

テクスチャ画像検索システム～大分類と例示検索～

多田 昌裕 池田 大地 杉林 弘基 北野 有亮
斎藤 知彦 有福 啓 赤石 理恵 加藤 俊一

中央大学工学部経営システム工学科

画像の特徴を数量化した画像特徴量を用いてベクトル化すると、画像特徴ベクトルで構成される多次元空間上で距離の近い画像は当然画像特徴が似ていると期待できる。

本研究ではメタル、木目、大理石など種々の異なるテクスチャ画像を対象として、全域的特徴量と局所的特徴量として2点間、3点間の特徴量を設計した。これを用いて、テクスチャを大分類するアルゴリズムと例示検索を行うアルゴリズムを開発・評価した。その結果、局所的特徴量として3点間の特徴量を用いた方が判別精度が上がるということが分かった。また画像大分類の後に例示検索を行うという多段階の手順を踏んで検索を行えば検索精度が上がるということが分かった

Experiments on Texture Image Retrieval System

- Classification and Similarity Retrieval -

Masahiro Tada Tomokuni Ikeda Hiroki Sugibayashi Yusuke Kitano
Tomohiko Saito Kei Arifuku Rie Akaishi Toshikazu Kato

Department of Industrial and Systems Engineering
Chuo University

We can expect that similar images are mapped onto neighbor space in graphical feature (GF) vector space. This paper proposes GF vectors for various kinds of texture images to represent their global and local structures. In our experiment, local contrasts of intensity and color difference amongst three out of eight-neighbor pixels showed good score in texture image classification as well as similar image retrieval. Similar image retrieval with image classification showed better recall and precision ratios than similarity retrieval from whole database.

1. はじめに

工業デザインの過程では、未整理の大量の資料の中から参考になる資料を探し出す作業に多くの時間を費やしている。例えば家具や家電製品などの外観デザインでは、色や素材のパターンを試行錯誤的に貼り付けて、新しいデザインの検討・評価を行っている。この過程では、莫大な資料の中から適切な資料を選び出すことが生産性を高める上で必須の条件とされている。従って、多種多様な画像を人間の感性にできるだけ近い形で機械的に類別、管理するシステムが必要となる。

本研究では、画像類別の鍵となる画像特徴量を設計、デジタル画像データから抽出し、それらを用いて画像の類別を試みた。本稿ではその概要を紹介し、その有効性について論じる。

2. 画像特徴量の設計

2.1 画像特徴量を用いた検索法

画像の特徴を数量化した画像特徴量を用いてベクトル化すると、画像特徴ベクトルで構成される多次元空間上で距離の近い画像は、当然画像特徴が似通っていると期待できる（図 2.1）。その際に適切な画像特徴量を選択すれば、上記の手法を用いることにより、未整理な画像データベースから類似画像を抽出することも可能になるはずである。

しかし、画像の種類は風景写真、人物写真、絵画など多岐にわたっており、どのような画像を主に扱うかによって、画像識別に有効と考えられる特徴量も異なる。

そこで本研究では扱う画像をメタル、木目、大理石などの種々の異なるテクスチャ画像に限定し、画像の大分類および画像例示検索を試みる。

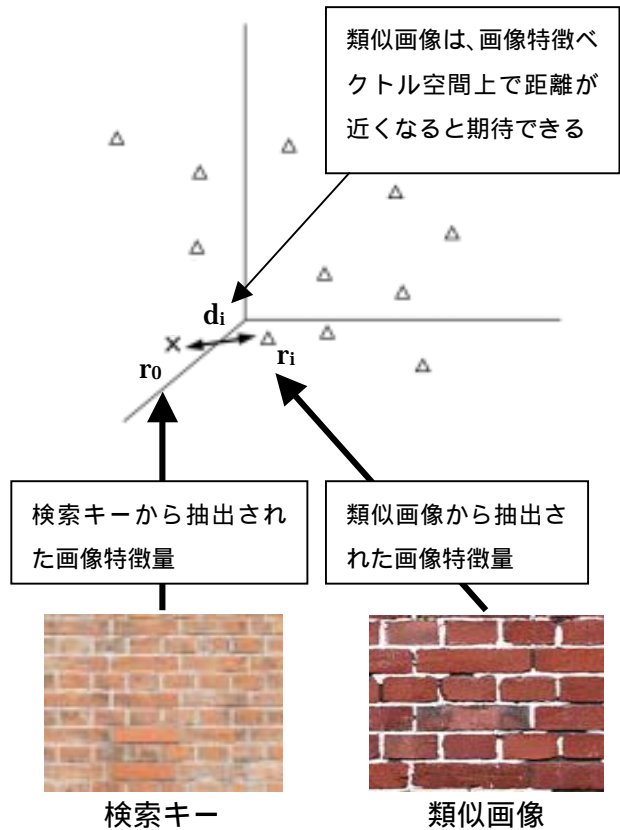


図 2.1 画像特徴ベクトル空間上での類似画像の位置関係

2.2 本研究で採用する画像特徴量

(a) 全域的特徴量

本研究では全域的、局所的な特徴が似ている画像を類似していると定義する。

全域的な特徴としては、色と輝度が画像の類似性に大きな影響を与えると判断して、画像の R, G, B 及び輝度の平均、標準偏差を計測した。

なお輝度は次の式で定義する。

$$I = \frac{(R + G + B)}{3}$$

光の波長に対する光センサーの応答特性に一部重なりがあるため、R, G, B の間にはある程度の相関があることが知られている。しかし、全域的特徴量としては画像全域での平均、標準偏差を計測するので、本研究では多少の相関があっても支障がないと考え、上記の特徴量を採用した。

(b) 局所的特徴量 (2点間)

テクスチャ画像の場合には繰り返しの規則性、模様細かさ、方向性が重要と考えられる。そこで局所的な特徴としては、2点間及び3点間の画素の値の関係を特徴量として採用するとよいと考えられる。

本研究では隣接する2点間及び3点間の局所コントラストを計測し、画像全域的にそれらの平均、標準偏差を計測した。

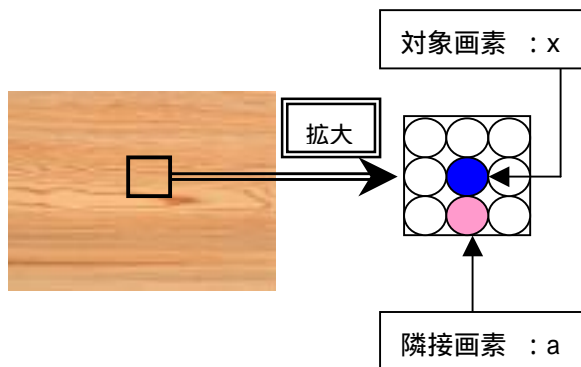


図 2.2 隣接する2点間のコントラスト

2点間コントラストは次の式で定義する。

$$C^{(2)} = \frac{x - a}{|x| + |a|}$$

(x : 対象画素の値 a : 隣接画素の値)

2点間コントラストを用いると、画像の変化の方向性を捉えることができる。

なお、2点間コントラストを調べるパターンは図 2.3 に示すように4種類ある。

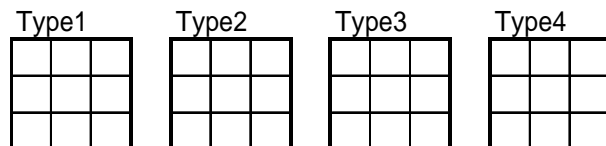


図 2.3 2点間コントラストを調べるパターン

(c) 局所の特徴量 (3点間)

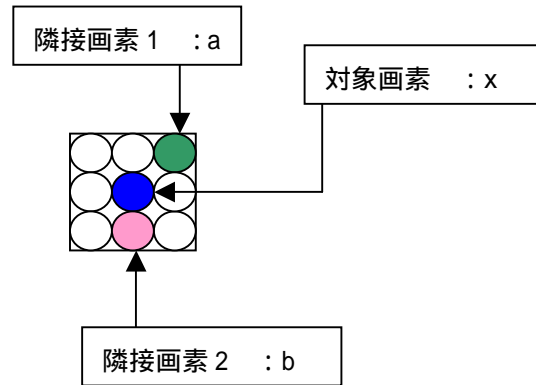


図 2.4 隣接する3点間のコントラスト

3点間コントラストは次の式で定義する。

$$C^{(3)} = \frac{(a - x) + (b - x)}{(|a| + |b| + 2|x|)}$$

(x : 対象画素の値 a : 隣接画素 1 の値
b : 隣接画素 2 の値)

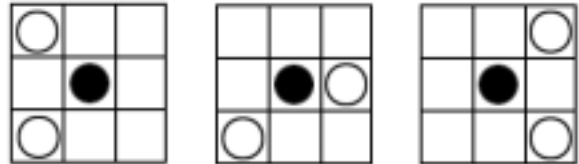


図 2.5 3点間コントラストを調べるパターン

2点間コントラストでは変化の方向性(4方向)しか拾うことができないが、この3点間コントラストを用いると、方向性のほかに細かな曲率の違いを表現することができる。

3点間コントラストは図 2.4 に示すように、対象画素と、それに隣接する8画素のうちから2画素を選んで計測する。従って3点間コントラストを調べるパターンは8点から2点を選ぶ組合せ、つまり ${}_8C_2 = 28$ 通りあることになる。

(d) コントラスト計算に用いる色彩

前述の全域的特徴量とは異なり、局所的なコントラストを測定する際、R,G,Bの間に相関が無いとすると、R-R,G-G,B-Bの組合せのみ考えればよいが、実際には相関があるのでR-G,R-Bといった組合せも考慮する必要がある。すると計算量が大きくなり、パラメータの次元数が上がる。これを抑えるためには無相関な表色系を用いることが望ましい。

そこで本研究では相関が少ないとされている輝度及びR-G、Y-Bの色差を採用した。

従って2点間コントラストの変数の数は

$$4 \text{ 種類} \times 3 \text{ (輝度、R-G、Y-B)} \\ \times 2 \text{ (平均、標準偏差)} = 24 \text{ 種類}$$

3点間コントラストの変数の数は

$$28 \text{ 種類} \times 3 \text{ (輝度、R-G、Y-B)} \\ \times 2 \text{ (平均、標準偏差)} = 168 \text{ 種類}$$

となる。

このパラメータの次元数の数の差からわかるように、3点間コントラストを導入すると、曲率の違いを捉えられるようになる反面、判別学習に必要とされるサンプル数、判別分析の手間ともに大幅に増大する。

3. 画像の分類と検索方法

3.1 画像の大分類

2章で設計した画像特徴量の有効性を検証するため、統計的教示学習を行う。今回は判別分析を行い、画像の大分類を試みる。その後、大分類されたカテゴリーに属する画像を用いて例示検索を試みる。

N群の判別分析を行う際、考えられる方法は以下の3種類である。

1. N群を一度に判別する
2. ある群とそれ以外を判別する
3. 2群の判別を組み合わせる

本研究では上述の方法中、2群の判別を組み合わせる手法を採用した。1の手法は、今回判別分析に使用したツール(EXCELのアドインツール)が3群以上の判別に対応していなかったために採用を見送らざるを得なかった。また2の手法については、本稿の範囲からは外れるが、人間の顔画像を用いた判別分析で採用し、かなりよい結果が得られている。この研究に関しては後日発表する予定である。

従って本研究では、サンプル画像として6種のテクスチャ画像(メタル、大理石、木目、和紙、壁、スパイス)を用い、これら6種のテクスチャ画像から各2種類の組合せ(計15組)について判別分析を行った。

(判別分析の際、教示用サンプル、未知の画像データとして、各素材からそれぞれ150枚ほどを用いた。)



大理石サンプルの一例



スパイスサンプルの一例



メタルサンプルの一例



壁サンプルの一例



木目サンプルの一例



和紙サンプルの一例

図 3.1 判別に使用したサンプル例

前述の各組合せ毎に判別分析を行い、説明変数として2点間コントラスト及び全域的特徴量のみを用いて分析した場合と、それに3点間コントラストを加えて分析した場合との判別の中率を比較する。その結果を評価して、画像の大分類のためには2点間コントラストと全域的な特徴量だけで足りるのか、それとも3点間コントラストの導入が不可欠なのかを判断する。

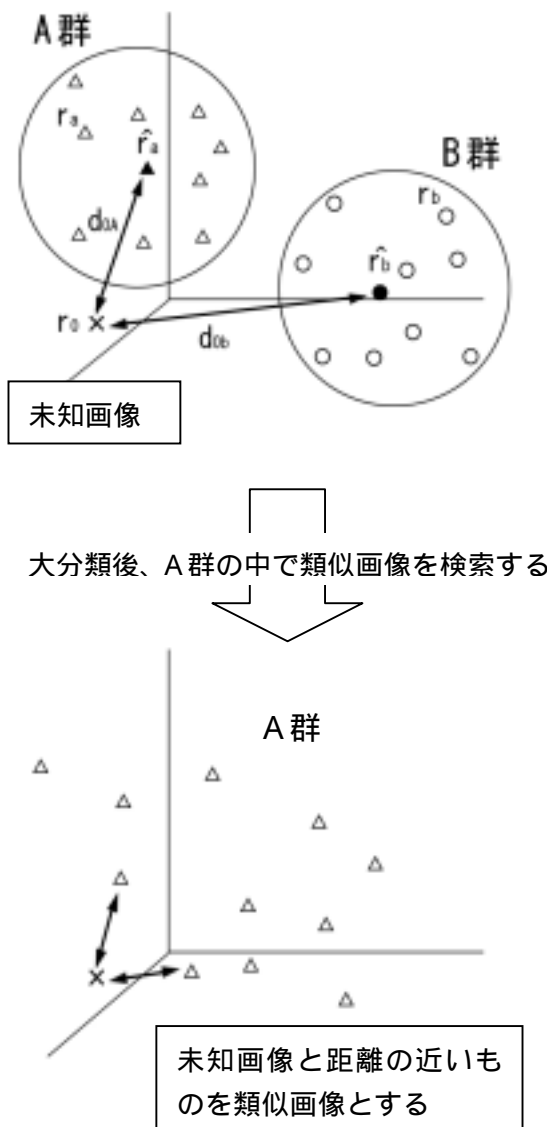


図 3.2 画像大分類 類似検索と二段階の手順を踏んだ画像類似検索

なお、今回は判別分析の際、未知の画像がどの群に属しているのかを判定するのにマハラノビスの汎距離を用いた。これは図 3.2 上図に示すように未知のサンプルと各群の重心とのマハラノビスの汎距離を測定し、その大小によってどの群に属するのかを判定するという方法である。

A群、B群の重心までのマハラノビスの汎距離をそれぞれ d_A^2 、 d_B^2 として

$d_A^2 < d_B^2$ ならば未知サンプルは A 群

$d_A^2 > d_B^2$ ならば未知サンプルは B 群

に属すると判定する。

また、判別結果の信頼性を高めるために未知のサンプルがどの程度の確率で当該群に属するのかを、以下のようにマハラノビスの汎距離を用いることによって算出する。

このとき f_1, f_2 を次のように定義する。

$$f_1 = e^{-\frac{1}{2}d_A^2} \quad f_2 = e^{-\frac{1}{2}d_B^2}$$

未知のサンプルが A 群、B 群に属する確率を P_A, P_B とすると、 P_A, P_B は次式によって求められる (2 群の判別の場合)。

$$P_A = 100 \times \frac{f_1}{f_1 + f_2}$$

$$P_B = 100 \times \frac{f_2}{f_1 + f_2}$$

$$P_A + P_B = 100 \quad (\%)$$

もし $P_A = 70\%$ であれば、未知のサンプルが A 群に属する確率は 70%、B 群に属する確率は 30% ということになる。

以上の手法を用いて、未知画像がどの分類に入るのかを特定する。

3.2 例示検索

未知画像の大分類の結果を受けて、次に大分類された画像を用いて例示検索を試みる。まず例示画像(大分類された未知画像)と同じ群(A群と仮定)に属する画像jの画像特徴量(全N個)を用いて次の式の値を計算する。

$$D_j = \sum_{i=1}^N |r_i - r_{0i}| \quad (j \in A \text{群})$$

r_i : A群の画像jの特徴量i

r_{0i} : 未知画像の特徴量i

D_j が最小となる画像jが例示したサンプルの類似画像であると判断する(図3.2下図)。

本研究では例示画像($\in A$ 群)とA群の全画像について D_j を計算し、 D_j が小なる画像から順に1位の類似画像、2位の類似画像...とみなして順位付けを行った。

まず事前に目視により、類似していると判断できた画像とその枚数を調べ上げた。そして各例示画像について、例示画像検索での再現率、適合率を評価した。

(a) 再現率

n位までの再現率を R_n と置くと R_n は

$$R_n = \frac{n \text{位内にある類似画像枚数}}{\text{類似画像の総数}}$$

で定義される。

(b) 適合率

n位までの適合率を P_n と置くと P_n は

$$P_n = \frac{n \text{位内にある類似画像枚数}}{n}$$

で定義される。

4. 実験結果と考察

4.1 画像大分類

表4.1 2種類の判別結果 素材別統計

素材名	2点間コントラスト			3点間コントラスト		
	正答率	正答内訳		正答率	正答内訳	
		70%以上	70%以下		70%以上	70%以下
メタル	91.0%	93.0%	7.0%	93.8%	99.0%	1.0%
木目	99.6%	98.7%	1.3%	99.6%	99.6%	0.4%
スパイス	97.7%	100.0%	0%	98.0%	100.0%	0%
大理石	92.3%	95.8%	4.2%	94.3%	97.9%	2.1%
和紙	97.1%	97.4%	2.6%	98.4%	99.0%	1.0%
壁	95.5%	99.0%	1.0%	98.3%	99.8%	0.2%

表4.1は2種類の組合せの判別結果を素材別にまとめたものである。例えばメタルの項目は、メタルとその他の素材の組合せ(計5通り)でメタルが正しく判別された率を示している。また正答内訳の70%以下とは、メタルがメタル(A群)に分類されたものの、A群(正答)に属する確率は70%以下であり、B群(誤判別)に属する確率が30%以上あるということ、つまりかなりあいまいな判別をした確率を示す。

表4.1に示すように、単純に2種類の画像を判別し、その判別成功率だけを問題とするならば2点間と3点間のコントラストの間に大きな差は見られない。しかし正答内訳の「70%以下」の項目を見ると、3点間コントラストを用いた判別の方が、2点間コントラストを用いた判別よりも割合が低く、3点間コントラストを用いた方が判別の信頼度が増すことがわかる。

3点間コントラストを用いた方が判別の信頼度が増す傾向は、メタルと木目(表4.3)、メタルと大理石(表4.4)の判別において顕著であった。メタルと木目及び一部の大理石には図3.1で示したように横縞模様が入っているという共通点があり、それが直線的であるか曲線的であるかの違いしかない。この違いを変化

の方向性の特徴しか拾うことができない2点間コントラストでは表現しきれないので、色情報に頼った、あいまいさを多分に含んだ判別になってしまったと推測される。

表 4.3 メタルと木目の判別結果

素材名	2点間コントラスト		3点間コントラスト	
	正答率	70%以下	正答率	70%以下
メタル	90.3%	7.7%	92.4%	3.0%
木目	98.5%	3.1%	99.0%	0.5%

表 4.4 メタルと大理石の判別結果

素材名	2点間コントラスト		3点間コントラスト	
	正答率	70%以下	正答率	70%以下
メタル	83.3%	15.8%	90.3%	2.3%
大理石	90.9%	8.6%	93.5%	2.1%

事実、全域的特徴量及び2点間コントラストのみを画像特徴量としてメタルと木目の判別をした際、強く影響した要因は赤色成分の平均と標準偏差であり、2点間コントラストは縦方向画素のコントラスト(明度)の標準偏差のみ影響していた。

それでも判別成功率が90%を超えたのは、今回使用した木目のテクスチャの色がどれも一様に赤みがかったため、色に頼った判別が可能だったからであろう。2点間コントラストによる判別では、赤みがかったメタルは全て木目と判別されていたことがこの推論の裏付けとなる。この傾向は3点間コントラストによる判別では認められなかった。

以上のように2種類の判別においての2点間コントラストと3点間コントラストの差を見てきたが、やはり2点間コントラストにのみ頼った判別では正確な結果は期待するのは難しい。とくに、木目や大理石などの特徴がよく似たものの判別、もしくはメタルのように非常に細かい横縞が特徴のテクスチャを判別する際には、全域的な特徴である色情報にのみ頼

った判別になりがちであった。

表中で3点間と表記されている判別分析では、説明変数に全域的特徴量、2点間コントラスト及び3点間コントラストを用いている。しかし判別分析の結果、2点間コントラストの変数F値は概して低く、判別分析を行う上で重要なパラメータではないと判断できる。

従って本研究では、全域的特徴量+2点間コントラストを説明変数として採用するよりも、全域的特徴量+3点間コントラストを採用して判別を行った方が、判別精度が上がると判断した。

4.2 例示検索

4.1節で画像大分類をした結果を受けて、本章では大分類された画像を用いての例示検索結果を示し、それについて論じる。

平均再現率に関しては、各カテゴリーの画像から非常によく似ていると判断した12枚を用いて測定した。一方平均適合率に関しては、再現率の場合よりも範囲を広げ、やや似ていると事前に評価した画像も含めて測定した。

表 4.5 各カテゴリーの類似画像枚数

	スパイス	壁	メタル
画像総数	224	212	288
類似画像	12	12	12
やや類似した画像	16	28	66

	木目	和紙	大理石
画像総数	388	280	154
類似画像	12	12	12
やや類似した画像	52	48	24

表 4.6 に示すように、メタルと大理石については、平均再現率、平均適合率ともに高い値を示した。一方、壁、木目、和紙に関しては平均再現率の値は思わしくなかったものの、平均適合率は高い値を示した。

表 4.6 例示検索の結果

順位	スパイス		壁	
	平均再現率	平均適合率	平均再現率	平均適合率
10	44.44%	60.00%	36.11%	83.33%
20	55.56%	45.00%	52.78%	70.00%
30	55.56%	34.44%	55.56%	54.44%

順位	メタル		木目	
	平均再現率	平均適合率	平均再現率	平均適合率
10	66.67%	100.00%	30.56%	90.00%
20	97.22%	96.67%	38.89%	81.67%
30	100.00%	86.67%	52.78%	73.33%

順位	和紙		大理石	
	平均再現率	平均適合率	平均再現率	平均適合率
10	41.67%	100.00%	72.22%	100.00%
20	50.00%	95.00%	97.22%	100.00%
30	69.44%	91.11%	100.00%	94.00%

再現率は定義式から明らかなように、類似画像枚数を多くしすぎると必然的に値が小さくなり、その意味合いが薄れる。そのため再現率計算で用いる類似画像枚数を厳選した結果、特に壁、木目、和紙について事前に選択した「類似画像」と「やや類似した画像」との間に明確な判別基準を設けることが出来なかった。このため、壁、木目、和紙については平均再現率は低かったものの、平均適合率が高いという結果になったと推測される。

4.3 大分類することの効果

本研究では類似画像を検索する際に、未知画像がどの分類に入るのかを特定した上で類似検索をおこなうという2段階の手順を踏んだ。

そこで比較のため大分類を行わず、未整理の群で例示検索を行った場合の精度を調べると、検索結果上位30枚のうち例示画像とは別の群に属する画像が20枚にも及ぶことがあった。これら20枚の画像は画像の大分類では、各々

正しい群に判別されていた。このことから、大分類を行うことにより、例示画像と異なる群に属しているが画像特徴ベクトル空間上では近い距離にある画像を事前に排除することができると考えられる。

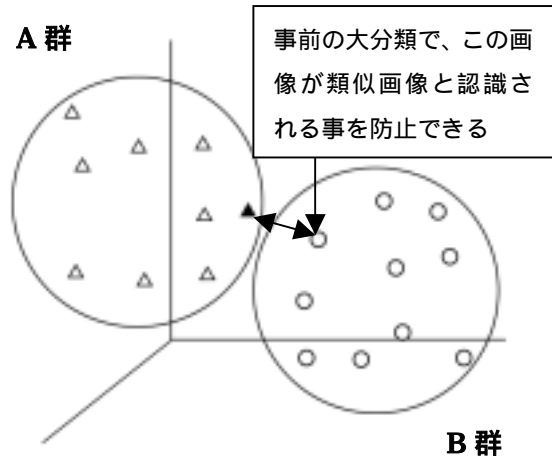


図 4.1 大分類することの効果

つまり事前に画像大分類を行うことによって、例示画像とは異なる群に属する画像が検索結果に混入することを防止でき、検索精度の向上が期待できる。

5. まとめ

画像の類別には画像特徴として変化の方向性しか捉えることのできない2点間コントラストより、曲率の違いも捉えることができる3点間コントラストを用いる方が有効であると考えられる。

また未整理のままの画像データベースに対して例示検索を行うよりも、(階層的に)大分類を行った後に例示検索を行うという多段階の手順を踏んで検索を行った方が、より良い精度の検索結果を期待できることが分かった。

参考文献

第2回日本感性工学会大会予稿集 2000
pp.243,244