入力データのルール適合性を考慮したファジィ推論ルールの獲得手法

正 員 増田 達也 (大阪工大)

正 員 前西 成樹 (NEC通信システム関西)

学生員 林 真也 (大阪工大)

An Acquiring Method for Fuzzy Reasoning Rules Based on the Rule Fitness of Input Data.

Tatsuya Masuda, Member (Osaka Institute of Technology)

Naruki Maenishi, Member (NEC Communication Systems Kansai Ltd.)

Shinya Hayashi, Student Member (Osaka Institute of Technology)

キーワード：ニューラルネットワーク、ファジィ制御、ファジィ推論ルール、ルール適合度

1. まえがき

我々は先に、ファジィ・ニューラルネットワークの学習途中に、必要な推論ルールに対応するユニットを逐次組み込んでいき、さらに前件部メンバシップ関数の数も変化させて、制御対象の特徴を的確に表現したファジィ推論ルールを自動獲得する手法⁽¹⁾を提案した。しかし、この手法は学習途中にルールを逐次追加するため、すでに組み込まれているルールの中に冗長なものが生じ、結果的に推論ルール数およびメンバシップ関数の数が必ずしも最少に抑えられていない場合があることが明らかになった。

そこで本レターでは、文献1の手法を改良して、入力データのルール適合性を考慮したファジィ推論ルールの獲得手法を提案する。また、本手法を自動走行車両制御問題⁽²⁾に適用して、その有効性を明らかにする。

2. 入力データのルール適合性を考慮したファジィ推論ルールの獲得手法

例として、図1のような2入力データのデータ空間を考える。同図において、○、●印は入力データ、□印は既に組み込まれている既存のルール、 $R_1 \sim R_4$ は各入力のメンバシップ関数の頂点で分割された領域である。また、点線の円内の○印の入力データは、いずれかの既存ルールへの適合度が高く、そのルールによって十分に表現されているとみなせるデータとする。文献1の手法では学習途中に、すべての入力データに対してその時点で一番有効性が高い、まだ組み込まれていない推論ルールをネットワーク中に組み込んでいくため、既存ルールで十分に表現されているデータに対して有効なルールも追加してしまう可能性がある。

図1 入力データのルール適合性
Fig.1. Rule fitness of input data.

これを回避するために、 P 組の入力データ $x^p = \{x_1^p, \dots, x_m^p\}$ ($p = 1, 2, \dots, P$) の中で、(1)式を満たす P' 組の入力データ $x^{p'}$ ($p' = 1, 2, \dots, P'$) を考える。

$$\max_r \mu_{rp} < \varepsilon \quad \dots\dots(1)$$

ここで r は既存ルールの番号 ($r = 1, \dots, R$)、 μ_{rp} は p 番目の入力データに対する r 番目のルールの適合度、 ε はしきい値 ($0 \leq \varepsilon \leq 1$) である。すなわち、 $x^{p'}$ は既存のルールにあまり適合していない図1の●印のデータに相当している。したがって、これらのデータ $x^{p'}$ に対して有効なルールを組み込めば、既存ルールと重複することなく、 $x^{p'}$ の表現に必要なルールを追加することができる。

そこで、本手法では文献1のメンバシップ関数の仮想生成領域決定の際、すべての入力データを用いる代りに、(2)式のように $x^{p'}$ に対する誤差を各領域ごとに計算し、その総和が最大となった領域を仮想生成領域とする。

$$\max_l \left(\frac{1}{P_l} \sum_{p' \in l} E_{p'l} \right) \quad \dots\dots(2)$$

ここで P_l は $x^{p'}$ の中で R_l に属するデータの総数、 $E_{p'l}$ は p' 番目の入力データが R_l に属しているときは p' 番目の入出力データに対するネットワークの出力自乗誤差 $E_{p'}$ 、属していないときは0とする。さらに、追加ルール決定において、追加候補ルールの中で(3)式を満たす h 番目のルールを新たにネットワーク中に組み込んでいく。

$$\max_h \left(\sum_{p'=1}^{P'} E_{p'h} \cdot \mu_{hp'} \right) \quad \dots\dots(3)$$

ここで $\mu_{hp'}$ は h 番目のルールの p' 番目の入力データに対する適合度である。

上記2点以外は文献1の手順と同じであり、本手法において $\varepsilon = 1.0$ の場合がまさに文献1の手法に相当する。すなわち、本手法は文献1の手法を拡張したものといえる。

3. 自動走行車両制御問題への適用

本手法を自動走行車両制御問題に適用した結果を以下に示す。なお、この問題の詳細については文献2を参照されたい。

まず最初に、(1)式のしきい値 ε をいろいろ変えて本手法を適用し、 ε の値が獲得される推論ルールおよびメンバシップ関数の数にどのような影響を与えるかを調べた。そ

の結果を表1に示す。同表より、 ε の値を変えることにより、獲得される推論ルールおよびメンバシップ関数の数が異なることがわかる。文献1の手法に相当する $\varepsilon=1.0$ の場合よりも最終的な推論ルール数およびメンバシップ関数の数が少ない結果が $\varepsilon=0.7\sim 0.9$ でみられ、この付近が(1)式のしきい値 ε の妥当な値といえる。

表1 獲得された推論ルールおよびメンバシップ関数の数

Table 1. Number of acquired reasoning rules and membership functions.

ε	学習終了回数	ルール数	メンバシップ関数の数		
1.0	1140	14	4	3	5
0.9	1112	12	4	3	4
0.8	1112	12	4	3	4
0.7	1112	12	4	3	4
0.6	2346	19	4	3	4
0.5	3286	22	5	3	3
0.4	6708	36	5	3	4

次に従来手法(本手法において $\varepsilon=1.0$ に設定した場合に相当)で獲得された14個の推論ルールと、 $\varepsilon=0.8$ に設定して本手法で獲得された12個の推論ルールを表2に示す。同表を見ると、従来手法で得られた互いに似かよっている2番目と9番目のルールおよび10番目と12番目のルールが、本手法で得られた2番目と10番目のルールにそれぞれ対応していることがわかる。すなわち、本手法では既に獲得されているルールと内容が類似のルールは重複して獲得されにくく、その結果総ルール数は従来手法の場合より少ない12個になったものと考えられる。

次に、これらの推論ルールを用いて3種類の未教示コース上を自動走行させた結果を図2に示す。図2(a)が従来手法、(b)が本手法の場合である。同図より、従来手法で

図2 未教示コースの自動走行結果
Fig.2. Control results on uninstructed courses.

得られた14個のルールでは図右のコースがうまく走行できなかったが、 $\varepsilon=0.8$ に設定して本手法で得られた12個のルールでは正確な走行が行われており、これらのルールはルール数が少ないにもかかわらず、従来手法で得られたルールより汎化能力的に優れていることがわかる。

4. まとめ

先に提案した手法を改良、拡張して、入力データのルール適合性を考慮したファジィ推論ルールの獲得手法を新たに示し、自動走行車両制御問題に適用した。その結果、しきい値 ε を適切な値に設定することにより、従来手法より汎化能力的に優れ、しかもルール数の少ないファジィ推論ルールを獲得できることを明らかにした。

(平成8年2月13日受付)

文 献

- (1)増田, 太田:ファジィ・ニューラルネットワークによるメンバシップ関数および推論ルールの獲得手法, 電気学会論文誌C, Vol. 114-C, No. 11, 1185~1193(1994).
- (2)増田, 前西:ファジィ推論ルール自動獲得手法による自動走行車両制御シミュレーション, 電気学会論文誌C, Vol. 115-C, No. 11, 1377~1378(1995).

増田 達也 (正員) (写真省略)

1950年8月2日生。1981年3月大阪大学大学院博士課程単位修得退学(電気工学専攻)。現在、大阪工業大学工学部電気工学科教授。工学博士。電子情報通信学会、計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本ファジィ学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会、IEEE会員。

前西 成樹 (正員) (写真省略)

1972年2月13日生。1996年3月大阪工業大学大学院修士課程(電気工学専攻)修了。同年4月NEC通信システム関西(株)入社、現在に至る。在学中、ファジィ推論とニューラルネットワークの融合に関する研究に従事。

林 真也 (学生員) (写真省略)

1973年1月30日生。1995年4月大阪工業大学大学院修士課程(電気工学専攻)入学、現在に至る。ファジィ推論とニューラルネットワークの融合に関する研究に従事。

表2 獲得されたファジィ推論ルール
Table 2. Acquired fuzzy reasoning rules.

$\varepsilon=1.0$ (従来手法)									
ルール番号	入力変数				出力変数				
	θ	d_s	v	θ	$\Delta\theta [deg]$	Δv			
1	前	やや速い	普通	前	0.437	-3.380			
2	前	やや速い	速い	前	0.976	-0.912			
3	やや右	やや速い	速い	前	-12.858	-1.512			
4	前	やや速い	速い	前	0.208	2.004			
5	前	やや速い	普通	左	-31.940	1.228			
6	左	やや速い	普通	前	53.027	0.096			
7	やや右	やや速い	普通	前	-2.608	0.764			
8	やや右	やや速い	速い	やや右	4.556	0.228			
9	前	やや速い	速い	やや右	1.997	-2.698			
10	やや右	やや速い	普通	やや右	-1.479	-0.020			
11	左	やや速い	速い	前	65.538	-4.148			
12	やや右	やや速い	普通	やや右	-4.301	-2.900			
13	前	やや速い	速い	左	-12.842	-1.476			
14	左	やや速い	普通	左	-2.776	-1.616			

$\varepsilon=0.8$ (本手法)									
ルール番号	入力変数				出力変数				
	θ	d_s	v	θ	$\Delta\theta [deg]$	Δv			
1	前	やや速い	普通	前	-0.481	-3.102			
2	前	やや速い	速い	前	-1.434	-1.564			
3	やや右	やや速い	速い	前	-14.667	-0.901			
4	前	やや速い	速い	前	0.111	2.038			
5	前	やや速い	普通	左	-31.496	-0.005			
6	左	やや速い	普通	前	53.446	-3.481			
7	やや右	やや速い	普通	前	-9.129	0.011			
8	やや右	やや速い	速い	やや右	1.667	0.858			
9	前	やや速い	普通	やや右	16.592	-1.574			
10	やや右	やや速い	普通	やや右	-2.769	-1.322			
11	左	やや速い	普通	前	61.289	-8.261			
12	前	やや速い	速い	左	-14.057	-2.667			

θ : 進行方向と道路との相対角 $\Delta\theta$: ハンドル角の変化分
 d_s : 車から道の右壁までの距離 Δv : アクセルの変化分
 v : 車の速度
 θ : ハンドル角