, 利用者の画像間の主観的類似度がサンプル画像のグループ分けによって与えられる場合には, 利用者の主観をなるべく反映し, しかも, 入力条件の違いによるパターンの変動を吸収するような GF 空間から SF 空間への写像は, 単に, 同一のパターンを入力条件を変えて何度か読み込み, それらを学習サンプルとして判別分析を行うことによって構成できることになる.

(平成元年 5 月 1 日受付)

(平成元年 10 月 11 日採録)



栗田多喜夫 (正会員)

昭和 33 年生. 昭和 56 年名古屋工業大学工学部電子工学科卒業. 同年, 電子技術総合研究所入所. 以来, 図式プログラミングシステム, 多変量解析の理論と応用に関する研究に従事. 現在, 同所情報科学部情報数理研究室勤務. 電子情報通信学会, 行動計量学会各会員.



下垣 弘行 (正会員)

昭和 33 年生. 昭和 56 年電気通信大学電気通信学部物理工学科卒業. 同年共同印刷(株)入社. 昭和 62 年 6 月～昭和 63 年 9 月, 技術指導研修生として, 電子技術総合研究所情報システム研究室にてマルチメディアデータベースの研究に従事. 現在, 共同印刷(株)情報システム部勤務.



加藤 俊一（正会員）

昭和 55 年京都大学工学部情報工
学科卒業。昭和 60 年同大学院博
士課程修了。同年同大学研究生。昭
和 61 年より通産省電子技術総合研
究所勤務。現在、同所知能システム
部対話システム研究室主任研究官。画像理解、並列処
理、マルチメディアデータベース、ヒューマンインタ
フェース等の研究に従事。電子情報通信学会、人工知
能学会等会員。工学博士。
