

マルチ識別器を用いた画像検索による花図鑑システム

福田 恵太[†] 滝口 哲也^{††} 有木 康雄^{††}

[†] 神戸大学大学院自然科学研究科 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 神戸大学工学部 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

†

E-mail: †fukuda@me.scitec.kobe-u.ac.jp, ††{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

あらまし 現存する花図鑑システムは、キーワードに基づいて分類されているため、使用しにくいという問題がある。本研究では画像要素に基づく花画像検索システムを考察し、従来研究では扱われていなかった花の構造の分類を行い、その構造に依存した特徴量を選択するマルチ識別器を提案する。まず花の構造を、合弁花、多弁花、単弁花の3タイプに分類し、それぞれ重視すべき特徴量を用いた識別器を3つ構成した。花の形状は多様であり、どのタイプに属するかを一意に決定することが難しいため、複数のタイプに属することを想定した Fuzzy C-means 法により分類を行った。実験結果より 112 種類の花に対して第3候補までの提示を許した場合 70.8%、第5候補まででは 80.4%、第10候補まででは 92.6% の認識率が得られ、タイプ分類を行わない場合と比較して良好な見通しを得た。

キーワード 画像検索, Fuzzy C-means, マルチ識別器, 花図鑑

Flower Image Retrieval System using Multiple Classifier

Keita FUKUDA[†], Tetsuya TAKIGUCHI^{††}, and Yasuo ARIKI^{††}

[†] Graduate School of Science and Technology, Kobe University, 1-1, Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

^{††} Department of Computer and Systems Engineering, Kobe University, 1-1, Rokkodai, Nada, Kobe, Hyogo

†

E-mail: †fukuda@me.scitec.kobe-u.ac.jp, ††{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp

Abstract It is difficult to use electronic flower encyclopedias because flowers are classified based on keywords. In this paper, we propose a flower image retrieval system with multiple classifier that make use of different important features depending on the flower structure. At first, we classify flowers into three groups of Gamopetalous, Many Petaled and A Single Petaled and then we construct three classifiers that employ their important features respectively. It is difficult to uniquely decide the type of flowers because of unstable shape of a flowers, so that we classify them based on fuzzy c-means. As a result, the target flower was retrieved at 70.8% up to the third rank, 80.4% up to the fifth rank and 92.6% up to the tenth rank.

Key words Image retrieval, Fuzzy C-means, Multiple classifier, Flower encyclopedia

1. はじめに

山道、道端、庭先に咲いている花などを見て、その場で花の情報を知りたいと思った場合、写真に撮影し持ち帰り、植物図鑑や www 上の検索システムなどで調べるしか方法がない。しかも、その検索は生物学的な分類に基づいているため、素人には分かりにくい。さらに、検索対象は画像や映像のようなイメージであることが大半なため、キーワードを基に調べる現在のシステムは利用しにくい。また、自然物に対して IC タグなどの情報チップの付加することは非現実的あり、画像ベースのアプローチが必要となる。

花画像認識システムに関して、金子と斉藤らは自然画像から領域を自動抽出し認識するシステム [1], [2] を提案しており、田畑、岩崎、高木らは携帯電話で利用できる花の情報検索システム [3], [4] などを提案している。花は多種多様であり、ユリのように花弁枚数が重要な特徴となる花もあれば、アサガオのように輪郭が不安定で一枚の花弁の定義が難しく、花弁全体の形状が重要な特徴を持つことがある。従って、どの花に対しても同じ特徴を用いると、花ごとに不要な特徴を用いるという問題があった。本研究では画像要素に基づく花画像検索システムの構築を目的とし、さらに、従来手法では扱われていなかった花の構造の分類を行い、上に述べた問題を解決するために花

の構造に依存した特徴を重視する識別器を複数構成し、Fuzzy C-means 法により各識別器への帰属度を求めた重み付きマルチ識別器を提案する。

本稿は5章から構成される。第2章では本研究の花画像検索システム全体の流れに従って、花卉領域の抽出法と特徴量について述べる。第3章では提案するマルチ識別器について述べる。第4章ではマルチ識別器の有効性を検証する。第5章で問題点、将来の課題についてまとめる。

2. 花画像検索システムの概要

本節ではシステム全体の流れと、認識に至るまでの前処理の流れについて述べる。

2.1 システム全体の流れ

システム全体の流れを Fig. 1 に示す。まず入力された花画像に対し、花卉領域を抽出する。得られた花卉領域の画像から形特徴量、色特徴量を抽出し、提案するマルチ識別器に基づいてデータベース内の画像との類似度を求め、第5候補までを出力する。なおデータベースには、特徴量抽出のための花卉領域の画像と結果表示用の画像、さらに花の名前、科名、属名などの詳細情報が予め蓄えられている。

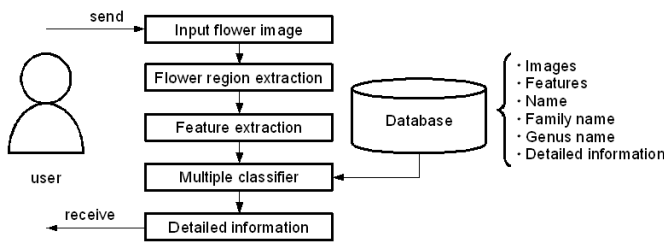


Fig. 1 Flow of a flower retrieval system

2.2 花卉領域抽出

花卉の色情報と形情報を特徴量とするため、花卉領域を切り出す。ここではk-平均法を用いて花卉領域の抽出を行う[5]。また花の撮影条件を以下のように定めている。

- 正面から撮影されている
- 他の花と重なっていない
- 中央で大きく撮影されている

花卉領域の抽出の流れを Fig. 2 に示す。

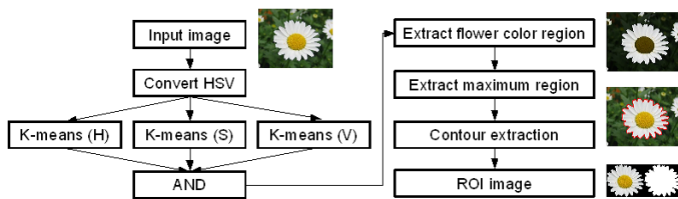


Fig. 2 Flow of flower area extraction

まず最初に与えられた画像を、RGB 色空間から HSV 色空間に変換する。さらに H(色相)、S(彩度)、V(明度)に分割し、それぞれの値に対して k-平均法によるクラスタリングを施す。ここでは H を [0.0, 360.0]、S を [0.0, 1.0]、V を [0.0, 1.0] と

し、それぞれのクラスタの中心値の初期値を、

$H \{0.0, 60.0, 120.0, 180.0, 240.0, 300.0\}$

$S \{0.0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$

$V \{0.0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$

と取った。距離には絶対値差分を用いた。また H は角度であるため 0 と 360 は同義とする。H, S, V それぞれで 6 つのクラスタリング (合計 18 クラスタ) が終了すると、これを基に花卉の色として Table 1 で仮定した 6 色の領域を形成する。

Table 1 Extracted color area

Color	S	H	V
Red	$s \geq 0.3$	$0 \leq h < 30$ or $330 \leq h < 360$	$v \geq 0.5$
Yellow	$s \geq 0.3$	$30 \leq h < 80$	$v \geq 0.5$
Cyan	$s \geq 0.3$	$150 \leq h < 210$	$v \geq 0.5$
Blue	$s \geq 0.3$	$210 \leq h < 270$	$v \geq 0.5$
Magenta	$s \geq 0.3$	$270 \leq h < 330$	$v \geq 0.5$
White	$s \leq 0.3$		$v \geq 0.5$

以上 6 色の中で式 (1) の評価値 E が最大になった色が「花卉の色」として抽出される。

$$E = \frac{\rho}{\sigma} \quad (1)$$

$$\sigma = \frac{1}{\rho} \sum_{s \in S} d(s) \quad (2)$$

ここで、 ρ は抽出された領域の画素数であり、 σ は画像中央から見た画素分布の分散で式 (2) により算出される。また S は抽出された画素の集合、 $d(s)$ は画像の中央と画素 s とのユークリッド距離である。すなわち、抽出された画素数が多く、なおかつ中央に近い場所に領域を持つ色ほど評価値 E が大きくなる。

しかし、複雑な色合いを持つ花や、背景色に類似色がある場合などでは抽出に失敗することがある。そのため、抽出結果をユーザーに表示し、抽出できなかった場合には、手動で修正を加えるようにしている。また、複数個の領域が抽出された場合は面積最大の領域を花卉領域とするため、花卉領域は常に 1 つになる。出力される画像は、花卉領域の画像とそれを二値化した画像であり、それぞれ 2.3 節で述べる色特徴量と形特徴量の抽出に用いる。

2.3 特徴量抽出

花の形態は多種多様であり、雄しべや雌しべ、葉の形状、付き方、模様なども、花を見分けるための重要な特徴となる。しかし、二次元情報のみの撮影画像からこれらの複雑な特徴を抽出することは困難である。本研究では簡単のため、花卉領域のみから得られる形情報を定量化して形特徴量とする。同様に花卉領域のみから得られる色情報を色特徴量とする。2.3.1 では色特徴量の抽出法、2.3.2 では形特徴量の抽出法について述べる。

2.3.1 色特徴量

花卉領域の色情報を RGB 色空間から HSV 色空間に変換し、Fig. 3 に示す HS 色空間を構成した後、 10×10 の各マスに含まれる花卉領域の色分布量 100 次元を、花卉の色特徴量 $C_n(i)$

とした．ただし i は花画像， n は次元である．なお V (明度) は照明変化などの色の明暗の度合いを示すため，ここでは特徴量に含まない．また H と S の範囲は 2.2 で述べたとおりである．

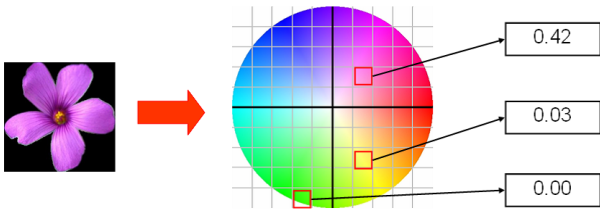


Fig. 3 HS color space

2.3.2 形特徴量

以下の手法により花卉の輪郭情報を定量化する．Fig. 4 のように花卉領域から重心 G を求め， G から輪郭画素 l_k までのユークリッド距離 d_k を求める．次に l_k を横軸に， d_k を縦軸に一次形状波形を作成する．ただし，抽出された花卉領域の大きさは画像ごとに異なるので，ここでは総輪郭画素 N が 200 になるように正規化する．このとき，ある l_k における関数の値 d_k は式 (3) で表される．さらに式 (4) により離散フーリエ変換を行い，スペクトルの強さを求める．

$$d_k = f(l_k), (k = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

$$F_n = \sum_{k=1}^N d_k \exp\left(\frac{-2\pi i k n}{N}\right) \quad (4)$$

得られたスペクトルの強さ 100 次元から周波領域を 3/10 カットし，総和が 1 となるように正規化された 30 次元を形特徴量 $S_l(i)$ とする．その一例を Fig. 5 に示す．また，花の構造ごとに，定義する特徴量が異なるため，3.4.1 で各々の特徴量の詳細を述べる．

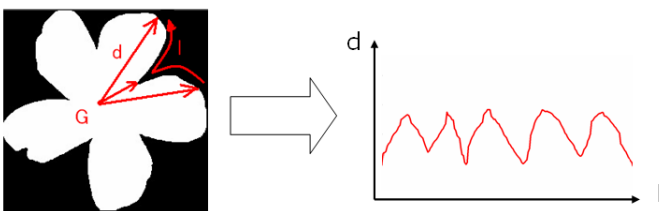


Fig. 4 One dimension contour graph

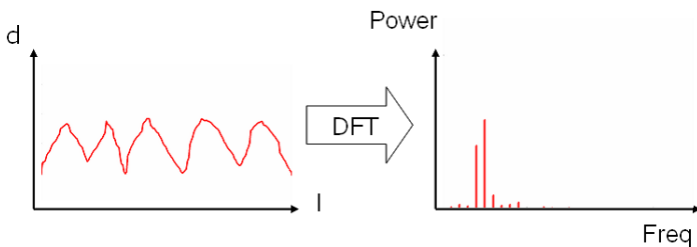


Fig. 5 Power spectrum graph

2.4 認識法

データベース内の画像とクエリ画像の特徴量を抽出し，提案するマルチ識別器を用いてクエリ画像との類似度を求める．なお，構成するマルチ識別器の詳細については 3. で述べる．

3. マルチ識別器の提案

本節では提案するマルチ識別器について述べる．本稿では花の構造的な違いに応じて異なる識別器を設計するため，形特徴量を用いて合弁花，多弁花，単弁花の 3 つの構造に分類する．そのため，構造に分類する手法として教師なしクラスタリングである Fuzzy C-means 法を用いた．しかし，構造が多様である花を，3 つの構造の 1 つに一意に決定することが難しいため，複数の構造に属することを許す必要がある．また，Fuzzy C-means 法により求めた各構造への帰属度を，各識別器の結果に対する重みとして，3 つの識別器からの出力を線形結合することにより最終的な類似度を求めることができる．

3.1 構造による分類

形特徴量 $S_l(i)$ からスペクトルの強さのエントロピー (Entropy) と周波数の平均値 (Average) を定義し，さらに二値化された画像から円形度 (Compactness) を定義する．それぞれの定義式を式 (5)(6)(7) に示す．

$$Compactness = 4\pi S/L^2 \quad (5)$$

$$Entropy = - \sum_{l=1}^{30} S_l(i) \cdot \log S_l(i) \quad (6)$$

$$Average = \sum_{l=1}^{30} l \cdot S_l(i) \quad (7)$$

なお S は花卉領域面積， L は周囲長である．これら三つの特徴に注目すると，それぞれ Table 2 のような特徴が見られた．それぞれの特徴から 3 つの構造のタイプを定義する．

Table 2 Features of three structure types

Compactness	Entropy	Average	Type
High	Medium	Low	Gamopetalous
Low	High	High	Many petaled
Low	Low	Medium	A single petaled

各構造の一例を Fig. 6 に示す「合弁花」には，アサガオのように円のような膨らみを持ち，花卉が繋がっている花が属する．これらは比較的円形度が高い花である．周波数領域では低周波領域に特徴が現われるため，周波数の平均値は低くなり，また花卉の輪郭が不安定なため，エントロピーは高くも低くもなる．

「多弁花」には，ヒマワリのように複数枚の花卉で複雑な形状を持つ花が属する．これらは，周波数領域では高周波領域にまで特徴が現われるため，平均値，エントロピーがともに高くなる．また輪郭が複雑なため円形度は比較的低くなる．

「単弁花」には，ユリのように花卉の一枚一枚が明確に離弁している花が属する．これらは周波数領域ではピーク値に特徴が現われる．特にピーク値は花卉枚数となり，輪郭が安定して

いるため、比較的エントロピーも低くなる。平均値は「多弁花」に比べて低く、円形度は形状が複雑なため低くなる傾向にある。

しかし、全ての花に対してどのタイプに属するかを一意に決定することは困難であるため、ここでは複数のタイプに属することを許す。

Type	Shape	Contour	Frequency
Gamopetalous			
Many petaled			
A single petaled			

Fig. 6 Samples of three structure types

3.2 Fuzzy C-means 法

データベース中の花画像の全てとクエリ画像を、3.1 節で定義した3つの構造に分類する手法として、Fuzzy C-means 法 [6] を用いた。1つのデータに対して1つのクラスタへ属することを想定したクリスプクラスタリングに対し、Fuzzy C-means 法は、ファジィの概念により1つのデータが複数のクラスタへ属することを想定している。画像 i のクラスタ (構造) j への帰属度 u_{ij} は式 (8) のように定義される。

$$\sum_{j=1}^C u_{ij} = 1 \text{ for all } i, u_{ij} \in [0, 1] \quad (8)$$

そして目的関数を式 (9) のように定義する。

$$J_m = \sum_{i=0}^{N_d} \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (9)$$

本研究ではクラスタ構造数 C は3である。また N_d はデータ数である。 m はファジィ係数であり $m > 1$ を満たさなければならない。ファジィ係数が大きいほど帰属度に曖昧さが大きく現れる。 x_i は3.1 節より { 円形度, エントロピー, 平均値 } の三次元ベクトルである。それぞれの値は最大値1, 最小値0となるように正規化されている。クラスタ重心 c_j の初期値を与え、データベース中の全花画像に対して、収束するまで帰属度 u_{ij} とクラスタ重心 c_j を更新する。収束条件を満たすとき、データベース中の全花画像に対する3つのクラスタへの帰属度が求まる。Table 2 の { 円形度, エントロピー, 平均値 } に基づいたクラスタへの帰属度を、それぞれ { 合弁花らしさ, 多弁花らしさ, 単弁花らしさ } とする新たなベクトル空間を構成する。データベース内のクラスタリングが終了すると、クエリ画像の3構造への帰属度を式 (10) より求める。

$$u_{0j} = \frac{1}{\sum_{q=1}^C \left(\frac{\|x_0 - c_j\|}{\|x_0 - c_q\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (10)$$

このクラスタリングの目的は以下の二つである。

- データベース内にある花画像の候補を絞る。
- クエリ画像の重視すべき特徴を決定する。

一つ目の目的として、クエリ画像の帰属度 $U_0 = (u_{01}, u_{02}, u_{03})$ とデータベース内の画像 i の帰属度 U_i とのベクトル類似度を求める。二つのベクトルがどれだけ類似しているかの尺度として、式 (11) に示すベクトルのなす角を用いる。閾値処理により構造が類似したデータに候補を絞ることで処理時間が短くなる。

$$\theta = \arccos \frac{U_0 \cdot U_i}{|U_0| |U_i|} \quad (11)$$

二つ目の目的として、クエリ画像の帰属度 U_0 は、それぞれの構造に依存した識別器の結果に対して、どの識別器の結果を重視すべきかの重み係数の意味を成す。詳細は3.3 節で述べる。一例として、花画像のそれぞれのクラスタへの帰属度を Fig. 7 に示す。

	Gamopetalous	0.71		Gamopetalous	0.43
	Many petaled	0.08		Many petaled	0.16
	A single petaled	0.21		A single petaled	0.41
	Gamopetalous	0.04		Gamopetalous	0.08
	Many petaled	0.03		Many petaled	0.80
	A single petaled	0.93		A single petaled	0.12

Fig. 7 Samples of composed membership

3.3 認識法

クエリ画像とデータベース中の花画像との間で類似度を算出する流れを Fig. 8 に示す。なお図中の $F_1 F_2 F_3$ は、それぞれ合弁花, 多弁花, 単弁花に応じて設計された異なる識別器である (以下識別器 $F_1 F_2 F_3$)。各識別器の構成は3.4 節で述べる。

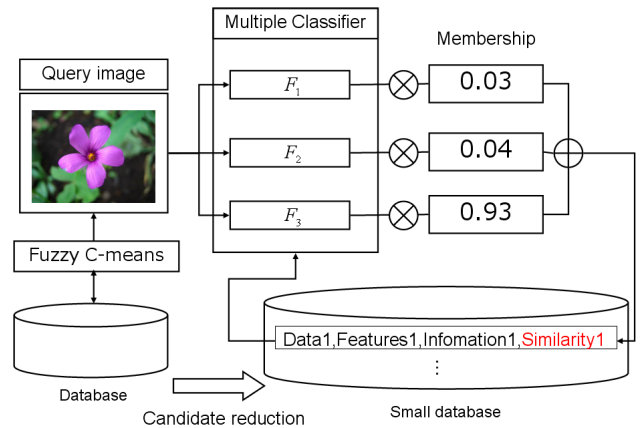


Fig. 8 Recognition using multiple classifier

まずデータベース側では3.2 節で述べたように、データベース中の花画像 i に対する帰属度 U_i と、クエリ画像の帰属度 U_0 を求め、これらのベクトル間類似度を式 (11) に基づいて計算する。この値を閾値処理することにより候補を削減し、小データベースを構成する。これにより処理の高速化を測る。クエリ画像と小データベースの花画像の特徴量を基に、識別器 $F_1 F_2 F_3$ でそれぞれの類似度を求める。画像 i が識別器 F_j において計算されたクエリ画像との類似度を V_{ij} 、画像 i の3つの識別器

に対する類似度ベクトルを $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, V_{i3})^t$ とすると、式 (12) に基づき各識別器から計算された類似度を統合する。3.2 節より、 U_0 は各識別器で計算された類似度に対する重み係数と考えることができる。

$$M(i) = U_0 \cdot V_i \quad (12)$$

Fig. 8 の例では、式 (13) が画像 i の最終的な類似度 $M(i)$ となる。この場合、 u_{03} の値が 0.93 と重みが大きいため、識別器 F_3 で得られた類似度 V_{i3} の値が重視される。以上により求められた $M(i)$ が高かった第五候補までの画像と詳細情報を出力する。

$$M(i) = 0.03 \cdot V_{i1} + 0.04 \cdot V_{i2} + 0.93 \cdot V_{i3} \quad (13)$$

3.4 各識別器の構成

本節では、前節で述べた識別器 F_1, F_2, F_3 の構成について述べる。3.4.1 では識別器別に異なった特徴量を定義する。3.4.2 ではクエリ画像との類似度の算出法について述べる。

3.4.1 識別器別の形特徴量

本項では、2 節で定義した色特徴量 $C_n(i)$ と形特徴量 $S_l(i)$ に加え、識別器ごとに異なる形特徴量 $H_j(i) (j = 1, 2, 3)$ を定義する。この理由は、ここでは合弁花、多弁花は花卉全体に特徴があり、単弁花は花卉一枚に対して特徴があると考えたからである。それぞれの識別器で定義する形特徴量を次に示す。 $H_j(i)$ の値は最大値 1、最小値 0 になるように正規化する。

(1) 識別器 F_1 (合弁花)

円形度 $H_1(i) = 4\pi S/L^2$ を定義する。円形度は花卉全体の情報を持つ。輪郭が不安定であり、花卉一枚の定義が難しいため形全体の情報を加えた。

(2) 識別器 F_2 (多弁花)

複雑度 $H_2(i) = L^2/S$ を定義する。複雑度は花卉全体の情報を持つ。こちらも輪郭が不安定であり、花卉一枚の定義が難しいため形全体の情報を加えた。形状が複雑であるほど、値が大きくなる。

(3) 識別器 F_3 (単弁花)

重心から輪郭までの距離の動径から $H_3(i) = (\text{動径最小値})/(\text{動径最大値})$ を定義する。この値は花卉一枚の情報を持つ。値が大きいほど花卉一枚の形状が短く、また値が小さいほど長い花卉となる。

3.4.2 類似度の算出

本項では、定義した特徴量 $C_n(i), S_l(i), H_j(i)$ から識別器ごとに類似度 V_{ij} を算出する過程について述べる。

(1) 色特徴量 $C_n(i)$ の類似度

ヒストグラムインターセクションを用いた式 (14) より、 $D_c(i, j)$ を求める。 $D_c(i, j)$ は識別器 F_j における画像 i の色特徴 $C_n(i)$ とクエリ画像の色特徴量 $C_n(0)$ との類似度を表す。なお最小値 0、最大値 1 であり類似しているほど値が大きくなる。

$$D_c(i, j) = \sum_{n=1}^{100} \min(C_n(0), C_n(i)) \quad (14)$$

なお $D_c(i, j)$ は識別器による違いはない。

(2) 形特徴量 $S_l(i)$ の類似度

式 (14) と同様にヒストグラムインターセクションを用いて類似度 $D_s(i, j)$ を求める。 $S_n(0)$ はクエリ画像の形特徴量であり、 $S_l(i)$ は画像 i の形特徴量である。ただし、3.1 で述べたように構造により重視すべき特徴量が異なるため、インターセクション結果にガウス重みを掛ける。

$$D_s(i, j) = \sum_{l=1}^{30} (\min(S_l(0), S_l(i)) \cdot \text{Gauss}_l) \quad (15)$$

式 (15) 中のガウス重み Gauss_l は、識別器により異なる。3.1 の特徴に基づき、 F_1 では低周波数成分 $2 * N(0, 5^2)$ 、 F_2 では高周波数成分 $2 * N(15, 5^2)$ 、 F_3 ではピーク値 $N(\text{peak}, 3^2)$ のガウス重みとなっている。 peak はクエリ画像の形特徴量 $S_l(i)$ のピーク値である。一例として識別器 F_3 での特徴量 $D_s(i, j)$ を Fig. 9 に示す。

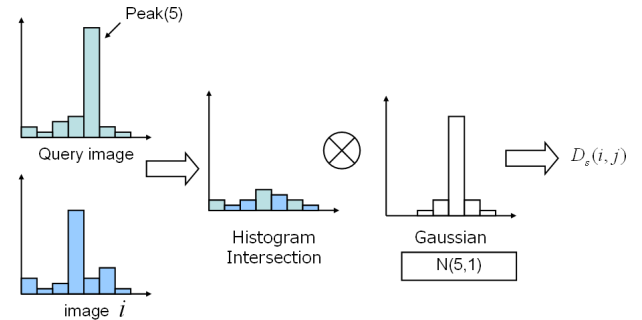


Fig. 9 Histogram intersection by Gauss function

(3) 形特徴量 $H_j(i)$ の類似度

3.4.1 より $H_j(i)$ の値は、識別器ごとに定義している特徴量が異なる。識別器 F_j では、クエリ画像と画像 i の形特徴量 $H_j(i)$ を用いて、類似度 $D_h(i, j)$ を式 (16) より求める。

$$D_h(i, j) = 1 - |H_j(0) - H_j(i)| \quad (16)$$

定義した $D_c(i, j), D_s(i, j), D_h(i, j)$ はいずれも 0 から 1 までの値をとり、値が大きいほど類似している。こうして、特徴量の類似度を基に識別器ごとの類似度 V_{ij} を式 (17) より求める。

$$V_{ij} = D_c(i, j) + D_s(i, j) + D_h(i, j) \quad (17)$$

4. 評価実験

4.1 実験環境

本実験では 21 科、112 種、各 4 サンプルの花画像 448 枚を用いた。それぞれ 1 サンプル 112 枚をクエリ画像とし、残り 3 サンプル 336 枚をデータベースに蓄え、計 4 回のクロスバリデーション法を行った。また認識率の評価は MRR (Mean Reciprocal Rank) を用いた。MRR は正解の現れた順位の逆数和を平均した値である。ただし正解が 10 位以降に現れた場合には順位の逆数を 0 とする。ファジィ化の度合いによる認識精度と、マルチ識別器の統合による認識精度を検証する。

4.2 実験結果

式 (9) におけるファジィ係数 m を変化させ求めた MRR とエラー率, 削減率を Table 3 に示す. エラー率とは正解の 3 サンプル全てが小データベースに入らなかった割合であり, 削減率とは (閾値処理により除外されたデータ数 / データベースのデータ数) の割合を示す. なお式 (11) において閾値 $\theta = \pi/4$ と定めた. ファジィ係数が小さいときは, 帰属度に曖昧性がない

Table 3 MRR as a function of m

a fuzzyness coefficient m	≈ 1.0	1.5	2.0	2.5	3.0	3.5
MRR	0.561	0.569	0.582	0.588	0.577	0.569
Error rate (%)	4.46	3.35	1.12	0.89	0.45	0.22
Reduction rate (%)	62.4	60.9	55.8	44.6	30.4	13.4

ため, 削減率は高いが, その分正解が外れるエラー率が高くなり, MRR が低くなったと考えられる. 特に特に $m \approx 1$ のとき, 認識精度が低くファジィ化の有効性がわかる. またファジィ係数が大きいとき, 帰属度に曖昧さが表れるため, 正解が外れる割合は低くなるが, 一方で削減率が低くなる. また, ファジィ係数が大きくなると, 帰属度の曖昧さが大きくなるため, 重み係数 U_0 の定義が曖昧となり MRR が低くなったと考えられる.

次に最も精度が良かったファジィ係数 ($m=2.5$ の時) を用いて, マルチ識別器の統合による認識精度を検証する. 構造による分類を行わず, 133 次元 (すなわち色 100 次元 + 周波数 30 次元 + 円形度 + 複雑度 + 動径) を特徴量とした識別器 F' , 同様に 130 次元 (色 100 次元 + 周波数 30 次元) を特徴量とした識別器 F'' , 各識別器とマルチ識別器と比較した結果を Table 4 に示す. なお F' の類似度は式 (18), F'' の類似度は式 (19) により求めた. 式中 $D_s(i)$ はガウス重みなしとする.

$$M(i) = D_c(i) + D_s(i) + \sum_{j=1}^3 D_h(i, j) \quad (18)$$

$$M(i) = D_c(i) + D_s(i) \quad (19)$$

Table 4 Experimental result: BEST MRR

F'	F''	F_1	F_2	F_3	Multiple(Gauss)
0.504	0.515	0.560	0.563	0.575	0.588

統合することにより認識率の向上が見られることが分かる. またこのとき, 分類を行わずに全 133 次元特徴量を用いた識別器 F' , 分類を行わずに 130 次元特徴量を用いた識別器 F'' と提案したマルチ識別器の 1 位から 10 位までの累積分類率を Fig. 10 に示す. 提案手法では, 第 3 候補までの提示を考慮した場合 70.8%, 第 5 候補まででは 80.4%, 第 10 候補まででは 92.6% の認識率が得られた.

特に, 今回定義した 3 構造では「単弁花」では輪郭が安定しており, 形特徴量は特に有効であったが「合弁花」「多弁花」では輪郭が不安定な傾向があったため, より安定した形特徴量の抽出を考える必要がある.

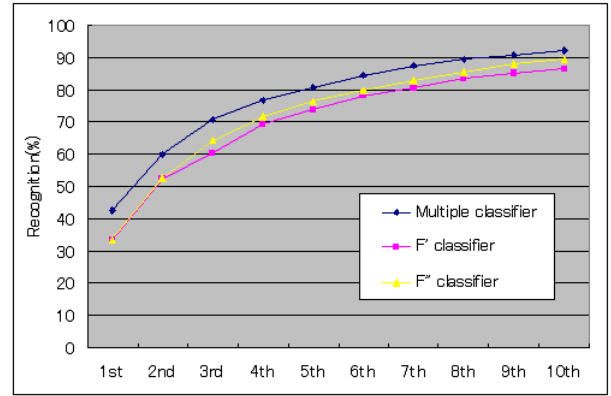


Fig. 10 Cumulative recognition

5. まとめ

本稿ではマルチ識別器を用いた画像検索による花図鑑システムについて述べた. 本システムは, 花の画像より花弁領域を抽出し, 構造に依存した識別器を複数構成することにより認識を行った. その結果, 構造による分類を行うことにより認識率の向上が見られ, 第 3 候補まで考慮した場合 70.8%, 第 5 候補まででは 80.4%, 第 10 候補まででは 92.6% の認識率が得られた.

今後の課題としては, 今回, 3 構造で分類を行ったが, 個体差を考慮した特徴解析や, さらに多くの構造による分類を行う予定である. また, 花弁情報以外の特徴量の利用を採用する予定である. 実用レベルまで拡張することで, 開花時期や生息域などは撮影時の情報から得られるため, そのような特徴量を用いることでさらに精度が向上すると考えている.

文献

- [1] 齊藤剛史, 金子豊久, “自然画像に基づく花画像の自動認識,” 信学論, Vol.J89-D-II, No.12, pp.2341-2349, 2005-12.
- [2] Takeshi Saitoh, Kimiya Aoki, and Toyohisa Kaneko, “Automatic Recognition of Blooming Flowers,” ICPR2004, Vol.1, pp.27-30, Cambridge-United Kingdom, 2004-8.
- [3] 田畑 惣太郎, 岩崎 慶, 高木 佐恵子, 吉本 富士市, “携帯電話で利用できる花の情報検索システム,” 画像電子学会 第 224 会研究会講演予稿, pp. 1-6, 長崎, 2006-03.
- [4] Makiko Noda, Hiroataka Sonobe, Saeko Takagi, and Fujiichi Yoshimoto, “COSMOS: Convenient Image Retrieval System of Flowers for Mobile Computing Situations,” IASTED ISDB2002, pp. 25-30, September 2002.
- [5] 金山和義, 川嶋稔夫, 青木由直, “植物データを対象とした画像インデクシング,” 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, パターン認識・メディア理解 97(387), pp.151-158, 1997.
- [6] J.C.Bezdek, “Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms,” Plenum, NewYork, 1981.