

ニューロ・ファジィ推論を用いた野草検索エキスパートシステム  
の實現と評価\*

4Q-8

越石 英行 唐澤 博†  
山梨大学‡

1 はじめに

我々が開発している野草検索エキスパートシステムは、従来 Dempster-Shafer の確率理論に基づいた確率計算で推論 (DS 推論) を行なっていた。しかし、この推論方式では一定時間で推論が行なえない、ユーザの曖昧な入力に対応しきれないでユーザからの誤入力に対して弱いという課題があった。これらの問題を解決するために、推論方式にニューラルネットワークを用いたファジィ推論 (ニューロ・ファジィ推論) を適用した [1]。この推論方式と従来の推論方式を比較することによって、本推論方式が先にあげた問題を解決していることをユーザの本システムの使用結果から示す。

2 推論部

図 1 に ENGLAR の推論部の簡単な構成図を示す。ファジィ化はファジィ行列を使用して行ない、ニューロはファジィ推論のファジィルールをた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ィ推論と言える [2][3][4][5]。ソータは推論結果の順位づけを行なうところである。

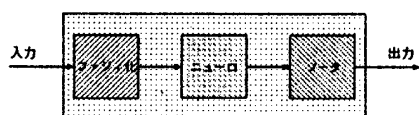


図 1: 推論部の構成図

2.1 ファジィ化

質問にはいくつかの回答 (特徴) があり、それらは完全に違うものではなくある程度似ている。そこで、質問の回答になっている特徴について“似ている”というファジィ関係 [6] を行列 (ファジィ行列) によって表し、ユーザからの入力がかた 1 つの特徴に影響するのではなく、質問の回答になっている特徴すべてに影響を与えるようにした。

ファジィ化部では、ユーザの入力から使用するファジィ行列と行を選び、それをユーザからの入力としてニューロ部へ値を与える。

2.2 ニューロ

ニューロ部は図 2 のような構成である。

IF-Block は、3 層のニューラルネットワーク [7] 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、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。

正規化は、IF-Block の出力値である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を、ユーザの入力に対するそれぞれのファジィルールの似ている割合に変換する。実際に行なっている計算は式 (1) で示される。 $r_i$  は正規化部への入力値 (IF-Block の出力値) を表し、 $et_j$  は正規化部の出力値 (THEN-Block の入力値) を表す。

$$et_j = \frac{r_i}{\sum_{j=1}^{104} r_j} \quad (1)$$

THEN-Block は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。

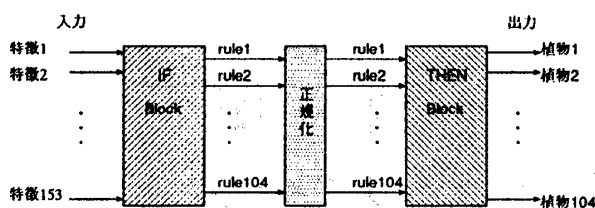


図 2: 推論部のニューロ部の構成図

2.3 ソータ

ソータは、ニューロ部で決定したそれぞれの植物の値にそれぞれの植物の植生確率を乗じて、その値を並び変える。この植生確率とは、山梨県甲府市における植物の見られる度合でグループ化 (5 グループ) したものを数値化したものである。ユーザが検索している

\*Implementation and Evaluation of Wild Plants Retrieving Expert System using Fuzzy Reasoning by Neural Network

†Hideyuki Koshiishi, Hiroshi Karasawa

‡Yamanashi University

植物が良く見られる植物か珍しい植物かを質問で聞いておき、ユーザが検索している植物が良く見られるものであるなら、良く見られる植物のグループの確率値を大きくし、あまり見られない植物のグループの確率値を小さくする。また、ユーザが検索している植物が珍しいものであるなら、あまり見られない植物のグループの確率値を大きくし、良く見られる植物のグループの確率値を小さくする。

### 3 評価

本システムを5人に使用してもらい、のべ31回の検索を行なった。その結果を使用して本推論方式（ニューラルネットワークを用いたファジィ推論）を評価した。

#### 3.1 推論結果

表1に前推論方式と本推論方式の誤入力がない場合とある場合とで、検索している植物が推論結果で第1位候補になる確率がどのくらいであるかを示す。誤入力がない場合は両推論方式ともに検索している植物を確実に第1位候補にしている。誤入力がある場合は本推論方式の方が前推論方式より正確な推論を行なう可能性が高いと言える。実験の31回の検索のうち25回はユーザが検索している植物を推論結果で第1位候補にしているの、本推論方式の検索成功率は0.81である。

表1: 検索植物が推論結果で第1位候補になる確率

|       | 前推論方式<br>(DS推論) | 本推論方式<br>(NF推論) |
|-------|-----------------|-----------------|
| 誤入力なし | 1.00            | 1.00            |
| 誤入力あり | 0.53            | 0.75            |

#### 3.2 推論時間

前推論方式では質問に回答していくに従って指数関数的に推論時間が長くなってしまい、推論時間は一定でない。それに対して本推論方式は、原理的に推論時間が一定である。1回答あたりの推論時間はMacintosh (CPU:68030,50MHz)で24秒である。

### 4 考察

今回の実験でユーザが1回の検索で行なう誤入力数は平均2.00個であった。つまり、ユーザが誤入力を行なうことは常であり、このことから誤入力があっても正確な推論結果を導き出す可能性が高い本推論方式は前推論方式よりも有効であると言える。また評価結果から、本推論方式はユーザの誤入力に対して前推論方式よりも強く、ユーザの曖昧な入力にかなり対応して

いると言える。推論時間については、本推論方式を使用することによって推論時間を一定にすることができた。

こうしたことから、前推論方式のユーザの誤入力に対する問題と推論時間の問題を本推論方式で解決できたと言える。

### 5 おわりに

本報告では、ニューラルネットワークを用いたファジィ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実際にユーザに使用してもらった結果をもとに示した。しかし、本推論方式は推論時間は一定であるが推論時間が高速でない。その理由はニューロ部のIF-Blockのニューラルネットワーク(NN)の計算量が多いためである。そこで、このNNの中間層ユニット数を少なくすることによって計算量を減らし、推論時間を短縮することを考えた。現在のNNの中間層ユニット数は100であるが、線形回帰分析による中間層ユニット数の決定方法[8]を使って得られた十分な中間層ユニット数は20となった。しかし、実際に中間層ユニット数を20にすると推論時間は早くなるが、中間層ユニット数が100の時の推論結果よりも結果が良くない。入力の特徴の完全な集合である場合には、中間層ユニット数は20で十分であるが、本システムでは漸増していく特徴の部分集合によって推論結果をださなくてはならないために、この様なことがおこったと考えられる。そこで、別な方法を用いて本推論方式の推論時間をより高速にすることが今後の課題である。また、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も行なう必要がある。

### 参考文献

- [1] 越石,唐澤: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,情報処理学会研究報告,94-AI-97-1.1994.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 甘利,向殿:ニューロとファジィ,培風館,1994.
- [5] 萩原将文:ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム,産業図書,1994.
- [6] 水本雅晴:ファジィ理論とその応用,サイエンス社,1988.
- [7] 中野,飯沼,ニューロンネットワークグループ,桐沼:入門と実習ニューロコンピュータ,技術評論社,1989.
- [8] 鹿山,阿部,武長,諸岡:線形回帰分析による多層ニューラルネットの中間層ニューロン数決定方法,情報処理学会第41回全国大会,2-107.1990.