

野草検索エキスパートシステムへのニューラル ネットワークを用いたファジィ推論の適用

越石 英行 唐澤 博

山梨大学

筆者等の開発した野草検索エキスパートシステムでは、従来 Dempster-Shafer の確率理論に基づいた確率計算で推論を行っていた。しかし、この推論方式では質問の進行にともない推論時間が増えてしまい、一定時間で推論を行なうことができない。また、ユーザの曖昧な入力に対応しきれていないので、ユーザからの誤入力に対して弱い。これらの問題を解決するために、システムにニューラルネットワークを用いたファジィ推論を適用した。この推論方式と従来の推論方式を比較して、本推論方式が先にあげた問題を解決していることを示す。

Fuzzy Reasoning by Neural Network applied to Wild Plants Retrieving Expert System

Hideyuki Koshiishi Hiroshi Karasawa

Yamanashi University

The authors have developed a wild plants retrieving expert system. The reasoning method of the system is based on Dempster-Shafer's probabilistic theory. The method has following two defects against the system. First, the inference time increases in an exponential order. A user expects that the inference time for each of questions is constant. Second, incorrect input by a user much reduces a ranking of the correct candidate. A novis user often mistakes to observe a sample plant. Those of two defects can be improved by adopting fuzzy reasoning by neural network is discussed.

1 はじめに

自然環境の変化を植物を指標として調べていこうと考えた時、実際図鑑などを使用して検索を行なうことは初心者にとってはとても難しく、身の回りの植物の名前を知ることが困難である。このことからやがて興味が失われて、身近な植物の名前すら知らず、環境の変化にも気づかなくなることが懸念されている。そこで、植物名を柔軟に検索でき、また植物の特徴を自己学習することを助ける野草検索エキスパートシステム ENGLAR の開発が開始され [1]、今日に至っている。

従来のシステムでは、Dempster-Shafer の確率理論に基づいた確率計算 [2] で推論 (DS 推論) を行なっていた [3]。しかし、この推論方式には以下のような三つの大きな問題点がある。

1. ユーザの誤入力 (ある質問に対してユーザが誤った回答をする動作のこと) に対応しきれていない。この誤入力が行なわれると、検索している植物の確率を落してしまい、正しい結論を導き出すことが困難になる。また、現在のシステムでは質問戦略を序盤戦、中盤戦、終盤戦という3段階に分けていて、その中の中盤戦では第1位候補の植物の画像とユーザが検索している植物を比較しながらその相違を指摘させるという検索方法を行なっている。よって、序盤戦 (初期段階) で誤入力が行なわれると検索している植物が上位になりづらくなり、その結果、正解と似ていない植物画像を比較対象とするため、中盤戦で質問数が多くなったり、誤入力がより行なわれやすくなる。
2. 質問の回答になっている特徴間の関係が考慮されていない。これであると、ユーザからの入力の一つの特徴にしか影響せず、似たような特徴であっても、全く似ていない特徴であっても同じように扱うことになる。そうすると、ユーザからの曖昧な入力に対処できない。
3. DS 推論であると推論時間が一定でなく、質問に回答していくに従ってだんだん推論時間が長くなってしまふ。なぜなら、DS 推論では特徴が入力されるたびに同じ特徴を持つ植物の組合せとその確率値を計算しているからである。よって、入力される特徴が多くなると、植物の組合せが多くなるので処理時間が長くなっていく。実際のところ従来のシステムでは、組合せが多くならないように組合せの持つ確率値が基準値より小さい時は、削除してしまうようにして抑制している。しかし、それでも質問の数が増えると推論時間が長くなる傾向にあり推論時間が一定でない。

以上よりこれらの推論部の問題点を解決する必要がある。そのために、入力をファジィ化しファジィ推論を行なうことによって、ユーザの曖昧な入力に対処でき、また人間のような曖昧な推論ができるようになると考えた [4][5][6]。ニューラルネットワーク

は、学習を行ないネットワークのユニット間の結合係数とユニットのオフセット（閾値）を決定すれば、ネットワークのユニット間の結合係数とユニットのオフセットを使った乗算と加算によって、入力値に対する出力値を決定することができる [7]。そして、計算回数は入力によって変化しないので、入力によって処理時間がほとんど変化しない。よって、推論部にファジィとニューラルネットワークを組み込むことにより、上述した問題点を解決できると考えた。

2 推論部

2.1 ファジィルール

ルールの数は 104 である。ルールの前件部は特徴のファジィ集合を表し、各要素は特徴のラベルとその特徴に付与されたファジィ値である。後件部は植物のファジィ集合を表し、各要素は植物のラベルとその植物に付与されたファジィ値である。それぞれのルールは、104 の植物に対応している。ルール 1 であれば、前件部は植物 1 の持つ特徴のファジィ集合で、後件部の植物 1 (f001) の値は 1 である。後件部の値はその対象としている植物の値だけが 1 で、他のすべての植物が 0 となるようにするのではなく、完全に違った特徴を持つ植物は 0 のままであるが、少しでも似ている特徴を持つ植物は 0 より大きく 1 より小さい値を与える。以下にファジィルールを示す。

```

rule1
  trait is (1/t001,0/t002,...,0.5/t153)
  →
  flora is (1/f001,0.4/f002,...,0.1/f104)

rule2
  trait is (1/t001,1/t002,...,0/t153)
  →
  flora is (0.2/f001,1/f002,...,0.1/f104)
  .
  .
  .

rule104
  trait is (1/t001,0/t002,...,1/t153)
  →
  flora is (0.0/f001,0.4/f002,...,1/f104)

```

また、植物 A を対象にしたルールの場合の植物 B の後件部の値 $w_{A,B}$ は、以下のような式で求める。

$$w_{A,B} = \frac{[A \cap B]}{[B]} * \left(1 - \frac{[A - B]}{[A]}\right) \quad (1)$$

この式は、次の式にも置き換えられる。

$$w_{A,B} = \frac{([A \cap B])^2}{[A] * [B]} \quad (2)$$

ここで、 $[A]$ は植物 A の所有する特徴数、 $[A \cap B]$ は植物 A と植物 B の両方が所有する特徴数、 $[A - B]$ は植物 B が所有していない植物 A の所有する特徴数を示している。

2.2 ファジ行列

全質問 51 個中 50 個はファジ化する必要がある。そこで、質問の回答になっている特徴について“似ている”というファジ関係 [8] を作れば良いと考えた。また、ここではファジ関係を表する行列をファジ行列と言う。

例えば、「葉脈はどのようになっていますか?」という質問の回答は、“確定できない”を除いて以下の三つである。

1. 平行脈
2. 網状脈
3. 拳状脈

これを、“似ている”というファジ関係でファジ行列によって表現すると以下のようなになる。

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.6 & 0.2 \\ 0.6 & 1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

行列 (3) の数値の意味は、1 がその特徴に完全に同じで、0 がその特徴と全く違う、であるとした。

2.3 推論部の構成

図 1 に ENGLAR の推論部の簡単な構成図を示す。ファジ化はファジ行列を使用して行ない、ニューロはファジ推論のファジルールをたみこんだ部分である。よって、これはニューラルネットワークを用いたファジ推論 [9][10] と言える。ソータは推論結果の順位づけを行なうところである。

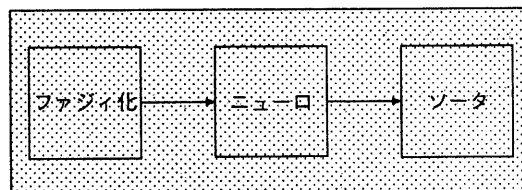


図 1: 推論部の構成図

また、ニューロ部は図 2 のような構成である。

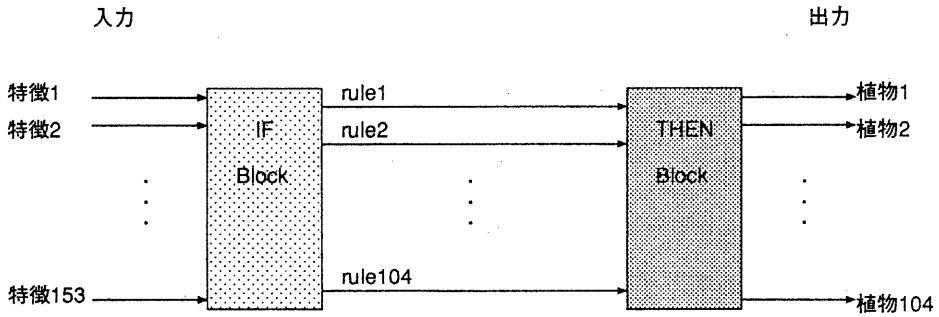


図 2: 推論部のニューロの構成図

2.3.1 IF-Block

IF-Block (図 3) は、3層のニューラルネットワークで構成されている。入力層ユニット数は 153 で、特徴に対応している。出力層ユニット数は 104 で、ルールに対応している。中間層ユニット数は 100 である。

このブロックの役割は、ユーザから入力された特徴と 104 個のファジィルールとの類似度を決定することである。

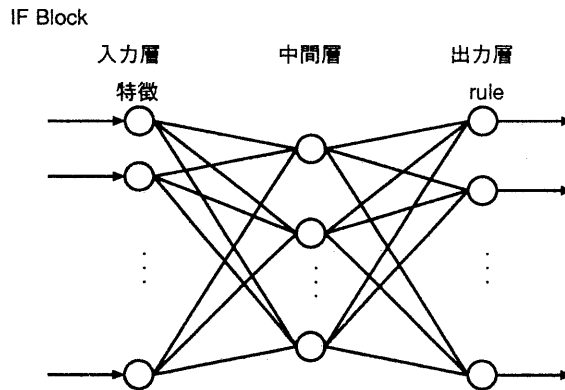


図 3: IF-Block の構成図

2.3.2 THEN-Block

IF-Block により、ユーザの入力に対するそれぞれのファジィルールの類似度が決定され、それが THEN-Block の入力値となる。THEN-Block はその入力値にファジィルールの後件部の値を乗ずることにより、それぞれのルールごとの結果を決定し、その結果

の中の最大値を出力値とする。

ルール*i*からの入力値を I_i とし、ルール*i*の後件部の植物*j*の値を w_{ij} 、植物*j*の出力値を O_j とした時の O_j は、式 (4) で決定される。

$$O_j = \text{MAX}(I_i * w_{ij}) \quad (4)$$

2.4 ニューラルネットワークの学習方法

IF-Block の 3 層ニューラルネットワークは、誤差逆伝播学習法により学習を行なった。

3 推論結果

推論を行なった結果の例を図 4 に示す。これから分かるように、104 種類の植物を 1 ~ 104 位の順位をつけて結果としている。

1位	キク科	セイヨウタンポポ
2位	ゴマノハグサ科	トキワハゼ
3位	キク科	コウゾリナ
4位	アブラナ科	イヌガラシ
5位	トウダイグサ科	トウダイグサ
6位	ナデシコ科	ツメクサ
7位	サクラソウ科	コナスビ
	⋮	
	⋮	
	⋮	
100位	セリ科	ハマウド
101位	ガガイモ科	イヨカズラ
102位	ヒルガオ科	コヒルガオ
103位	アブラナ科	カラクサガラシ
104位	カヤツリグサ科	コウボウシバ

図 4: 推論結果の例

4 推論の比較

4.1 正入力のみの場合

トウダイグサ科トウダイグサ (図 5)、キク科セイヨウタンポポ (図 6)、キク科ニガナ (図 7) の 3 植物について検索を実施した。ここではユーザからの質問に対する回答に誤りが無いという立場をとり、すべて正しい入力を与えた場合の質問の推移に対する本推論方式 (ニューラルネットワークを用いたファジィ推論) と前推論方式 (DS 推論) の正解の順位と推論時間の変化を示す。

質問数が少ない段階では本推論方式と前推論方式とで正解の順位に違いがあるが、質問数が増えるにつれてほぼ同じような順位になっている。また推論時間については、質問数が少ない段階では前推論方式は高速に推論を行なっているものの、質問数が増えるにつれて推論時間が多くなるようになり、推論時間が一定でないことが示されている。これに対して、本推論方式の推論時間は一定である。

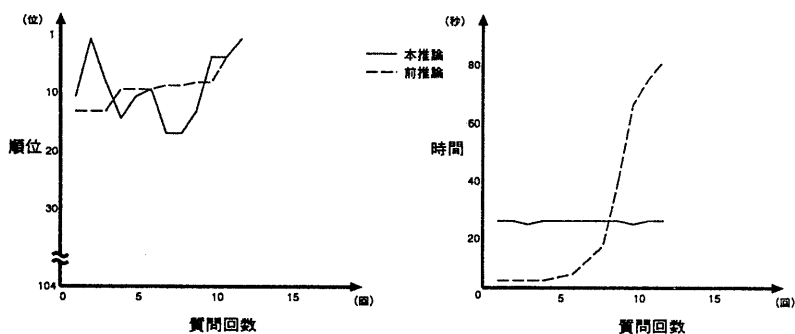


図 5: トウダイグサ科トウダイグサ (正入力のみ)

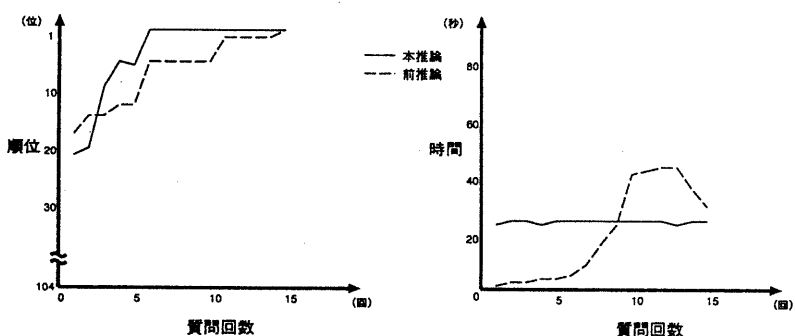


図 6: キク科セイヨウタンポポ (正入力のみ)

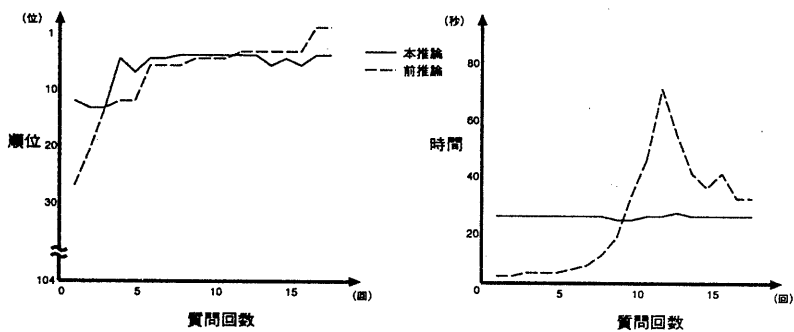


図 7: キク科ニガナ (正入力のみ)

4.2 誤入力を含む場合

キク科ニガナについて検索している時に、ユーザからの質問に対する回答に誤入力が含まれるという立場をとり、故意に誤った入力を与えて検索を行なった場合を示す。誤入力が1個含まれる場合(図8)、2個含まれる場合(図9)、3個含まれる場合(図10)のそれぞれの質問の推移に対する本推論方式と前推論方式の正解の順位と推論時間の変化を示す。誤入力が1個含まれる場合では9個目の質問に対して誤入力を与え、誤入力が2個含まれる場合では2個目と9個目の質問に対して誤入力を与え、誤入力が3個含まれる場合では2個目と9個目と18個目の質問に対して誤入力を与えた。

どちらの推論も最終的な正解の順位は正入力の時とほとんど同じになっている。しかし、誤入力を2個含む場合と3個含む場合では、本推論方式の方が前推論方式より正解の順位の変化が小さい。推論時間については正入力の時と傾向は変わっていない。

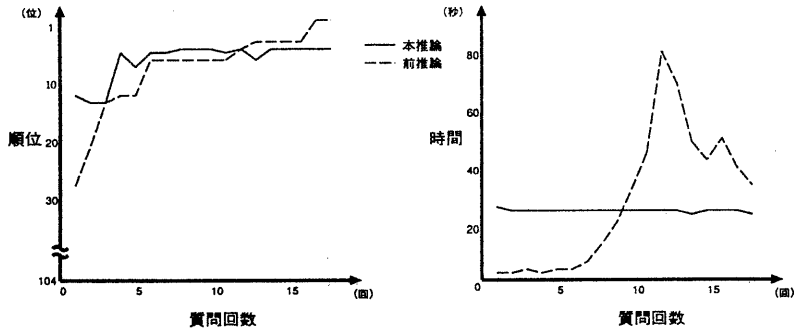


図 8: キク科ニガナ (誤入力 1 個含む)

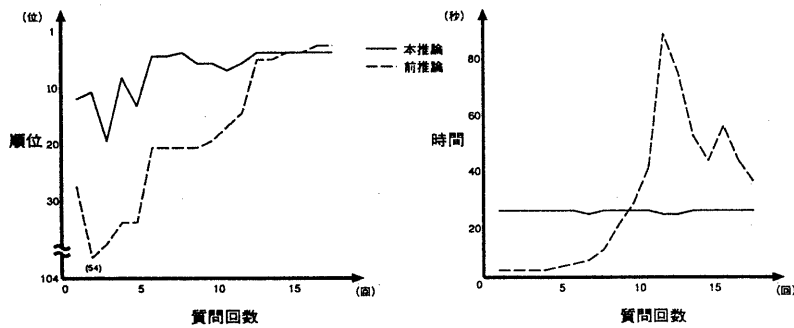


図 9: キク科ニガナ (誤入力 2 個含む)

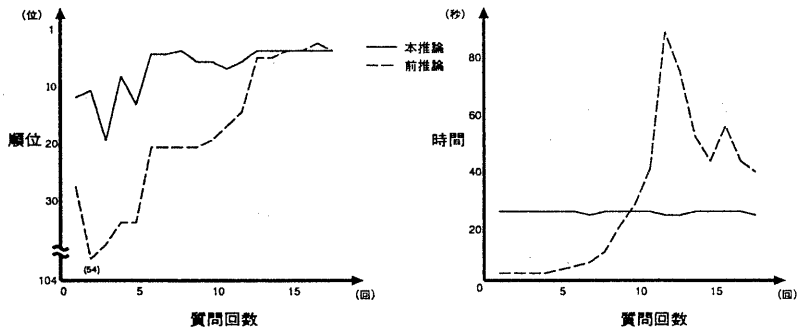


図 10: キク科ニガナ (誤入力 3 個含む)

5 考察

前推論方式では推論時間が一定でなく質問回数が増えとかなりの推論時間を必要としていた。本推論方式では、推論時間が一定であるということが実現できた。

推論結果については、正入力だけの場合では両推論方式の違いはそれほどない。しかし、システムを実際に使う時ユーザは誤入力を行なうことがよくある。誤入力を含む時の推論結果は最終的な正解の順位にほとんど違いはないものの、本推論方式の方が正解の順位の変化が小さいことは明らかであり、このことから前推論方式より本推論方式の方がユーザからの誤入力に対して強いと言える。これは、ファジ行列によって特徴間の関係を定義したことによって実現された。

6 おわりに

本論文では、ニューラルネットワークを用いたファジ推論が野草検索エキスパートシステムに有効であることを示した。以下に今後の課題を示す。

1. 本推論方式の推論時間をより高速にする。そのためには IF-Block の計算量を少なくする工夫が必要である。
2. 検索を行なっている植物がより少ない質問で上位に上がってくるように推論部の改良を行なうべきである。
3. ユーザからの誤入力に対する対処はよくできていると思うが、ファジ行列を作成する時に特徴間の“似ている”という度合を、筆者等の主観で決定している。個人によって感覚は違うので、より多くの人の感覚を参考にし専門家の助言を得て、ファジ行列を修正していくべきである。
4. 評価方法についてであるが、一般ユーザに使ってもらった結果が未だ得られていない。特に、ノビス・ユーザが本システムを使用した時にどのくらいの質問を行ない、どのくらいの誤入力を与えるかなどのデータを得る必要がある。

参考文献

- [1] 唐沢, 伊藤, 広木, 西之園: 自己学習を支援する植物同定システムの開発, 情報処理学会第 38 回全国大会, 3B-3, 1989.
- [2] 松山隆司: Dempster-Shafer の確率モデルに基づく Evidential Reasoning の論理的意味に関する考察, 人工知能学会誌 Vol.4 No.3, pp.340-350, 1989.
- [3] 小野, 唐澤: Evidential Reasoning を用いた野草検索エキスパートシステムにおける基本確率の決定, 情報処理学会第 44 回全国大会, 5Q-6, 1992.
- [4] 向殿政男: ファジィ推論-1-, 人工知能学会誌 Vol.6 No.6, pp843-850, 1991.
- [5] 向殿政男: ファジィ推論-2-, 人工知能学会誌 Vol.7 No.1, pp60-68, 1992.
- [6] 向殿, 本多: ファジィ——「あいまい」の科学, 岩波書店, 1990.
- [7] 中野, 飯沼, ニューロンネットグループ, 桐沼: 入門と実習 ニューロコンピュータ, 技術評論社, 1989.
- [8] 水本雅晴: ファジィ理論とその応用, サイエンス社, 1988.
- [9] 林勲: ファジィ制御とニューラルネットワークとの融合法, 情報処理 Vol.34 No.1, pp.44-51, 1993.
- [10] 古谷, 国分, 坂本: NFS: ニューラルネットワークを用いたファジィ推論システム, 情報処理学会論文誌 Vol.30 No.6, pp.795-798, 1989.