

葉の表裏を利用した樹木の画像認識 Tree recognition based on two sides of the leaf

岩田 聡大[†] 齊藤 剛史[‡]
Toshihiro Iwata Takeshi Saitoh

1. はじめに

植物の自動同定作業の実現は、専門知識がなくとも種の性質を素早く調べることができるため、近年注目されている。本稿では、画像処理技術を用いて、葉画像を用いた樹木の画像認識手法を提案する。

樹木の同定には(i)樹形の特徴として常緑/落葉や樹高、(ii)葉の特徴として単葉/複葉、葉のつき方、葉の大きさ、葉形、葉縁、葉脈、(iii)樹皮の特徴として滑らかさ、表面の模様や裂け目、(iv)花の特徴として、花の色や形、花弁数や花期、(v)果実の特徴として、果実の色や形、果期が用いられる。これらの中で、撮影時期と撮影のしやすさなどを考慮し、本稿では葉を用いる。

葉の画像認識に関して、齊藤と金子は樹木でなく野草 34 種[1]を対象としている。また Belhumeur らは、三つの地域で収集した 150~250 種のデータセットを用いており[2]、さらに研究成果を iPhone 向けのアプリケーション「LeafSnap」として公開している。

本研究で用いる葉画像は、従来研究[1][2]と同様に自然の状態をそのまま撮影するのでなく、樹木から葉を一枚採取し、図 1 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。葉は「表」と「裏」が区別できる背腹性をもつ。しかし、全ての関連研究で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。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。そこで本研究では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。図 1 中の円形は、実サイズを推定するためのマーカ用シールである。実サイズの有用性を評価するために用いる。

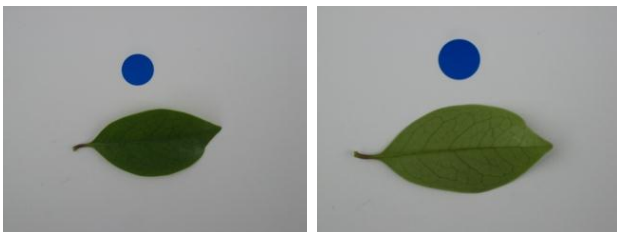


図 1 入力葉画像 (左: 葉表, 右: 葉裏)

2. 認識アルゴリズム

2.1 抽出処理

図 1 に示すような白背景画像においても、撮影時の陰影が観測される場合がある。正確に葉領域とマーカ領域を抽出

するため、本研究では Boykov らが提案した Interactive Graph Cuts を用いたセグメンテーション[3]を適用する。ただし、この手法では Graph Cuts を適用するために前景と背景のシードを手動で与えている。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階層的クラスタリングを適用することで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とマーカ領域を自動で抽出する。

2.2 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。本研究では 16 個の形状特徴量と 6 個の色特徴量、1 個のサイズ特徴量を定義する。

本研究では葉の基部と先端の情報を用いた特徴量を定義している。これらの位置を自動で検出することが望ましいが、基部および先端は様々な形状を有しているため、自動検出は難しい。そこで本稿では、ユーザに葉の基部座標と先端座標を手動で入力させる。

手動で入力された基部と先端の座標より画像空間における葉領域の傾きを計算する。次に、傾きを考慮して葉領域よりアスペクト比、重心の偏り、3 種の面積比 (葉領域と外接矩形の面積比、葉領域と近似楕円の面積比、葉領域と外接円の面積比)、2 種の円形度、基部角度、先端角度、7 個の Hu モーメントの形状特徴量を求める。また HS 色空間の色分布を計算し、代表 2 色の色空間座標と分布割合を色特徴量として求める。マーカのサイズは既知であるため画像より抽出されたマーカ領域を用いることで、葉の大きさを推定できる。本稿では基部・先端の長さをサイズ特徴量として求める。

2.3 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。

3. データセット

本稿では大学近辺に生育されている 92 種の樹木より葉を 20 個体ずつ採取して、同一個体の葉に対して表と裏を撮影した。また 4 種については緑葉だけでなく紅葉した葉も撮影した。本研究では色を特徴量として定義している。そのため同一種でも緑葉と紅葉では正しく識別されない。そこで緑葉と紅葉を異なるクラスとして学習し、認識することにする。すなわち本実験では 96 クラス×20 個体×2 枚=3840 枚の葉画像を撮影した。撮影は複数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 (320×240画素) に縮小して実験に用いた。

[†]九州工業大学 Kyushu Institute of Technology

4. 評価実験

抽出処理に関しては、目視で抽出成功または失敗を判断したところ、抽出成功率は98.4%であった。63枚の失敗画像の内、39枚は影などによる過抽出、24枚は欠落であった。失敗例を図2に示す。図2左側は背景に葉の影が写っていたために影を過抽出した例、図2右側は葉柄と葉脈の色が背景の白色に類似しているために抽出できずに欠落した例である。

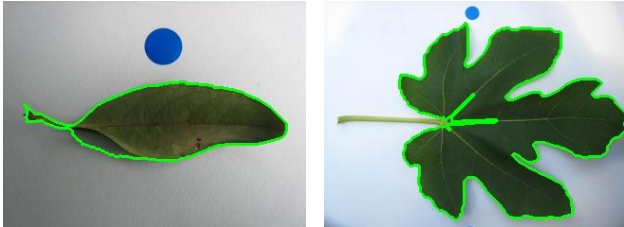


図2 抽出失敗例 (左: 過抽出例, 右: 欠落例)

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、に対して以下に列挙する(A)~(E)の5通りの特徴量条件に対する実験をそれぞれ実施した。(A)6個の色特徴量のみを用いた場合 (color), (B)16個の形状特徴量のみを用いた場合 (shape), (C)色特徴量と形状特徴量を合わせた22個の特徴量を用いた場合 (color+shape), (D)(C)にサイズ情報を含めた23個の特徴量を用いた場合 (color+shape+size)。また実験では 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図3に示す。

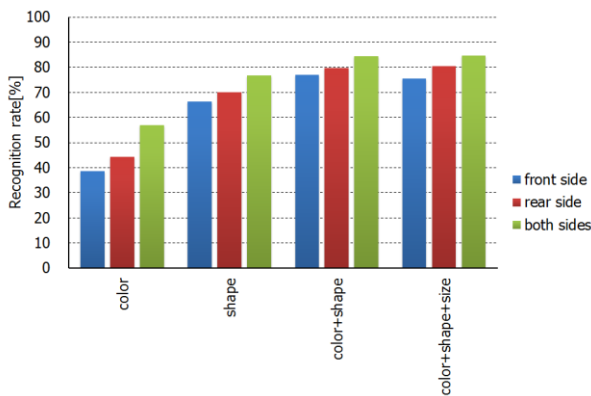


図3 特徴量の組み合わせによる認識結果

color+shapeおよびcolor+shape+sizeが他の特徴量条件よりも高い精度が得られている。またいずれの特徴量条件においても葉表画像のみより葉裏画像の方が高い認識率を得ている。この要因は以下のことが考えられる。一つは本実験で用いた葉画像は撮影時に葉を平らに押し付けていない。肉厚の葉は裏側に湾曲に反っていることが多く、これにより葉表を撮影する時、反った状態で撮影してしまう。一方、葉裏は湾曲の影響を受けずに撮影できるため、同一種における個体間の差が少ないことである。もう一つの要因は、1.で述べた葉裏の色の違いである。図4にトベラとネズミモチの葉画像を示す。両種とも葉表はほぼ同じ色である。一方、トベラの葉裏は淡緑色であるが、ネズミモチの葉裏

には赤みが観察できる。これらの違いにより葉裏は高い精度を得られたと推測する。また葉表と葉裏の両方を用いる場合が最も高い認識精度を得られた。



図4 葉色の違い (左からトベラの葉表, トベラの葉裏, ネズミモチの葉表, ネズミモチの葉裏)

図5にcolor+shapeにおいて候補数を増やした場合の認識率の推移を示す。第5候補まで考慮した場合、(1)(2)(3)の条件でそれぞれ92.6%, 95.7%, 96.0%の精度を得た。

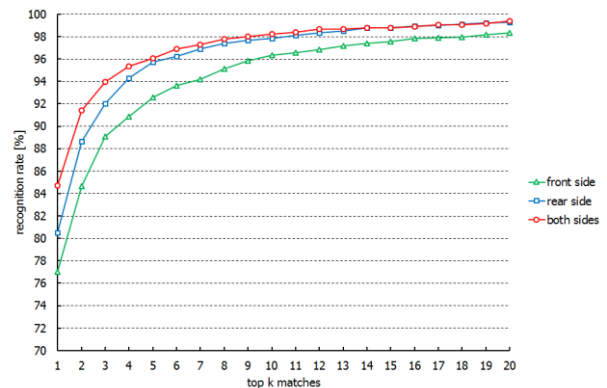


図5 候補数と認識率

5. おわりに

本稿では葉画像を用いた樹木の認識手法を提案した。92種96クラスに対して高い認識精度を得られることを確認した。また、これまで検討されていない葉表と葉裏の有効性を検証した。その結果、葉裏が高い認識率を得られることが判明した。さらに実サイズの有効性に関して検証し、サイズを用いずともある程度の認識率を得られることを示した。

本実験では約100種の葉画像を収集した。しかし、我々の身近には数百種以上の樹木が見られる。今後の課題としてより多くのデータ収集が挙げられる。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。

謝辞

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嶋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 (2001).
- [2] P. N. Belhumeur, et al., “Searching the world’s herbaria: A system for visual identification of plant species”, proc. of ECCV (2008).
- [3] Y. Y. Boykov and M.-P. Jolly, “Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images”, proc. of ICCV (2001)