

## 楕円体問合せ推定法に基づく類似画像検索手法の実装と評価

呉 越勝<sup>†</sup>      石川 佳治<sup>‡</sup>      北川博之<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 筑波大学工学研究科

<sup>‡</sup> 筑波大学電子・情報工学系

〒 305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1

{wu,ishikawa,kitagawa}@dbl-lab.is.tsukuba.ac.jp

近年、画像検索の研究では、Query-by-Example に基づくインタフェース機構や、適合フィードバックを導入した問合せの洗練手法などの研究が進められている。本研究では、Query-by-Example アプローチの一種である楕円体問合せ推定法を用いた画像検索システムのプロトタイプを構築し、評価を行なった。本論文ではその概要について報告する。

楕円体問合せ推定法は、ユーザが与えた複数のサンプルから、特徴空間上のサンプルデータの統計情報をもとに意図されている問合せを推定する手法である。楕円体問合せ推定法はこれまでに提案された関連研究に比べ柔軟性に優れているという利点があるが、実験によりサンプル数が少ない場合の問合せの推定が困難であるという問題が明らかになった。そのため、本研究では、サンプル数が少ない場合にも安定して問合せが推定可能となるような改善手法を提案し、プロトタイプシステムをもとにその評価を行なった。

キーワード: 画像検索、例に基づく検索、楕円体距離、適合フィードバック

## Implementation and Evaluation of a Content-based Image Retrieval System Based on the Ellipsoid Query Estimation Method

Yuesheng Wu<sup>†</sup>      Yoshiharu Ishikawa<sup>‡</sup>      Hiroyuki Kitagawa<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Doctoral Degree Program in Engineering, University of Tsukuba

<sup>‡</sup> Institute of Information Sciences and Electronics, University of Tsukuba

1-1-1 Tennoudai, Tsukuba, Ibaraki, 305-8573

{wu,ishikawa,kitagawa}@dbl-lab.is.tsukuba.ac.jp

In this paper, we describe a prototype of an image database system based on the *ellipsoid query estimation method*. Two principal ideas used in the system are *Query-by-Example* and *relevance feedback*. The system provides an example-based user-friendly interface and a feedback-based query refinement facility. The system we built can have a “conversation” with the user and estimate the user’s implied query from the multiple examples specified by the user.

The paper reports the implementation details of the image retrieval system and experimental results performed on an image database that consists of more than 200 images. The performance of the ellipsoid query estimation is compared with other two query estimation methods.

**Keywords:** image retrieval, query by example, ellipsoid distance, relevance feedback

## 1 はじめに

近年のデジタル技術の発展により、大量の画像データが利用可能となったことから、画像検索システムの研究が現在盛んに進められている [Fal94]。一般に画像検索システムでは、色、形状、テクスチャなどの特徴を画像から抽出しておき、特徴が似かよった画像を検索することにより類似検索機能が実現される。これまでにさまざまな画像の特徴抽出手法、類似検索手法が提案され、実際に多くのシステムで実現されているが、特徴の種類や特徴の詳細を知らない一般のユーザにとって、問合せを記述することは容易ではないという問題が存在する。

そのような問題点の解決策として、画像検索システムの中には、ユーザの問合せ作成を支援するために Query by (Visual) Example [Hir92] の機能や、ユーザの特徴に関する好みを獲得するためのインタフェース (例: 特徴の重み付けのためのスライダー) を提供しているものが数多く見られる。これにより、ユーザは画像やスケッチをサンプルとして画像検索システムに提供し、スライダーを用いてたとえば色の特徴に高い重要度を、形状に中間的な重要度を設定し、検索したい画像を指定することができる。このようなサンプルの提示による問合せ機能により、ユーザの労力を大きく省くことが可能となる。ただし、特徴に関する詳細を知らない一般のユーザにとってスライダーなどによって特徴量の重みを適切に設定することは依然として容易ではないという問題は残っている。

Query by Example アプローチに基づく問合せ処理では、ユーザが指定したサンプルデータをもとに検索システムが自動的に問合せを生成し、検索結果をユーザに提示する。このアプローチを発展させ、情報検索で用いられてきた適合フィードバック (relevance feedback) の手法を取り込んだ画像検索のアプローチも存在する。この種の手法は、提示された検索結果に対し、ユーザが適合と判断した画像を選択しシステムにフィードバックすることで、問合せの改善を図ろうとするものである。そのようなアプローチの一例である MARS システム [Rui98] では、ユーザが選択した複数のサンプルデータをもとに、それらの特徴空間上での分布を考慮して、自動的に各特徴量に重み付けを行うアプローチが提案されている。具体的には、類似度を与える距離関数として、MARS では特徴空間上の重み付きユークリッド距離 (weighted Euclidean distance) を想定している (図 1 中)。ユーザから複数の適合サンプルが指定されると、各次元についてサンプルデータの標準偏差の

逆数を重みとして用いることで、フィードバックの結果として距離関数が求められる。MARS では、与えられた適合サンプルのベクトルを平均した特徴空間上の点を中心として、重み付きユークリッド距離でランク付けを行うことにより、ユーザの意図を反映した類似検索機能を提供している。

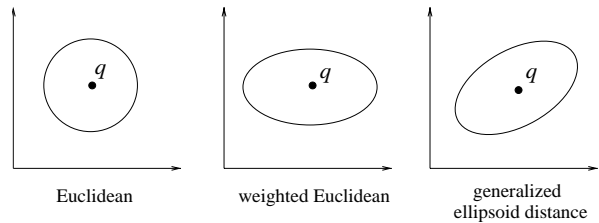


図 1: 各距離関数の等距離面

これに対し、[Ish98] で提案された手法は、図 1 右で示されるような楕円体距離 (ellipsoid distance または elliptical distance) をサンプルデータから推定するというアプローチである。このアプローチは、統計やパターン認識などで用いられるマハラノビス距離 (Mahalanobis distance) の考え方に基づくものであり、サンプルデータから共分散行列を求め、その逆行列を距離を規定する行列として用いる。新たな問合せ位置については、特徴空間上のサンプルデータの座標値を重み付け平均することによりこれを導く。MARS のアプローチと同様、推定された問合せ位置を中心として、導かれた楕円体距離関数をもとにランク付けすることで問合せ処理が行われる。なお、MARS で用いられた重み付きユークリッド距離を用いる手法は、この手法の特殊な場合と捉えることができる [Ish98]。以下では、このサンプルデータ集合からの問合せ位置と距離行列の推定手法を楕円体問合せ推定法と呼ぶことにする。次節ではこの手法について簡単に説明する。

## 2 楕円体距離推定法

### 2.1 楕円体距離とは

図 1 をもとに、本研究における類似検索の基礎となる楕円体距離について説明する。特徴空間の次元数を  $d$  としたとき、通常のユークリッド距離 (Euclidean distance) では、ある点から等距離の面は  $d$  次元の球となる。また、MARS システムで用いられた重み付けしたユークリッド距離 (weighted Euclidean distance) では、等距離面は  $d$  次元の楕円、すなわち楕円体 (ellipsoid) の形状となるが、その主軸は座標軸に平行となる。一方、ここで議論の対象とする楕円体距離 (ellipsoid distance) では、等距離

面の楕円体の主軸は必ずしも座標軸に沿う必要はなく、任意の方向をとることができる。このような意味で、楕円体距離は、ユークリッド距離、重み付きユークリッド距離を一般化した距離と考えることができる。

ここで、 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d]^T$ ,  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_d]^T$  を、それぞれ  $d$  次元ベクトルとする。'T' はベクトルおよび行列の転置を表す。このとき、楕円体距離は以下の形式で表される。

$$D^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \mathbf{A} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$  は  $d \times d$  の正定値対称行列 [小山 94] である。式 (1) を展開することで

$$D^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_j^d \sum_k^d a_{jk} (x_j - y_j)(x_k - y_k) \quad (2)$$

が得られる。なお、式 (1) の右辺は距離の 2 乗を表すので、実際には  $\sqrt{D^2(\mathbf{x}, \mathbf{y})} = D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  が距離に相当する。

## 2.2 楕円体問合せ推定法

[Ish98] において、ユーザから指定されたサンプルデータ集合に対し、それらの特徴空間上での分布情報を用いて、ユーザが意図する問合せ (問合せの中心点および楕円体距離関数) を推定する手法を提案した。本論文ではこの手法を楕円体問合せ推定法と呼ぶ。この手法について以下に簡単に述べる。

ユーザから  $N$  個のサンプルが与えられたとする。 $i$  番目のサンプルの特徴ベクトルを  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{id}]^T$  ( $i = 1, \dots, N$ ) で表す。また、ユーザは各サンプルに対し、好ましさを表すスコア値  $v_i$  ( $v_i > 0$ ) を指定できるものとする。

$N$  個のサンプルデータとスコア値からユーザの意図に沿った最良の問合せを導くため、以下の最小化を行う。

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{q}} \sum_{i=1}^N D^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{q}) = \min_{\mathbf{A}, \mathbf{q}} \sum_{i=1}^N v_i^2 (\mathbf{x}_i - \mathbf{q})^T \mathbf{A} (\mathbf{x}_i - \mathbf{q}) \quad (3)$$

ここで  $\mathbf{q}$  は任意の問合せ点を表す。 $\sum_{i=1}^N D^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{q})$  は、 $\mathbf{q}$  から各サンプル点  $\mathbf{x}_i$  に対する 2 乗距離 (ただし、 $v_i^2$  という重みが掛けられている) の和、すなわちペナルティであり、それを最小化するような  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{q}$  を見つけようということが上の式の意図である。

$\mathbf{A}$  が正則であるという条件 (このためには、サンプル数  $N$  が次元数  $d$  より大きいことが必要) のもとで (3) 式を

解くと、最適な  $\mathbf{q}_{\text{opt}}$ ,  $\mathbf{A}_{\text{opt}}$  は以下ようになる [Ish98]。

$$\mathbf{q}_{\text{opt}} = \frac{\sum_{i=1}^N v_i^2 \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N v_i^2} (= \bar{\mathbf{x}}) \quad (4)$$

$$\mathbf{A}_{\text{opt}} = \det(\mathbf{C})^{-\frac{1}{2}} \mathbf{C}^{-1} \quad (5)$$

すなわち、 $\mathbf{q}_{\text{opt}}$  は  $N$  個のサンプルの重み付けした平均  $\bar{\mathbf{x}}$  に等しい。 $\mathbf{C} = [c_{jk}]$  は重み付けした共分散行列であり、

$$c_{jk} = \sum_{i=1}^N v_i^2 (x_{ik} - \bar{x}_k)(x_{ij} - \bar{x}_j) \quad (6)$$

と定義される。なお、 $\det(\mathbf{C})$  は  $\mathbf{C}$  の行列式を表している。この結果は、統計やパターン認識などで用いられるマハラノビス距離 (Mahalanobis distance) の考え方に対応している。

以上の結果に基づいて、ユーザから  $N$  個のサンプルデータの集合が与えられたとき、上に示した式により  $\mathbf{q}_{\text{opt}}$ ,  $\mathbf{A}_{\text{opt}}$  を導き、 $\mathbf{q}_{\text{opt}}$  を問合せ中心、 $\mathbf{A}_{\text{opt}}$  を距離行列として用いることで、ユーザの意図に沿った類似検索が可能となる。

## 3 実験のための準備

### 3.1 類似検索のための特徴量

類似画像の検索に関する実験に先立ち、色とテクスチャに関する特徴の抽出を行った。以下にその概要を簡潔に述べる。

まず、色の特徴については、色のヒストグラムを作成することで各画像の色の特徴を表現する。色のヒストグラムを作成するアプローチは、他の画像検索システム [Fal94] でもとられている一般的なアプローチである。ヒストグラムを作成する際には、まず色空間を適当な手法で分割し、画像の各ピクセル値がどの色空間の部分領域に含まれるかに応じてカウントを行う。本実験では粗く 4 領域に分割するものとした。すなわち、色ヒストグラムの次元数は 4 次元となる。色ヒストグラムの作成のために高次元のヒストグラムを用いなかった理由としては、以下の二点が挙げられる。

1. 高次元の特徴空間は、問合せの推定という目的からは望ましくないことから、特徴空間の次元数を少なくとどめておく必要があったこと。
2. 類似尺度やユーザが欲している画像が明確に決まっているような場合と異なり、本研究が対象としている状況では、ユーザの問合せ要求自体が曖昧であり、理想的な類似尺度 (距離関数) も明確でない。このような場合には、特定の検索要求に対して詳細にチューニング

された特徴量などよりも、おおざっぱではあるが基本的な検索要求をカバーできる単純な特徴量の方が望ましいこと。

テクスチャの特徴については、[Fal94] などでも利用されている Tamura のテクスチャ特徴抽出手法 [Tam78] を参考に、粗さ (coarseness) と方向性 (directionality) を特徴量として抽出した。それぞれは 1 次元の特徴量として表現され、値の大小が画像中のテクスチャの粗さと方向性の大小に対応する。画像中出现するパターンが、スケールの大きい粗い構造を多く含むとき、テクスチャはより粗いと判断され、画像中に一定方向のエッジ成分が多く含まれるときに方向性の度合いが大きいと判断される。

以上の特徴量を総合すると、色のヒストグラムに関して 4 次元、テクスチャについて 2 次元、合わせて 6 次元の特徴空間において類似検索を行う。特徴抽出の詳細については、[Wu00] で述べられている。

### 3.2 プロトタイプシステムの構築

図 2 のように、本システムは主に三つのモジュールから構成される。

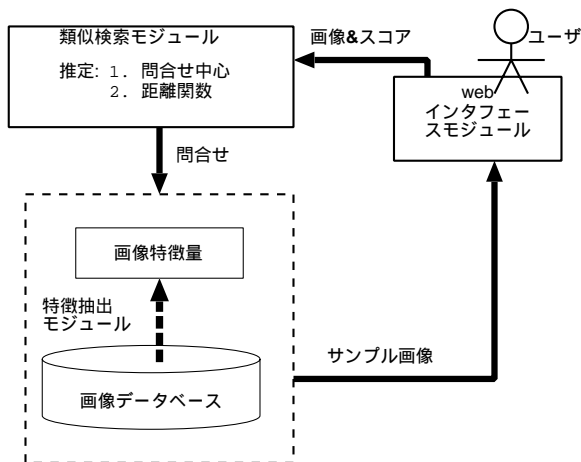


図 2: システムの構成

1. 特徴抽出モジュール: 与えられた画像から特徴量 (色情報およびテクスチャ情報) を抽出し画像の特徴ベクトルを作成するためのモジュールである。現在の実装では、検索対象の画像データベース中の全ての画像に対しあらかじめ特徴抽出を行ない、特徴ベクトルの集合を作成している。このモジュールは MATLAB により実装されている。本システムでは、検索対象の画像データベースの全てのファイルからあらかじめ特徴抽

出モジュールにより特徴抽出を行なっており、特徴ベクトルの集合を事前に作成している。

2. Web インタフェースモジュール: ユーザに例示画像を選択してもらうための候補画像の提示を行い、ユーザの選択結果に応じて適切な問合せを類似検索モジュールに発行する。また、類似検索モジュールから得られた結果に基づいて画像データベース中の画像を取り出し HTML 形式で表示する。このモジュールは Perl により CGI プログラムよりとして実装されている。
3. 類似検索モジュール: Web インタフェースを介してユーザが指定した例示画像の集合とそのスコア値が与えられると、類似検索モジュールは適切な問合せを推定し、あらかじめ作成されている特徴ベクトルデータをもとに類似検索処理を行う。最終的にその結果を再び Web インタフェースモジュールに返す。このモジュールは C 言語のプログラムと MATLAB のプログラムの二種類を作成した。

問合せ処理の流れは以下ようになる (図 2)。まず、システムからユーザにいくつ初期値画像を提示する。ユーザが Web インタフェースモジュールを通じて好みの画像を選択すると、選択された画像データの ID とスコアが類似検索モジュールに送られる。

類似検索モジュールでは送られた画像データの ID とスコアを基に、最適な問合せ中心と楕円体距離関数を推定し、推定された楕円体距離関数を基に、各画像の特徴ベクトルに対し距離を算出する。その結果をもとに類似検索モジュールは距離が近い画像の ID を Web インタフェースモジュールに返す。Web インタフェースモジュールは、返された画像データの ID を基に画像データベースから該当する画像データと正規化したスコアをユーザに提示する。

### 3.3 実験データ

実験に用いた画像は、MIT における画像検索システム PhotoBook [Pen96] の実験で使用された画像データ [Vis] である。画像データは石壁や木の皮などのテクスチャ的な特徴を主体としたものであり、全部で 227 枚である。

## 4 問題点とその解決策

### 4.1 問題点

上述したような特徴量と画像データに対し、実際に楕円体問合せ推定法を実装し予備実験を行ってみたところ、以下のような問題点が生じた。

1. 特徴空間の次元数が  $d$  である場合に楕円体問合せ推定法で問合せを推定するためには  $N > d$  個の適合サンプルがユーザより与えられる必要がある。これは、(5) 式において逆行列を計算するためには共分散行列  $C$  が正則でなければならないという制限に基づいている。本実験では  $d = 6$  の特徴空間を用いたが、すなわちこの場合には  $N > 6$  でなければならないことになる。このように多数のサンプルを選択しなければならないことは、ユーザにとって楽な作業ではなく、場合によっては適切なサンプルが見当たらないこともあるという問題点が存在する。

2.  $N > d$  を満たす数のサンプルを与えた場合でも、サンプル数  $N$  が十分大きくない場合には、安定した推定を行うことが容易ではない。すなわち、サンプル数が少ない場合には、 $A_{opt}$  で与えられる楕円体距離の等距離面が、実際に想定される距離関数の等距離面に比べ、細長いいびつな楕円体となることが多く見られ、このような場合には良好な検索結果を得ることは困難である。この種の問題は、パターン認識において少ない個数のサンプルから推定を行う場合にも同様に生じる問題である。

#### 4.2 問題点解決のためのアイデア

以上の問題点に対処する手法として、以下のものが考えられる。

1. サンプル数が少ない場合に対応した、ロバストな共分散行列の推定方法の利用: サンプル数が少ない場合にも、ある程度安定して共分散行列を推定する手法が研究されており、そのような推定関数を有している統計処理システムも存在する [S+]。
2. 一般逆行列 (pseudo-inverse) [小山 94] の利用: 逆行列の概念を、逆行列が存在しない特異行列にまで拡張した概念として一般逆行列がある。この概念は、逆行列が存在してはいるが不安定である行列の安定化にも利用可能である。本研究のような楕円体距離関数の導出については、[Ish98] においてそのアイデアが示されている。
3. ランダムにサンプルの追加を行う手法: 少ない数のサンプルから共分散行列 (および楕円体距離行列) を推定するための他の手法として、サンプル以外にランダムなノイズとして適当な数のベクトルを追加することも考えられる。この手法は、ユーザが指定したサン

プルだけでは、距離関数の等距離面である楕円体の形状があまりに細長くなってしまふのを緩和する働きもある。

1, 2 はある程度理論的な基盤があり、サンプルのみから適切な共分散行列 (および距離行列) を推定する場合には有効な手法と考えられる。一方、3 は理論的根拠は十分ではないが、実現が容易という利点がある。以下に示すとおり、本研究では手法 3 を用いてシステムを実現した。

## 5 実験内容と結果

上述のアプローチ 3 の手法を用いて、ランダムなサンプルの追加がどのように働くかを実験により調べた。

### 5.1 実験 1: 人工的な適合画像データに基づく比較実験

第一の実験は、問合せ画像に対し適合画像データの集合をあらかじめ人工的に生成しておき、フィードバックを繰り返した際に求める適合画像がどの程度の繰返し回数で実際に検索されるかどうかを調べるものである。これは MARS システムの実験 [Rui98] において用いられた手法である。3 種類の距離関数について行なった結果に基づいて、各実験手法の距離関数の比較を行なう。

具体的な実験内容について述べる。まず、準備として以下の処理を行なう。

1. データベース中から、全体的な特徴が比較的均一な画像を問合せ画像として選択する。
2. 次に、この画像を 16 分割して 16 枚のサブ画像を作成し、これらのサブ画像の集合のうち 2 枚を問合せ画像、残りの 14 枚を正解集合とする。

上の処理により得られた問合せ画像と正解画像をもとに以下の実験を行なう。

1. 前処理のステップであらかじめ選択しておいた 2 枚のサブ画像を問合せとしてシステムに与え、検索結果としてトップ 16 件の画像を得る。
2. このトップ 16 件の画像リスト中に、2 枚の問合せ画像と 16 枚の正解画像のいずれかが含まれている場合、それらすべてを選択して新たな問合せとする。なお、フィードバック時に指定するスコアについては、この実験では固定値とした。
3. このようなフィードバック処理を、検索結果が収束するまで繰り返し適用する。

本実験では、上記のようなフィードバック検索処理を 3 種類の距離関数について、13 個の画像について行なった。

画像 ID	ユークリッド距離			重み付きユークリッド距離			楕円体距離		
	1回	2回	3回	1回	2回	3回	1回	2回	3回
18	0	0	0	68.75	93.75	100	50	81.25	93.75
19	0	0	0	43.75	68.75	75	50	62.5	68.75
20	0	0	0	56.25	81.25	81.25	62.5	87.5	87.5
24	6.25	12.5	50	75	87.5	81.25	75	81.25	81.25
29	12.5	12.5	12.5	75	81.25	87.5	75	87.5	93.75
35	6.25	6.25	6.25	81.25	93.75	93.75	68.75	93.75	93.75
62	12.5	50	87.5	100	100	100	87.5	100	100
84	56.25	62.5	62.5	81.25	87.5	87.5	81.25	93.75	93.75
94	6.25	6.25	6.25	75	87.5	93.75	75	93.75	93.75
99	0	0	0	37.5	37.5	43.75	37.5	37.5	37.5
135	18.75	18.75	18.75	62.5	87.5	87.5	68.75	100	100
137	25	18.75	31.25	56.25	93.75	100	56.25	87.5	93.75
217	0	0	0	50	50	50	50	50	50
平均	11.058	14.423	21.154	66.346	80.769	83.173	64.423	81.25	83.654

表 1: 検索精度の変化

その結果として、検索の精度 (precision) の変化を表 1 に示す。実験の結果、多くとも 3 程度のフィードバック検索により検索結果が収束することが分かったため、この表では 1 回目から 3 回目までのフィードバック検索の結果のみを示している。この表をまとめると以下ようになる。

1. 第 1 回目のフィードバックで精度がもっとも大幅に向上し、2 回目以降の向上の度合は小さく、3 回程度で収束に向かう。すなわち、検索目的が明確であれば、比較的少ない回数で検索を終了できることがいえる。
2. 重み付きフィードバック距離と楕円体距離については、フィードバックを用いることで精度の向上がみられる。なお、この実験では両者の検索精度に大幅な性能の差は存在しなかった。一方、ユークリッド距離についてはフィードバック検索を繰り返しても精度の向上はほとんどみられない。

## 5.2 実験 2: 相関を持った問合せ例の推定

この実験では、相関をもった問合せ例に対し、重み付きユークリッド距離と楕円体距離のそれぞれに基づく問合せの推定結果の評価を行なう。

先に述べたとおり、重み付きユークリッド距離では、等距離面は軸平行の楕円体であり、サンプルデータが軸に対して斜交した相関を持つ場合にうまく対応できないと考えられる。この様子を図 3 に示す。これは 2 次元の特徴空間に 3 個のサンプルデータを与えた場合であるが、重み付きユークリッド距離を用いて問合せを推定した場合には (a)

のような等距離面が得られる。一方、楕円体距離を用いた場合には (b) のような結果が得られ、与えられたサンプルの斜交した相関をうまく表現できることが分かる。

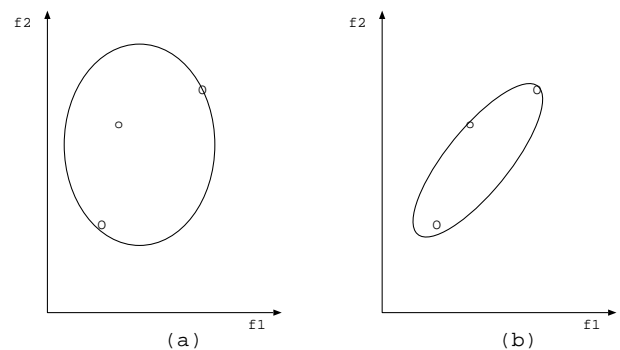


図 3: 斜交したサンプルデータからの問合せ推定

実験では、図 4(a) の上部に示す二つの織物の画像 (画像 ID 59, 61) を問合せとして選択した。これらは同じ織物の画像であり、色についてはほぼ同様の特徴量を有しているが、画像 61 の方がスケールが大きいいため、二つのテクスチャ特徴量である、粗さの特徴量と方向性の特徴量の両方について、画像 61 の方が大きい値をとる。このような二つの画像を問合せとして与えた場合、図 3(b) で示したような斜交した問合せが推定されることが望ましいと考えられる。

実験結果を図 4(a), (b) に示す。重み付きユークリッド距離を用いた場合 (図 4(a)) と比べ、楕円体距離を用いた



(a) 重み付きユークリッド距離



(b) 楕円体距離

図 4: 相関を持った問合せの例

場合 (図 4(b)) では、スケールの異なる類似した画像が問合せ結果の上位に現れていることがわかる。

### 5.3 一般的な状況での検索実験

一般的な状況における検索について、図 5 に具体的な例を示している。図 5(a) に 1 回目の検索結果を示す、この図の上部の画像はユーザが選択した 2 枚の建物の画像である。これに対する検索結果は図 5(a) の下部の 10 枚の画像になっている。図 5(a) において、フィードバック検索を行なった結果が図 5(b) である。フィードバック処理において、検索された建物の画像が増え、ランキングの精度も向上したことを確認できた。この実験を通じて、与えられたサンプルの個数がわずか数個であることを考えると (従来の手法ではこの場合に適切な距離行列を導出できない)、ランダムなサンプルの追加が問合せ推定の安定化に効果があったと推定できる。

今までの実験システムにおいて、何度か検索を行って以下のような傾向がみられた：

1. 選択する画像の数の影響： 単一の画像を問合せとして与えた場合にもある程度の適合画像が検索可能であるが、サンプル画像を増やすほど一般に検索精度が向上する。
2. フィードバックの回数： 一般に、2 回ほどフィードバックを繰り返せばほぼ収束状態に達する。2 回ほどで十分な結果が得られない時は、それ以降のフィードバックで性能は向上することがあまりない。このような場合は、本システムで用いた特徴量がユーザの要求

にマッチしていない時に生じやすい。

以上をまとめとフィードバックをかけることにより問合せは改善されるが、一般的にいつまで収束まで、それほどフィードバックの回数は必要でない。この性質は対話的な検索では望ましいと考えられる。

## 6 結論と今後の課題

本稿では、Query-by-Example のアプローチに基づいて問合せを導く楕円体問合せ推定法を画像検索に実際に応用し、その実現において生じる問題点の解決を図った。特に、ユーザから提示されるサンプル数が少ない場合に生じる問合せ推定の困難さに対処するため、複数のアプローチを提案し、その一つである疑似サンプルを生成し追加する手法について実装および評価を行なった。

評価実験において、楕円体問合せ推定法は、重み付きユークリッド距離法と同等以上の性能を示した。特に、相関を持つサンプルに対して楕円体問合せ法は優れている。今後の課題として、画像データベースを拡張し、より規模が大きなデータベースに評価実験を行なうことがあげられる。

## 参考文献

- [Fal94] C. Faloutsos, R. Barber, M. Flickner, J. Hafner, W. Niblack, D. Petkovic, and W. Equitz: “Efficient and Effective Querying by Image Content”, *Journal of Intelligent Information Systems*, 3(3/4): 231–262, July 1994.
- [Hir92] K. Hirata and T. Kato: “Query by Visual Example – Content based Image Retrieval”, in



(a) 一回目検索結果



(b) 更にフィードバックをした結果

図 5: 一般的な画像検索の結果

*Proc. of EDBT*, LNCS 580, pp. 56–71, Vienna, Austria, Mar. 1992.

- [Ish98] Y. Ishikawa, R. Subramanya, and C. Faloutsos: “MindReader: Querying Databases through Multiple Examples”, in *Proc. of VLDB*, pp. 218–227, New York, NY, Aug. 1998.
- [Pen96] A. Pentland, R.W. Picard, and S. Sclaroff: “Photobook: Content-based Manipulation of Image Databases”, *Intl. J. of Computer Vision*, 18(3): 233–254, 1996.
- [Rui98] Y. Rui, T.S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra: “Relevance Feedback: A Power Tool for Interactive Content-based Image Retrieval”, *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 8(5): 644–655, Sept. 1998.
- [S+] S-PLUS 4.5 Language Reference.
- [Tam78] H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki: “Texture Features Corresponding to Visual Perception”, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 8(6): 460–473, 1978.
- [Vis] Vision Texture Homepage. <http://vismod.www.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/>
- [小山 94] 小山. 線形代数の基礎 (下), 経済数学教室, 岩波書店, 1994.
- [Wu00] Yuesheng Wu: “A Study on User Directed

Relevance Feedback for an Image Retrieval System”, *Master’s thesis*, Doctoral Degree Program in Engineering, University of Tsukuba, February 2000.