

## DBNによる花の種特定システムの開発

岡村奏汰 佐藤公信

## 1 はじめに

現在,高知工科大学地域連携機構では,LUPINES(Local Useful Plants with Intelligent Networks of Exploring Surface)[1]が運用されている。

LUPINESには,LUPINESに対して画像を送信することで,送信した画像中に写っている花の種別を特定する知的認識システムが搭載されている。しかし,この知的認識システムには,2つの問題点が存在する。

第一に,知的認識システムへの画像の入力方法についてである。知的認識システムでは,初めに,送信された画像の中央部分に対し,画像の切り出しを行う。次に,切り出した画像に対して,二次元高速フーリエ変換を行い,切り出した画像から特徴を抽出する。最後に,抽出した特徴をニューラルネットワーク(NN)に入力し,花の種別特定を行う。だが,上記の方法で画像を入力すると,知的認識システムに送信された画像が中央に花が写っている画像でない場合,花の画像情報がNNに入力されないため,種別の特定が困難となる。

第二に,知的認識システムの種別特定の方法についてである。知的認識システムでは,入力された画像から特徴抽出を行う際,画像の過度な次元圧縮による情報の欠落により特定精度が下がる可能性が考えられる。

花の種特定システムでは,入力された画像(以下認識元画像と呼称)中から,花がどこに存在するかを特定する機能(以下,位置特定機能と呼称)の実装により第一の問題点の解決を試みる。次に,特徴抽出を確率的に行うと考えられているDeep Belief Networks(DBN)[3]を用いて花の種別特定を行う機能(以下,種別特定機能と呼称)を実装し,第二の問題点の解決を試みる。

本論文では,花の種特定システムの作成,及び評価実験を行う。

## 2 花の種特定システムの設計

## 2.1 概要

図1に,提案する花の種特定システムの概要図を示す。提案する花の種特定システムの機能は,位置特定機能と種別特定機能に大別される。

花の種特定システムでは,初めに認識元画像中から花の画像が存在する位置を特定する。次に,特定した花の位置の画像を種別特定用のDBNに入力し,花の種別の特定を行う。

なお,位置特定用のDBNと種別特定用のDBNの入力値の個数は,入力画像の大きさが $200 \times 200[\text{pix}]$ ,かつ,RGB値を全てDBNに入力するため, $200 \times 200 \times 3 = 120000$ 個となる。

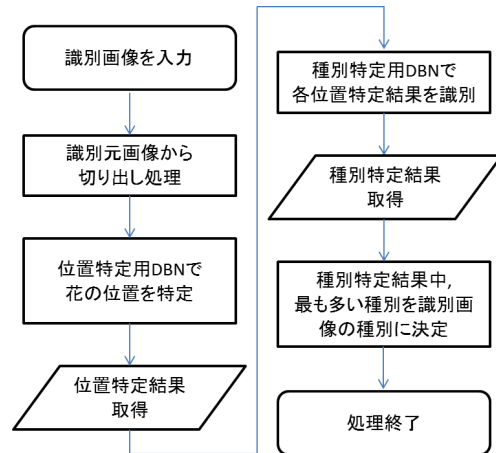


図1 花の種特定システムの概要図

## 2.2 位置特定機能

位置特定機能では,初めに認識元画像から座標と一辺の長さをランダムに指定した正方形の画像の切り出しを行う。次に,切り出した各画像の大きさを $200 \times 200[\text{pix}]$ に圧縮した後,位置特定用のDBNに入力し,花のパターンの出力値と背景のパターンの出力値を取得する。

上記の操作を一定回数(以下切り出し回数と呼称)実施する。切り出し回数は,基本切り出し回数と基本画素数,及び元画像の総画素数によって決定する。基本切り出し回数を $C_{base}$ ,基本画素数,及び認識元画像の総画素数をそれぞれ $P_{base}, P$ とすると,切り出し回数 $C$ は,以下の式より算出を行う。

$$C = C_{base} * (P/P_{base}) \quad (1)$$

切り出し処理の完了後,任意の値(0.0以上1.0未満,以下,位置閾値と呼称)以上の花のパターンの出力値を持つ切り出し画像データを,任意個数(以下,位置特定数と呼称)種別特定機能に入力する。花のパターンの出力値が位置閾値以上である切り出し画像データが,位置特定数未満しか存在しない場合,存在する切り出し画像データを,種別特定機能への入力とする。以下,取得した切り出し画像データの組を位置特定結果と呼称する。

## 2.3 種別特定機能

種別特定機能では,花の位置特定機能で生成した位置特定結果を花の種別特定用のDBNに入力し,種別特定を行う。得られた各花の種の出力細胞値を比較し,最も高い出力細胞値のパターンをその位置特定結果の種別特定結果とする。得られた種別特定結果の中で最も多かった種別を,認識元画像の種別特定結果とする。認識元画像1枚に対し,位置特定結果が1枚も存在しなかつ

た場合、種別特定機能での評価は行わない。

### 3 花の種特定システムの評価実験

#### 3.1 実験条件

花の位置特定に用いる DBN の学習は、花のパターンは花の画像 500 枚、背景のパターンは草むらの画像と、空の画像各 250 枚ずつ、計 500 枚を用いて行う。

花の種別特定に用いる DBN の学習は、LUPINES に登録されている画像中から花の存在が確認できた画像を利用する。画像の内訳は、種別数 706 種、総画像枚数は 2510 枚である。この画像を学習用画像と評価用画像に分類する。分類する際には、可能な限り学習用画像と評価用画像の両者の枚数が等しくなるように分類を行う。一種あたりの総画像枚数が奇数枚であった場合、学習用が 1 枚多くなるように分配する。1 種あたりの総画像枚数が 1 枚のみの場合、その画像は学習用に分配し、評価用の画像は 0 枚とする。次に、学習用画像に分類した画像に対し、位置特定処理を行う。位置特定処理は基本切り出し回数 1000 回、基本画素数 2266880、位置特定数 5 枚、位置閾値 0.95 の条件で行う。この条件で得られた位置特定結果を種別特定用 DBN の学習データとする。DBN の学習の際に用いる各種パラメータを表 1 に示す。

表 1 DBN の学習用パラメータ設定

説明	位置特定	種別特定
出力パターン数	2	706
RBM の一層目の入力細胞数	300	1400
RBM の二層目の入力細胞数	60	800

なお、本論文では RBM の一層目、二層目は、中間層と呼称する。

#### 3.2 実験方法

3.1 項にしたがって作成した、位置特定用の DBN と種別特定用の DBN を用いて、花の種特定システムを実行する。花の種特定システムの実行対象は、3.1 項で分類した評価用の画像データ (種別数 536 種、総画像枚数 1065 枚) とする。

花の種特定システムの動作条件は種別特定用 DBN の学習データ作成時と同様である。花の種特定システムの特定期率は、種別特定の結果とあらかじめ設定した正解パターンと合致しているデータ数を、総評価回数で割り、算出する。

#### 3.3 実験結果

3.1 項で示した条件のもと学習を行って得られた DBN を用いて評価を実施した結果、評価用画像 1065 枚中、42 枚の画像で種別特定に成功した (特定率 3.94%)。

なお、種別特定用の DBN は、誤差平均が約 1.80 の DBN を用いている。誤差平均は以下の数式によって算出可能である。

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^P |T_{ij} - x_{ij}| \quad (2)$$

ここで、 $\epsilon$  は誤差平均、data は総学習データ数、 $P$  は出力細胞数、 $x_j^i$  は出力細胞値、 $T_j^i$  は学習データの各出力細胞の教師値である。

#### 3.4 考察

今回の結果より、2 つの改善すべき点が考えられる。一点目は、位置特定機能の精度である。今回種別特定で利用した学習データは、位置特定機能を用いて作成している。位置特定機能で花の位置を取得できなかった場合、取得できなかった認識元画像の種別の学習データは作成されない。本研究で作成した学習データ 6688 個 (種別数 706 種) の内、14 種の学習データが存在しない状態となっている。この問題は、位置特定用 DBN の精度の向上により対応可能であると予想される。

本研究では、LUPINES のデータベースに登録されている画像を利用して種別特定の学習を行った。しかし、今回作成した種別特定用 DBN は、総画像枚数 1445 枚、種別一種あたり約 2 枚という条件で学習を実施している。このことより、種別あたりの画像数を追加すると、より種別特定の精度が高い DBN が作成可能であると予想される。

### 4 まとめ

現在、LUPINES に搭載されている知的認識システムには、送信された画像中から花を認識できない、特徴抽出の方法が適切で無い、などの問題点が存在する。この問題点を解決するため、新たに花の位置特定機能を搭載した、花の種特定システムを提案した。また、花の種別特定は、DBN の採用により、特徴抽出方法が最適化され、より正確な種別特定が可能になると考えた。本論文では、花の種特定システムの有用性を実証するため、LUPINES に登録されている花の画像を用いて評価実験を行った。結果、平均特定率は約 4% となった。しかし、学習データの吟味、及び中間層の調整と、未だ精度向上の余地は残されていると考えられる。

### 5 今後の展開

今後の展開としては、学習データを追加や、各 DBN の学習パラメータの模索を行い、花の種特定システムの総合的な特定精度の向上を目指す。そして、現行の知的認識システムと花の種特定システムの性能比較の後、システムの置き換えを行うか検討する。

### 参考文献

- [1] 渡辺高志, 菊地豊, 竹田史章, 高木方隆, 岡村健志: 地域植物資源コンテンツの拡充と利活用を促進する地域フィールド活動支援プラットフォームの研究開発, 戦略的情報通信研究開発推進制度 (SCOPE) 第 8 回成果発表会, PP.86-87(2012).
- [2] Yoshua Bengio, Pascal Lamblin, Dan Popovici and Hugo Larochelle: Greedy Layer-Wise Training of Deep Networks, Advances in Neural Information Processing Systems 19, PP.2-11(2007).