

画像処理技術を用いた樹木同定に関する研究

齊藤 剛史^{1,a)} 岩田 聡大¹

概要: 本論文では画像処理技術を用いた樹木同定に関する研究として葉画像と樹皮画像を用いた二つのアプローチを検討する。葉画像に関しては、先行研究と同様に白背景で撮影した葉表と葉裏の2枚の画像を利用する。さらに先行研究を発展させて、基部と葉先の自動検出法および25個の特徴量を提案する。278種297クラスの大規模データセットに対して提案手法および従来手法の比較実験を実施した。その結果、第5候補までを考慮した場合、95.1%の高い認識率を得た。一方、樹皮画像に関しては、52種のデータセットに対して既存のテクスチャ解析手法6種を適用した。その結果、LBPが第5候補までを考慮した場合、79.3%の最も高い認識率を得た。二つのアプローチを通じて画像処理技術による樹木同定の可能性を示した。

キーワード: 樹木, 葉, 樹皮, 同定, 画像処理

Study of tree identification using image processing

TAKESHI SAITOH^{1,a)} TOSHIHIRO IWATA¹

Abstract: This paper investigates two approaches using the leaf image and the bark image for image-based tree identification. For the leaf, the proposed method accepts either the front leaf image or the rear leaf image, or both images similar to our previous work. Furthermore, the previous work is developed and the automatic detection method of a base and a tip and the 25 features are proposed. The comparative experiments of the proposal method and the conventional methods were carried out to the large-scale dataset of 278 species 297 classes. As a result, a high recognition rate of 95.1% was obtained when top 5th candidates were taken into consideration. On the other hand, for the bark, six texture-analysis methods were applied to 52 species. As a result, LBP was obtained a highest recognition rate of 79.3% when top 5th candidates were into consideration. This paper shows the possibility of the trees identification by image processing technology through two approaches.

Keywords: Tree, leaf, bark, identification, image processing

1. はじめに

我々は鳥, 草, 樹木など身近に存在する生物を各カテゴリに容易に分類できるが, 種まで同定することは困難である。図鑑は生物学的な分類に基づいて整理されているため, 素人にわかりにくく種の同定に時間を要する。そこで画像処理技術を用いて種を同定する研究が随所で取り組まれている。本研究では樹木を対象とする。

植物を対象とした画像認識に関して花がある。花は野山や公園など我々の身近に多数存在する。鳥のように個体が動かず, また周囲の葉や地面などに比べて鮮やかな色を有して撮影が容易なため, 花の画像認識に関する研究は多く報告されている [1], [2], [3], [4]。一方, 葉は花に比べて形状がシンプルであり, 色はほぼ緑色である。このため一般的に花よりも興味が低い傾向にある。しかし, 花は開花期間が限られており, 花を撮影できない時期がある。葉は落葉性の種があるものの花よりも撮影可能な期間が長く, また葉の枚数は花の数よりも多く撮影しやすい利点がある。このため, 葉を対象とした研究も取り組まれ

¹ 九州工業大学
Kyushu Institute of Technology, Kawazu 680-4, Iizuka,
Fukuoka 820-8502, Japan

^{a)} saitoh@ces.kyutech.ac.jp

ている [5], [6], [7], [8], [9]. さらに Kumar らは研究成果を iPhone 向けのアプリケーション「LeafSnap」として公開し実用している [9]. 樹木に関しては樹皮の利用も考えられる. 通常, 樹皮は花や葉よりも種の同定が難しい. しかし, 樹皮を用いて同定する図鑑 [10] が出版されており, また一般的に葉のみでは同定が困難な場合, 樹皮を観測することで種の同定が可能な場合がある.

本研究では, これまで葉画像を入力とし, 画像処理技術を利用した樹木認識に取り組んできた [11]. 本論文では, 先行研究 [11] を発展させた手法および樹皮画像を用いた樹木認識の二つのアプローチについてそれぞれ提案する.

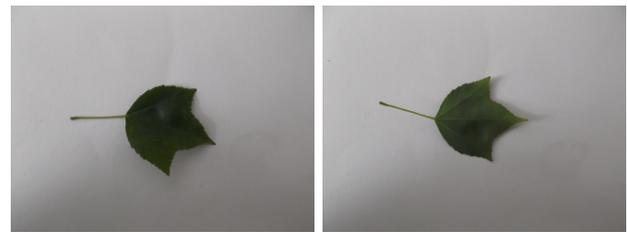
2. アプローチ

葉を採取せずに自然の状態をそのまま撮影すると複数の葉が写り, さらに背後の葉が重なることが多い. 本研究では, 従来研究と同様に自然の状態をそのまま撮影した葉画像でなく, 樹木から葉を一枚採取し, 図 1(a)(b) に示すように画用紙など白い紙の上に置いて, 真上から撮影した画像を用いる. ここで葉は, 葉形として不分裂葉や分裂葉, 掌状複葉, 羽状複葉, 針状葉, 鱗状葉に分類され, 葉序として互生や対生, 束状, 羽状に分類, 葉縁として鋸歯縁, 全縁に分類される [12]. これらはおおまかな分類であり, さらに細かく分類される. 画像処理により葉序を分類することが望ましいが, 重なった葉や細い枝などから葉序を解析することが難しい. 従来研究の多くは葉序を解析対象としておらず, 1 枚の葉のみを撮影している. また広葉樹の葉には単葉と複葉の 2 種類があり, 複葉は複数の小葉がワンセットとなり 1 枚の葉を構成している. しかし, 小葉は一見すると 1 枚の単葉のようにも見える. 本研究では植物学的な知識を有していないユーザが利用することを考慮し, 複葉に関しては従来研究と同様に小葉を 1 枚の葉として取り扱う.

また葉画像の撮影には, スキャナで撮影するように葉を平らに押し付けて撮影せず, 採取した状態のまま撮影する. また葉はその成長過程や採取位置により, 葉縁の形状が異なる種がある. 枯れや虫食いなどにより欠陥が生じているものもある. ここでは代表的な形の葉を用いることにする. 葉は方向をもつため基部は画像の左側, 葉先を右側に置いて撮影する.

葉は「表」と「裏」が区別できる背腹性をもつ. しかし, 関連研究の多くは葉表しか用いられていない. 葉の厚みにより葉表に光沢が生じる種があるが, 葉表はほぼ同じ緑色である. 一方, 葉裏は葉表よりも淡い色の傾向があり, 白や金色っぽい種もある. 先行研究 [11] で, 葉裏は葉表よりもバリエーションがあり種の判別に有用であることを示している. 本論文でも先行研究と同様に葉表画像だけでなく葉裏画像を撮影し, 両者を用いる手段を採る.

樹皮画像に関しては, 葉のように採取するのは困難であ



(a) 葉の表画像

(b) 葉の裏画像



(c) 樹皮画像

図 1 トウカエデ

るため, 図 1(c) に示すように自然な状態の幹を正面からそのまま撮影する. 本論文では領域抽出処理を容易にするため, 幹の左右境界を手動で与えるが, 今後, 自動で領域を抽出することを想定し, 背後に同種の幹が重なって写らないように撮影する.

3. データセット

本研究では大学キャンパスや公園, 山林など主に九州北部で観察できる樹木を中心として独自にデータを収集した.

葉画像に関しては, 278 種の樹木より葉を 20 個体ずつ採取した. 図 1(a)(b) に示すように, 同一個体の葉に対して表と裏をそれぞれ撮影した. また 278 種のうち 19 種は緑葉と紅葉が含まれており, 2 種は紅葉のみである. つまり 278 種 297 クラス \times 20 個体 \times 2 枚 = 11880 枚の葉画像を収集した.

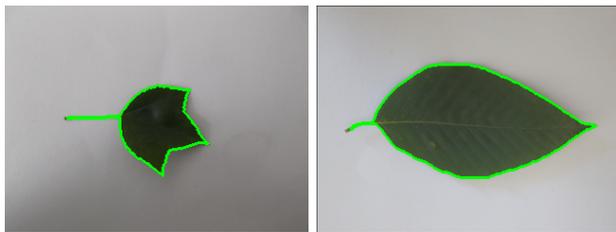
葉は 1 本の樹木で複数個体を採取できることが多い. 一方, 樹幹は一つであり, 太い樹幹, あるいは長い樹幹であれば 1 本の樹木から複数視点で撮影できるが, 通常は 1 本につき 1 枚となる. そのため葉画像よりもデータ数が少ない. 本論文では 52 種 20 サンプルずつの樹皮画像を収集した.

撮影は複数の撮影者がそれぞれ異なるデジタルカメラを用いて撮影した. 撮影した画像を QVGA サイズ (320 \times 240 画素) に縮小して実験に用いた.

4. 葉画像を用いた樹木認識

4.1 領域抽出処理

関連研究では図 1(a) に示すような白背景画像に対して, エッジ検出やしきい値処理, クラスタリングなどの手法を用いて葉領域を抽出している [6], [7], [8]. 本研究でも従来手法を適用したが正確に領域抽出ができない画像があった.



(a) トウカエデ (b) イヌブナ

図 2 領域抽出結果

そこで本研究では、セグメンテーションとして代表的な手法である Graph Cuts を用いたセグメンテーション [13] を適用して、葉領域を抽出する [11]. Graph Cuts を適用するために前景と背景のシードを与える必要がある. 本研究ではエッジ値の高い画素よりシード座標を自動的に検出し、シード点を用いて色空間内でクラスタリングを適用して前景と背景のシードに分類する. これらのシードを用いて葉領域を抽出する.

図 2 に葉画像に対して領域を抽出した結果を示す. 図中, 緑色の線が領域輪郭を示している.

4.2 基部・葉先位置の自動検出

葉の根元の部分は基部, 先端は葉先と呼ばれており, 基部と葉先の形状は同定に重要な観察ポイントである. 先行研究では基部と葉先を手動で与えていた [11]. 本論文では, 基部と葉先を自動的に検出する手法を提案する.

基部と葉先の検出には, 葉領域輪郭の各画素における曲率を求める. 図 3(a)(c) はそれぞれ図 3(b)(d) の葉画像の曲率変化である. 図 3(b) は切れ込みのある分裂葉, 図 3(d) は切れ込みのない非分裂葉であり, 曲率変化を観測すると, 図 3(a)(c) 共に横軸 100 付近で基部に対応する高い曲率が確認できる. 図 3(c) では 380 付近に葉先に対応する高い曲率, 図 3(a) の分裂葉では [200, 400] の間で葉先の数に相当する高い曲率が確認できる. 本研究では撮影時に画像右側に基部, 左側に葉先を向くように指定している. この条件と曲率を利用することで基部と葉先を自動的に検出する. ただし, 基部と葉先は凸形状だけでなく凹形状の種がある. そのため曲率は絶対値の高い曲率を利用する. 基部と葉先の検出結果を図 3(b)(d) にプロットする. 図中 P_B が基部, P_T が葉先である.

4.3 形状特徴量

葉画像を認識するために様々な特徴量が提案されている. これらは主に葉画像だけでなく一般的な物体認識を目的とした特徴量と葉画像に特化した特徴量に分けられる. 本論文ではこれらのことを考慮して 19 個の形状特徴量を定義する.

(F1) 葉の外形を表現する特徴量としてアスペクト比 $AR = W/L$ を定義する. L は $P_B P_T$ 間の距離であり, 図

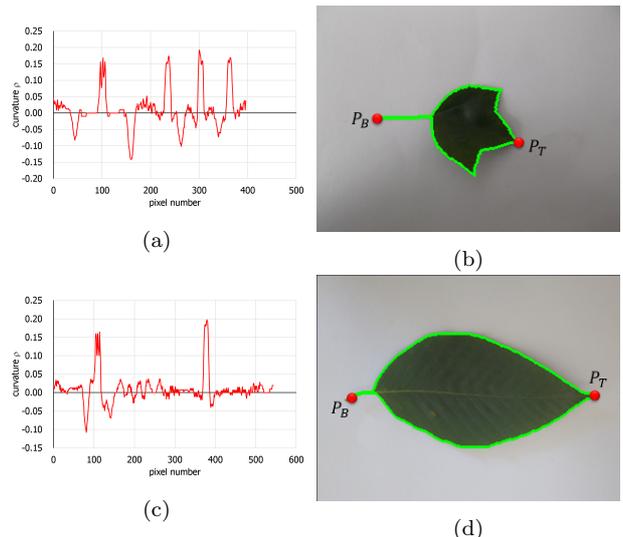


図 3 輪郭の曲率変化 (左) と基部・葉先の検出結果 (右)

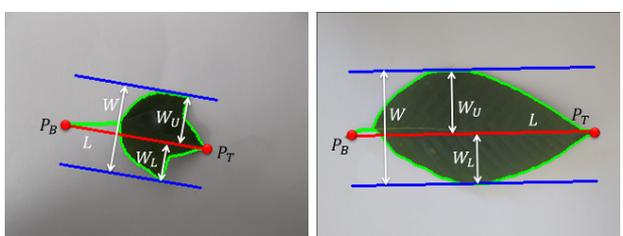


図 4 葉身の長さと同幅

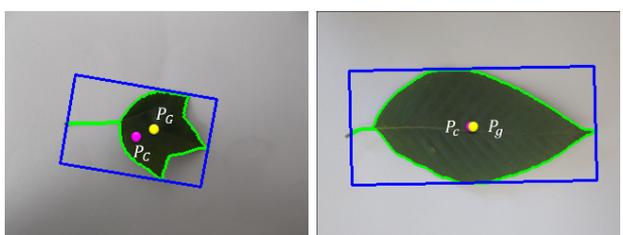


図 5 外接矩形と葉の重心点 P_G と中心点 P_C

4 に示す葉身の長さを表す. また W は L に対して垂直方向の長さである. W を計測するため, L より図 4 に示すように最遠点の輪郭画素を上下両側からそれぞれ検出し, その距離を W_u, W_l とする. $W = W_u + W_l$ より求める.

(F2) 葉の重心 P_G は, 倒心形のように葉先側, 楕円形のように中心付近, 心形のように基部側の 3 パターンに大別できる. これらを定量的に表現する特徴量として重心の偏り b を用いる [1]. 葉身上における外接矩形の中心座標 P_C と重心の距離を d_{CG} と定義する. このとき重心の偏りを $b = (L_b + 2d_{CG})/L_d$ とする. 外接矩形は図 5 に示すように, L に平行な 2 辺をもつ長方形として定義する. 検出された P_C と P_G を図 5 にプロットする.

(F3, F4) 以下に示す二つの面積比を定義する. 葉領域の面積 S と外接矩形の面積 $S_R = WH$ より, 両者の面積比を $R_{SR} = S/S_R$ と定義する.

また葉の形状は概して楕円である. そこで外接矩形に内接する楕円の面積を $S_E = \pi WH/4$ で求め, 葉領域と楕円

の面積比を $R_{SE} = S/S_E$ と定義する.

(F5, F6) 葉領域の円形性を定量的に示す特徴量として二つの円形度 R_1, R_2 を定義する.

葉領域の周囲長を l と表記すると, 一つ目の円形度を $R_1 = 4\pi S/l^2$ で定義する.

葉領域の輪郭画素列 $P_i, i = 1, 2, \dots, N$ と葉領域の重心座標 P_G の距離の平均と分散をそれぞれ μ, σ^2 と表記すると, 二つ目の円形度を $R_2 = \mu/\sigma^2$ で定義する.

(F7-F13) 並進, 回転, 相似, 鏡影変換に不変な特徴量として下式で定義される七つの Hu モーメントを特徴量として定義する.

$$H1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$H2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$H3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2$$

$$H4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2$$

$$H5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} - \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2]$$

$$H6 = (\eta_{20} - 3\eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{03} + \eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21})$$

$$H7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2]$$

ただし, $\eta_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q$ である.

(F14, F15) 葉縁にあるギザギザは鋸歯と呼ばれ, 鋸歯の有無は種を同定するための重要な観察ポイントの一つである. 葉縁には低鋸歯, 重鋸歯, 波状, 歯牙, 全縁など様々な言葉で表現される. しかし画像で解析する場合, 解像度に依存してしまうため, それぞれの表現に分類することは難しい. そこで本論文では, 鋸歯の割合を定量的に示す特徴量を定義する.

2サイズの構造要素を用意して, モルフォロジーのオープニング処理を適用することで二つの領域を得る. これら二つの領域の面積をそれぞれ S_{O1}, S_{O2} と表記し, 二つの面積比 $S_{O1}/S, S_{O2}/S$ を特徴量として定義する. これらの特徴量は形状の詳細を表現する. 鋸歯がある場合, オープニング処理により溝が埋まる. 埋められた画素の割合を鋸歯の割合とみなしている. 二つの構造要素を用いるのは, 大きな鋸歯をもつ葉と小さな鋸歯をもつ葉を区別するためである. ただし, 構造要素の大きさには, 葉身長 L の10%と20%を用いている.

(F16) Centroid-Contour Distance (CCD) は輪郭画素のある始点から輪郭に沿って重心 P_G からの距離である. 図5の二つの葉画像において全輪郭画素に対する CCD を求めた結果を図6に示す. この CCD 波形に対してフーリエ

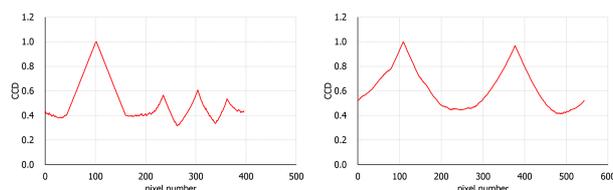


図6 CCD グラフ

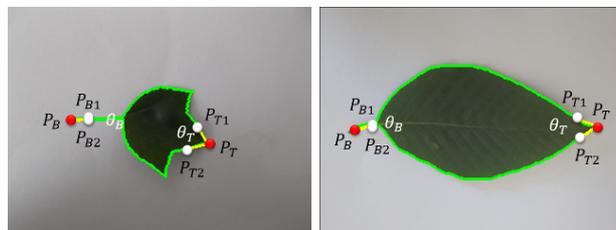


図7 基部・葉先の角度

変換を適用して最大周波数を特徴量として定義する.

F14 と F15 は鋸歯を表現する特徴量であるのに対し, F16 は分裂葉と非分裂葉を区別する特徴量である.

(F17) 葉の厚みにより裏側に反った葉がある. このような葉を撮影時に平らな面に置くと, 葉が湾曲した形状になる. そこで P_G における角度 $\theta_G = \angle P_B P_G P_T$ を特徴量として定義する.

(F18, F19) 図7に示すように葉の基部 P_B , 葉先 P_T のそれぞれの点から d 離れた輪郭点 (基部側: P_{B1}, P_{B2} , 葉先側: P_{T1}, P_{T2}) を求め, 以下に示す基部・葉先の角度を定義する.

$$\begin{cases} \theta_B = \angle P_{B1} P_B P_{B2} \\ \theta_T = \angle P_{T1} P_T P_{T2} \end{cases}$$

4.4 色特徴量

葉の色は一般的に緑色と考えられるが, 紅葉などにより黄色や赤色の葉もあり, 色情報は認識に有効と考える. 先行研究 [11] と同様に最大分布色とその次の第2色を用いる [4].

RGB 色空間から HSV 色空間に変換する. HS 色空間を等面積分割 (角度方向に12分割, 半径方向に6分割の72区画) する. 葉領域の全画素を用いて HS 色空間における画素分布を求める. 更に各区画の分布画素数を S で除算して正規化する. この分布より, 以下の6個の特徴量を求める.

- C1: 最大分布区画の x 座標
- C2: 最大分布区画の y 座標
- C3: 最大分布区画とその4近傍区画を含めた5区画における加重平均の頻度率
- C4: 最大分布区画とその4近傍区画を除いた区画で最大分布区画の x 座標
- C5: C4 で選ばれた区画の y 座標
- C6: C4 で選ばれた区画とその4近傍区画を含めた5

表 1 葉画像の認識結果

features (dim)	front side		rear side		both sides	
	1st	5th	1st	5th	1st	5th
(A) shape (19)	55.6	81.9	60.2	85.5	67.6	89.2
(B) color (6)	13.2	33.8	16.7	40.3	36.4	64.5
(C) shape+color (25)	69.2	89.4	74.0	92.2	81.8	95.1

区画における加重平均の頻度率

4.5 認識処理

認識手法には、複数の決定木構造をもったマルチクラス識別器を構築するアンサンブル学習アルゴリズムである Random Forests を用いる。

ここで樹木の葉には紅葉する種がある。前節の通り、本研究では色特徴量を用いるため、緑葉と紅葉が混在すると正しく識別されない。そこで同じ種であっても緑葉と紅葉を異なるクラスとして定義し、認識および学習処理を行う。認識結果からユーザに候補リストを送信する際、種に置き換える。つまり認識処理はクラスレベルで行い、結果は種レベルで行う 2 段階レベルをもつ。これにより緑葉と紅葉に対応させる。

4.6 評価実験

4.6.1 抽出実験

3 で説明した 11880 枚の葉画像に対して領域抽出手法を適用し、目視で抽出成功または失敗を判断した。その結果、抽出成功率は 98.1% であった。223 枚の失敗画像の内、107 枚は影などによる過抽出、116 枚は欠落であった。

4.6.2 認識実験

認識実験では (1) 葉表画像のみを用いた場合、(2) 葉裏画像のみを用いた場合、(3) 葉表と葉裏の 2 枚の画像を用いた場合、の 3 通りに対して以下に列挙する (A)~(C) の三つの特徴量条件に対する実験をそれぞれ実施した。

- (A) 色情報のみを用いた場合 (color)
- (B) 形状情報のみを用いた場合 (shape)
- (C) 色情報と形状情報を用いた場合 (color+shape)

実験では leave-one-out 法を適用して平均認識率を求めた。各条件における認識結果を表 1 に示す。表中、dim は各特徴量の次元数を意味する。また 1st, 5th はそれぞれ第 1 候補のみ、第 5 候補まで考慮した場合の認識率である。先行研究 [11] と同様に色特徴量よりも形状特徴量が有効であり、かつ葉表よりも葉裏が高い認識率を得られた。

また比較手法として先行研究 [11] および文献 [8] の手法 (IDSC) を適用した結果を図 8 に示す。いずれの手法においても葉表より葉裏の方が高い精度が得られる傾向があることを確認した。提案手法は葉形状特有の特徴量を定義しているのに対し、IDSC は一般的な物体形状を表現する特徴量である。データセット数が多く類似形状の種が増えた

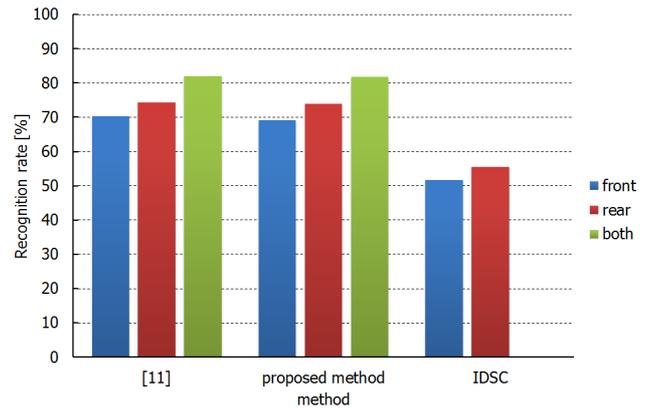


図 8 他手法との比較結果 (葉画像)

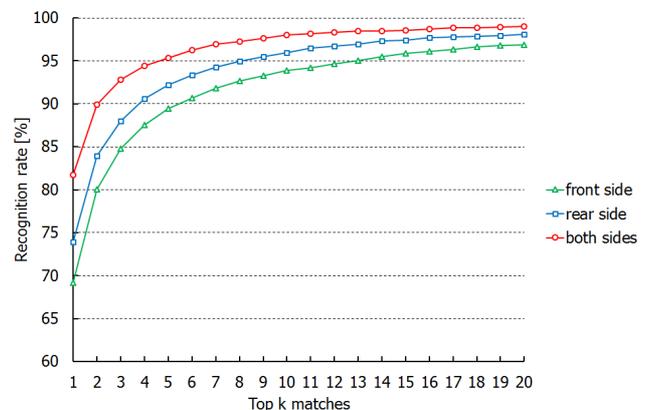


図 9 葉画像の認識結果

ために、提案手法と IDSC の差が大きくなったと推測する。また先行研究 [11] と提案手法はほぼ同じ精度であった。しかし [11] は基部と葉先を手動で指定している。一方、提案手法は自動検出している。このことを考慮すると提案手法の方が有効である。

図 9 に (C) において (1)~(3) の 3 通りにおける候補数を変化させた場合における認識率の推移を示す。いずれの場合も (3) が最も高い精度であり、葉の両面を用いることの有効性を確認した。

5. 樹皮画像を用いた樹木認識

樹皮テクスチャは横・筋、平滑、縦・筋、縦・裂、網・裂、斑・剥などと定性的に記述されている [10]。このため樹皮テクスチャの分類は難しい問題であると考えられる。通常テクスチャ解析に関する報告では、樹皮のみでなくブロックや石などのテクスチャを含めて議論されている。本論文は樹皮のみを対象としており、類似したテクスチャを分類する難易度の高い課題に位置付けられる。ここでは、既存のテクスチャ解析手法を適用して各手法の有用性を検討する。

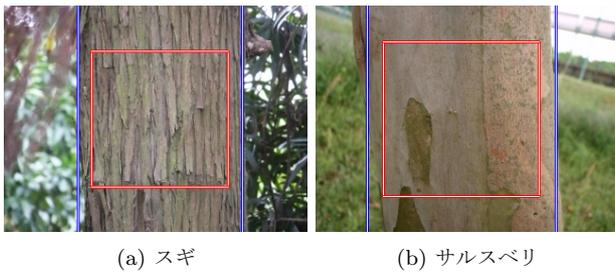


図 10 樹皮画像

5.1 領域抽出処理

3で示したように本研究では図1(c)に示すような樹皮画像を入力に用いる。樹皮領域は、図10に示すように、手動で指定された左右境界幅の $\alpha\%$ となる正方領域を切り出す。幹は円筒形であり、画像に写る左右境界の湾曲部分を用いず、平面と仮定できる部分のみを用いるためである。

画像中に占める幹サイズは画像によって異なり、切り出される正方領域は同じサイズでない。そこで画像サイズを $M \times M$ に正規化する。図11(a)はサイズを正規化した樹皮領域画像である。また樹木は様々な場所に生育しているため、異なる環境で撮影される。そこで輝度値に対する正規化を施す。具体的には切り出された正方領域を濃淡画像に変換し(図11(b))、輝度値の平均と標準偏差をそれぞれ μ_I, σ_I になるように輝度値を線形変換する。図11(c)は輝度値に対して正規化処理を適用した結果である。本論文では、この画像を用いて特徴量を計算する。

5.2 特徴量と認識処理

正規化された樹皮画像に対して、離散コサイン変換(DCT)係数、同時生起行列(LCM)、ランレンジス行列(RLM)、LBP、HOG、形状通過型非線形フィルタ(NF)を特徴量として算出する。

5.2.1 DCT 係数

樹皮画像に対して、2次元離散コサイン変換(DCT)を適用する。ジグザグスキャンによりDCT係数の低周波成分(本論文では64次元)を特徴量として用いる。

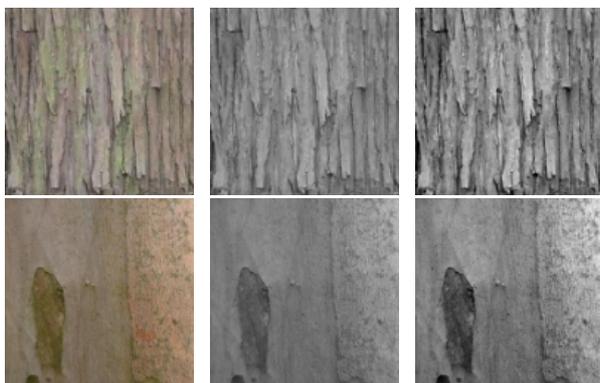


図 11 樹皮領域画像

5.2.2 同時生起行列

画像の濃度 i の点から一定の変位 $\delta = (r, \theta)$ だけ離れた点の濃度が j である確率 $P_\delta(i, j)$ を要素とする同時生起行列(LCM)を求める。この行列より求まるHaralickらが提案した以下に列挙する14個の特徴量を用いる[14]。

- angular second moment (ASM)
- contrast (CNT)
- correlation (CRR)
- variance (VAR)
- inverse difference moment (IDM)
- sum average (SAV)
- sum variance (SVR)
- sum entropy (SEP)
- entropy (EPY)
- difference variance (DVR)
- difference entropy (DEP)
- information measure of correlation (IM1)
- information measure of correlation (IM2)
- maximum correlation coefficient (MCC)

本論文では濃度値を8階調とし、 $\delta = 1, \theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ とする。すなわち $14 \times 4 = 56$ 個の特徴量を用いる。

5.2.3 ランレンジス行列

画像内で、 θ の方向の濃度 i の点が j 個続く頻度 $P_\theta(i, j)$ を要素とするランレンジス行列(RLM)を求め、その行列から以下に列挙する5個の特徴量を求める[16]。

- short runs emphasis (SRE)
- long runs emphasis (LRE)
- gray level information (GLN)
- run length nonuniformity (RLN)
- run percentage (RPC)

本論文ではLCMと同様に濃度値を8階調とし、 $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ とする。すなわち $5 \times 4 = 20$ 個の特徴量を用いる。

5.2.4 LBP

Local binary pattern (LBP)はOjalaらによって提案された画像の局所的な特徴を抽出する特徴量であり、照明変化にロバストな特長をもつ[17]。LBPは注目点の画素値とその近傍にある画素値の大小関係により符号化する手法である。本論文では樹皮画像の各画素におけるLBPを求め、画像全体より256次元のLBPヒストグラムを計算して特徴量として利用する。

5.2.5 HOG

画像の輝度勾配をヒストグラム化する画像特徴量としてHistogram of Oriented Gradients (HOG)が提案されている[18]。

樹皮画像を 64×64 画素に縮小し、各画素の輝度勾配を求め、 $N_c \times N_c$ 画素のセル毎に輝度勾配のヒストグラムを

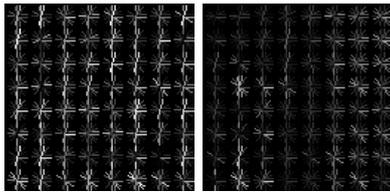


図 12 HOG 特徴量

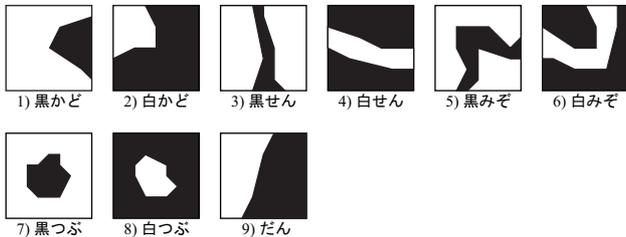


図 13 テクスチャ形状基本要素

作成する．勾配方向は $0^\circ \sim 180^\circ$ の範囲で 20° ずつ 9 分割，すなわち 9 方向の勾配ヒストグラムを計算する．ヒストグラムを $N_b \times N_b$ セル毎に正規化し，HOG 特徴量を得る．本論文では $N_c = 8$ ， $N_b = 2$ を与えた．ブロック数は 49 個であり，特徴量の次元数は 1764 となる．図 11(c) の樹皮画像に対して HOG 特徴量を計算し可視化した結果を図 12 に示す．

5.2.6 形状通過型非線形フィルタ

田村らは自然なテクスチャは局所的な形状によって特徴づけられると考え，図 13 に示す 9 個の基本形状要素から構成される非線形フィルタを提案している [15]．これら非線形フィルタは阿刀田らが提案したプログラミックフィル [19] に基づいて設計されており，計量的な計算と理論演算を同時に含む性質がある．

本論文では図 13 に示す 9 個の非線形フィルタより求まる出力値 $y_i, i = 1, \dots, 9$ から，画像全体の平均 2 乗振幅値 $r_i = \sqrt{\sum_{XY} y_i^2 / XY}$ を求め，特徴量として用いる．ただし， $X \times Y$ は画像サイズである．

5.2.7 認識手法

本研究では，認識手法の予備実験として Nearest Neighbor 法 (NN 法) とサポートベクターマシン (SVM) を適用したところ，SVM より NN 法の方が高い精度を得られた．本論文では NN 法を採用する．

5.3 評価実験

3 で説明した 1040 枚の樹皮画像に対して手動で左右境界を指定し，樹皮領域の抽出，特徴量の計算および認識処理を適用した．ここで，樹皮領域抽出に関するパラメータは $\alpha = 80$ ， $M = 128\text{pixel}$ ， $\mu = 128$ ， $\sigma_I = 32$ とした．

認識結果を表 2 に示す．表中，dim, 1st, 5th の意味は表 1 と同様である．この結果，LBP の第 1 候補のみで 45.6%，第 5 候補までで 79.3% が最も高い精度を得た．図 14 に各特徴量において候補数を変化させた場合における認識率の推

表 2 樹皮画像の認識結果

features (dim)	1st	5th
DCT (64)	11.6	34.1
LCM (56)	19.2	50.5
RLM (20)	16.5	48.2
LBP (256)	45.6	79.3
HOG (1794)	13.5	34.6
NF (18)	18.7	49.0

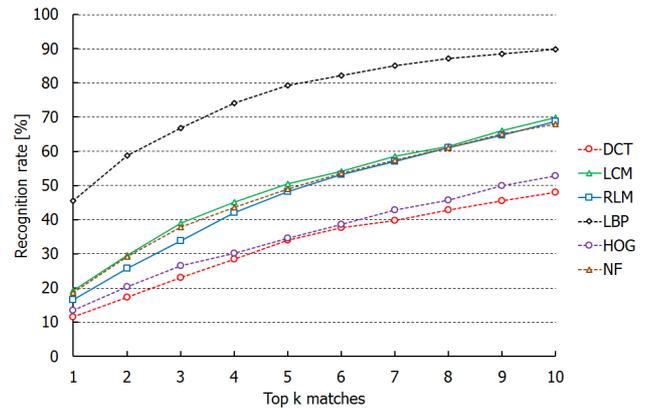


図 14 樹皮画像の認識結果

移を示す．いずれの場合も LBP が最も高い精度であった．

6. おわりに

本論文では画像処理技術を用いた樹木同定に関する研究として，葉画像と樹皮画像に対する認識手法を提案した．

葉画像に関しては，先行研究 [11] を発展させて，基部と葉先の自動検出法の提案し，さらに従来研究よりも大規模な 278 種 297 クラスのデータセットに対して高い認識精度を得られる手法を提案した．一般的な物体認識を目的とした特徴量のみでなく，鋸歯の定量化および分裂葉と不分裂葉を区別する葉画像に特化した特徴量を定義した．しかし，植物学では葉序や単葉と複葉，葉脈なども同定に重要な要素である．今後はこれらの特徴量を定義し，精度の向上を図る．また葉を採取せずに自然な状態で撮影した葉画像への発展も今後の課題である．

樹皮画像に関しては，既存のテクスチャ解析手法を適用し，LBP が有用であることを示した．しかし，葉画像に比べると精度が低く，また種類数も少ないなど多くの課題が残っている．今後はこれらの課題解決に取り組む．

また本論文では葉画像と樹皮画像をそれぞれ独立して処理している．これは樹皮画像のデータ収集が困難な種が多くあり，十分な樹皮画像を収集できなかったためである．今後の課題として，葉画像および樹皮画像においてデータセットを充実させることで，葉画像と樹皮画像を併用した樹木認識手法の提案が挙げられる．

謝辞 本研究の一部は，飯塚市大学支援補助事業によるものである．また本研究を遂行するにあたり，データ収集

に協力して頂いた井上生一氏，福岡県緑化センターの手寫裕行氏に感謝致します。

参考文献

- [1] 齊藤剛史，金子豊久：花と葉による野草の自動認識，信学論，Vol. J84-D-II, No. 7, pp. 1419-1429 (2001).
- [2] Nakamura, S., Sawada, M., Aoki, Y. and Hashimoto, S.: Flower image database construction and its retrieval, *Proc. of Korea-Japan Joint Workshop on Computer Vision — Frontiers of Computer Vision —*, pp. 37-43 (2001).
- [3] Nagy, G. and Zou, J.: Interactive Visual Pattern Recognition, *Proc. of 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2002)*, No. 3, pp. 478-481 (2002).
- [4] 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. J88-D-II, No. 12, pp. 2341-2349 (2005).
- [5] Neto, J. C., Meyer, G. E. and Jones, D. D.: Individual leaf extraction from young canopy images using Gustafson-Kessel clustering and a genetic algorithm, *Computers and electronics in agriculture*, Vol. 51, pp. 66-85 (2006).
- [6] Du, J.-X., Wang, X.-F. and Zhang, G.-J.: Leaf shape based plant species recognition, *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 185, pp. 883-893 (2007).
- [7] Bruno, O. M., de Oliveira Plotze, R., Falvo, M. and de Castro, M.: Fractal dimension applied to plant identification, *Information Sciences*, Vol. 178, pp. 2722-2733 (2008).
- [8] Belhumeur, P. N., Chen, D., Feiner, S., Jacobs, D. W., Kress, W. J., Ling, H., Lopez, I., Ramamoorthi, R., Sheorey, S., White, S. and Zhang, L.: Searching the World's Herbaria: A System for Visual Identification of Plant Species, *ECCV*, pp. 116-129 (2008).
- [9] Kumar, N., Belhumeur, P. N., Biswas, A., Jacobs, D. W., Kress, W. J., Lopez, I. C. and Soares, J. V.: Leafsnap: A Computer Vision System for Automatic Plant Species Identification, *ECCV*, pp. 502-516 (2012).
- [10] 林 将之：樹皮ハンドブック，文一総合出版 (2006).
- [11] 齊藤剛史，岩田聡大，柴田利樹，脇坂健太郎：葉画像を用いた樹木検索システム，第16回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2013)，pp. SS6-16 (2013).
- [12] 林 将之：葉で見分ける樹木，FIELD GUIDE 23，小学館 (2010).
- [13] Boykov, Y. Y. and Jolly, M.-P.: Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images, *ICCV*, Vol. 1, pp. 105-112 (2001).
- [14] Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Dinstein, I.: Textural features for image classification, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 601-621 (1973).
- [15] 田村 仁，阿刀田央一：自然なテクスチャの特徴抽出用「形状通過型」非線形フィルタバンク，信学論，Vol. J82-D-II, No. 12, pp. 2260-2270 (1999).
- [16] 高木幹雄，下田陽久：画像解析ハンドブック，東京大学出版会 (1991).
- [17] Ojala, T., Pietikainen, M. and Harwood, D.: Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions, *Proc. of 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR1994)*, pp. 582-585 (1994).
- [18] Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, *IEEE Computer Society*

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 1, pp. 886-893 (2005).

- [19] 阿刀田央一，岡野公一，富澤眞樹，田村 仁：プログラムミックフィルタ—高性能低水準画像処理用非線形フィルタ作成のための一方式，信学論，Vol. J79-D-II, No. 6, pp. 1034-1045 (1996).