

[話題提供]

さまざまな対象に適用できる植物形状判別モデル

九州沖縄農業研究センター 生出真里

1. 背景

植物育種や遺伝資源保全における特性調査では、植物の各種形状が評価され、粒形、葉形など器官の形状や草姿などの形質が、その対象とされることが多い。このような形状の評価には、形状のちがいを見分ける判別という作業が含まれる。本研究では、種や品種・系統や形状の善し悪しを見分ける判別を取り上げる。

これまで、植物形状の判別は目視判断に頼ってきた。しかし、目視で行う判別には、①正確な判別には熟練が必要であり、その熟練は容易ではない、②判断の規準があいまいで、人や場面によって判断がばらつき、判別の精度が不安定である、③形状の評価が大きさに惑わされる（第1図）などの問題がある。そのため、植物形状の判別は目視だけに頼らずに、計算機で客観性・一貫性のある判別を行って支援・代替する必要がある。

2. 目的

熟練者が植物形状を判別する機能の模型、すなわち入力である植物形状と出力であるクラス（判別される対象の集合）との対応関係を定量的に表現したものを、本研究で判別モデルと呼ぶ（第2図）。判別モデルは、おおまかには、植物形状から抽出された数値データとその計算方法とからなる。目視による植物形状の判別を使って支援・代替するためには、判別モデルの開発は不可欠である。

これまでも判別モデルは開発されてきたが、いくつかの問題があった。第一に、判別モデルが対象に依存することである。判別対象となる形状から抽出した数値データを解析し、クラス間のちがいを見だし、そのちがいを元に計算方法を考案して、判別モデルを開発していた。このように開発された判別モデルは、別の植物形状の判別に、そのまま適用することはできない。第二に、判別に有利なちがいを恣意的に選んでおり、形状の情報すべ

てを使っていないため、複雑な形状やさまざまな変異に対応できないことである。第三に、形状の情報と大きさの情報とを混同して扱うことである。形状の情報に大きさの情報を混ぜて使えば、大きさに引っ張られて、形状が正しく評価できない。

従来の判別モデルにおけるこれらの問題を解決するために、本研究では、判別にあたって形状と大きさをわけてとらえ、次のようにして新しい判別モデルを開発する。

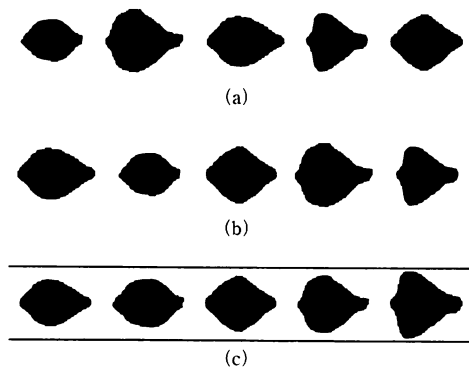
- (1) はじめに、対象の大きさを揃えることによって形状情報だけを抽出し、形状だけを評価する判別モデルを開発する。ここで、判別モデルが、①さまざまな対象に適用できる汎用性を持ち、②形状の情報全体を使えるようにする。
- (2) 次に、対象から大きさ情報を抽出し、評価する手法を開発する。そのうえで、形状と大きさとの評価を統合し、総合的な判別ができるよう、形状だけを評価する判別モデルを拡張する。

開発したモデルは、実際の植物形状に適用し、その汎用性と有効性とを検証する。

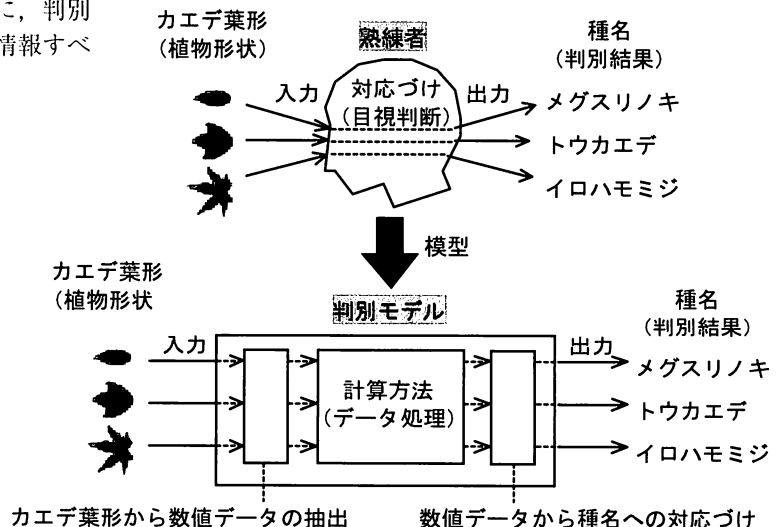
3. 判別モデルの開発

3. 1. 形状だけを評価する判別モデルの開発

クラス間での形状のちがいを解析する必要性をなくし、さまざまな対象に適用できる汎用性を判別モデルにもたせるために、また、形状情報全体を利用するために、画像をそのまま判別モデルに直接入力することとした。そして、画像のような膨大な量のデータの計算に適したニューラルネットワークを採用した。



第1図 形状の評価が大きさによって惑わされる例
(a) これらソバの粒形を縦横比の順に並べ替えるとす
る；(b) 左から細い順に並べた。直感とは異なる；(c)
長さを揃え、穀粒を挟む平行線を引いた。



第2図 目視判断と判別モデル
カエデ葉形からの種の判別を例にとると、カエデ葉形が入力として与えられたとき、判別モデルは熟練者が判別したのと同じ種名を出力する。

ニューラルネットワークとは、神経回路網を模倣した計算方式であり、その最大の特徴は、学習機能をもつことである。すなわち、それぞれのクラスの標準的な形状をいくつか見せることによって、ニューラルネットワークは、形状のちがいを見つけ、自動的に判別のしかたを覚える。しかし、学習を終えたニューラルネットワークでも、学習に使われなかった未知の形状を提示されると、判別に失敗し誤った結果を出すことがある。この誤りの、未知の形状の集合全体に対する割合を示すのが、誤判別率である。本研究では、誤判別率によって判別モデルの有効性を評価する。

このように、本研究では、形状だけを評価する判別モデルとして、画像入力ニューラルネットワークに基づくモデルを開発し（第3図（a））、汎用性と形状の情報全体の利用という二つの問題を解決した。

3. 2. 形状と大きさを独立に評価する判別モデルへの拡張

大きさ情報として面積、周囲長、絶対最大長、幅を画像解析により抽出し、各クラスの標準と比較することに

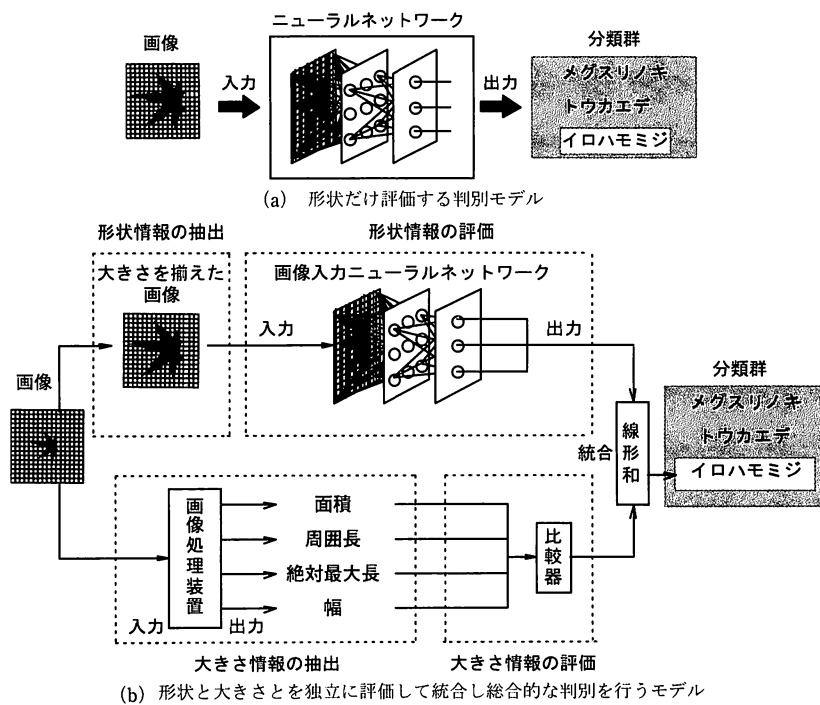
よって大きさを評価した。そして、画像入力ニューラルネットワークによる形状の評価とあわせ、線形和をとることによって双方の評価を統合し、最終的な判別結果を得た（第3図（b））。このようにして、画像入力ニューラルネットワークに基づく判別モデルを拡張して、大きさ情報を抽出・評価し、総合的な判別を行えるようにした。

4. 判別モデルの検証

4. 1. カエデ葉形による種判別への適用

開発した判別モデルが植物形状をどの程度正しく判別できるかを、実際の植物形状の判別に適用して調べた。最初に、14種278個葉のカエデの葉形を使って、種の判別を試みた。第4図に、供試したカエデの種の平均的な葉形と大きさ、第5図に、種内の葉形の変異の例を示した。第5図に示したように、カエデ葉形は二値画像に変換して扱った。

判別する種数を2から始め、5、10、14と増加させながら（このとき、もっとも葉形の異なる種を選択した）画像入力ニューラルネットワークを第4図に示した平均的



第3図 判別モデルの概念図

(a) 画像入力ニューラルネットワークに基づく；(b) 画像入力ニューラルネットワークに大きさ情報を抽出・評価する手法と二つの評価を統合する手法とを組み合わせ、拡張する。



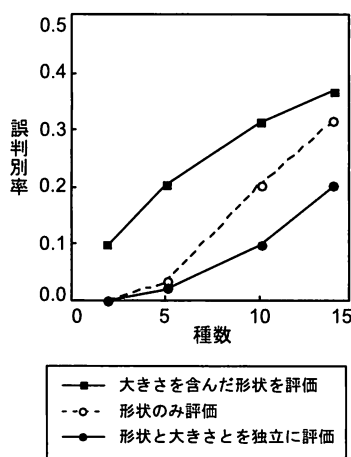
第4図 供試したカエデの種の平均的な葉形と大きさ
1種当たり約20枚の葉を、1本の枝から無作為に採取した。



第5図 カエデの葉形の種内変異の例

な葉形で学習させた。学習終了後、未学習の葉形を与え、誤判別率を求めた。誤判別率は、大きさを含んだ形状を評価した場合、形状だけを評価した場合、形状と大きさを独立に評価した場合で比較した。また、種数による誤判別率の変化を見た。

判別の結果を第6図に示す。このグラフでは、横軸に種（クラス）数、縦軸に誤判別率をとった。折れ線は、上から順に、大きさを含んだ形状を評価したとき、大き



第6図 カエデ葉形の誤判別率

カエデ葉形による種判別の誤判別率を、大きさを含んだ形状を評価した場合、形状だけを評価した場合、形状と大きさを評価した場合の比較を示す。横軸は判別した種数、縦軸は誤判別率である。

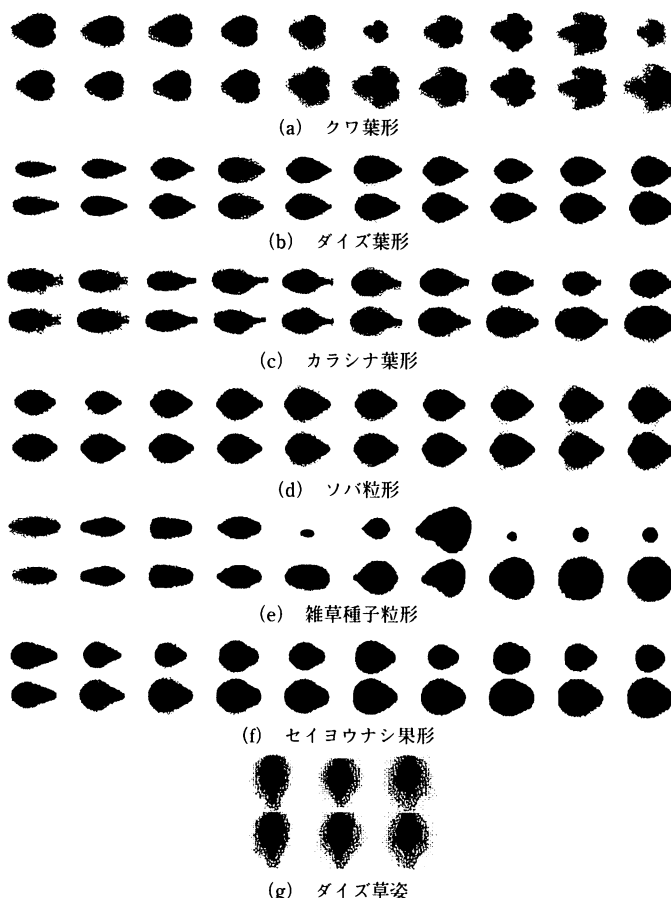
さを揃えて形状だけを評価したとき、形状と大きさを独立に評価したときのそれぞれの誤判別率の変化を示している。種数の増加とともに誤判別率も高くなり、10種の場合、順に0.31, 0.20, 0.10となった。

このように、カエデ葉形のような大きな変異をもつ複雑な形状に対して、本研究で開発した判別モデルを適用できた。そして、形状と大きさを混同したときは正しく判別できないことが多いが、これらを分けることによって、十分正しく判別できることが明らかになった。

第1表 形状判別を試みた供試材料

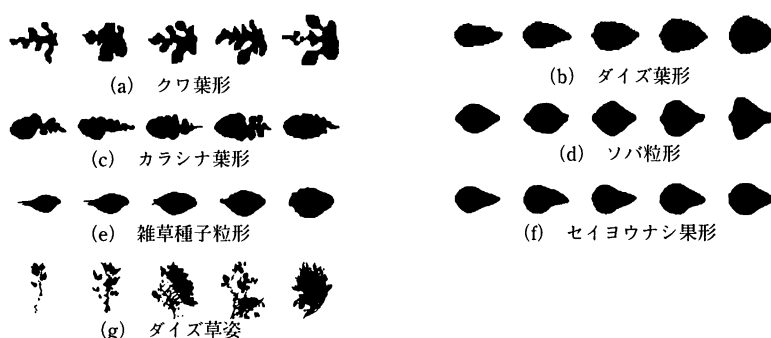
材料	形状	分類群・数	総数
カエデ	葉形	14種	278
クワ	葉形	10品種（4種）	188
ダイズ	葉形	41系統	749
カラシナ	葉形	30品種	353
ソバ	粒形	30品種	720
雑草	種子粒形	15種（11科）	300
セイヨウナシ	果形	10品種	207
ダイズ	草姿	3段階評価	326

クワの葉は1個体から無作為に、ダイズの葉は複数個体から主茎の上位5枚を、カラシナの葉、ソバの穀粒、セイヨウナシの果実は品種内で無作為に、雑草の種子は種内で無作為に、それぞれ採取した。ダイズ草姿は155品種875個体のうち3人の育種家の評価が一致したものを選択した。



第7図 供試材料のクラス間変異の例

10クラスずつ、クラスの平均的な形状と大きさを示した。上段が大きさを含んだ形状、下段が大きさを揃えた形状である。



第8図 供試材料のクラス内変異の例
一つのクラスに含まれる形状を五つずつ示した。

第2表 種々の形状の誤判別率

材料・形状	5クラス		10クラス	
	形状だけ 評価	形状と大きさを 独立に評価	形状だけ 評価	形状と大きさを 独立に評価
雑草種子粒形	0.01	0.00	0.06	0.03
カエデ葉形	0.03	0.02	0.20	0.10
セイヨウナシ果形	0.14	0.13	0.44	0.20
カラシナ葉形	0.17	0.10	0.51	0.38
クワ葉形	0.31	0.27	0.46	0.42
ダイズ葉形	0.20	0.17	0.47	0.42
ソバ粒形	0.53	0.38	0.75	0.62
材料・形状	2クラス		3クラス	
	形状だけ 評価	形状と大きさを 独立に評価	形状だけ 評価	形状と大きさを 独立に評価
ダイズ草姿	0.16	0.08	0.21	0.15

4. 2. 種々の植物形状への判別モデルの適用

さらに、カエデ葉形以外の植物形状についても同様に判別モデルの適用を試み、モデルのさまざまな対象に適用できる汎用性と、精度良く判別できる有効性について検証した。葉形の判別では、クワ、ダイズ、カラシナ、粒形の判別では、ソバ、雑草種子、果形の判別では、セイヨウナシ、草姿の判別では、ダイズを供試した。ダイズ草姿では、育種家による3段階の評価（“良”，“並”，“悪”）を判別し、その他では種や品種を判別した（第1表）。それぞれの材料のクラス間変異とクラス内変異の例を示す（第7図、第8図）。

形状だけ評価した場合と形状と大きさを独立に評価した場合の、それぞれの材料の判別における誤判別率を第2表に示す。すべての材料において、同一の判別モデルを適用することができ、判別モデルの汎用性が明らか

になった。クラス間変異とクラス内変異の相対的な大きさにより、誤判別率は異なったが、相対的にクラス内変異の小さい雑草種子粒形でとくに低い誤判別率が得られた。このように、形状だけの評価だけでも十分な精度で判別でき、大きさと混同することなしに形状だけを評価したことが判別の成功に結びついたと思われる。さらに、形状と大きさを独立に評価した場合、それらよりも低い誤判別率が得られた。形状の評価だけでは誤りの多かったクラス間で、大きさが異なるとき、大きさの評価を組み合わせるととくに誤判別率を低下させることができた。このことから、形状と大きさを独立に評価したうえで、それらを統合することの重要性が明らかになった。

5. まとめ

本研究で提案した判別モデルは、さまざまな対象に適用することができる汎用性をもつことがわかった。また、形状のもつ情報全体を使ったことと、形状と大きさをわけて評価・統合したことから、精度良く判別できる有効性をもつことがわかった。したがって、本研究で、画像入力ニューラルネットワークに基づく、新しい植物形状判別モデルを開発できたと結論できる。そのため、目視による形状判別を支援・代替するシステムを作れるようになり、これまで、人の目に頼っていた形状の判別から、あいまいさやばらつきを除くことができるようになった。本研究の成果は、植物育種や遺伝資源保全における特性調査だけでなく、農業・農学のさまざまな分野において、従来、目視に頼ってきた種々の形状判別への応用が期待される。