

2J-7

あいまいデータをもとにした
ファジィルールのチューニング手法

加藤 康記 小杉 正貴 高木 繁則
(株) インテック・システム研究所

1. はじめに

ファジィ理論が提唱されてから30年あまりが経ち、制御分野を中心に数多くのシステムが実用化されている。また、これまで試行錯誤に頼らざるを得なかったファジィルールのチューニングに関してもニューロ技術を用いることにより自動的に行うことが可能となってきた[1]。しかし、これまで提案されてきたチューニング手法は制御分野、つまり入出力の学習データが実数値である場合に限られ、意思決定問題など、学習データ自体にあいまいさの伴った場合のチューニング手法については何ら論議がされていない。

本論文では、あいまいさを伴った学習データをもとにファジィルールのチューニングを行う手法を提案する。なお、本手法は推論方法、implication関数に依存しない。

2. あいまいデータによるチューニング方式

2.1 共通の性質

今回筆者等が目指しているのは、入出力ともにあいまいさの伴った教師データからのルールのチューニングである。また、推論方式自体もマムダニ推論に留まらず、種々の推論形式を対象にしている。従って従来のチューニング方式は適応できないため、様々な推論方式をシミュレーションにより評価し、共通の性質を洗い出すことから行った。以下に導き出した性質を挙げる。

- 1) 後件部プレディケートが横にずれれば、推論結果も同じ方向にずれる。
- 2) 後件部プレディケートのあいまいさが大きいと推論結果のあいまいさも大きくなる。

2.2 教師データとの誤差

従来の推論方式では実数値同士の比較のみで良かったが、今回対象とするのはどちらも分布を持った値であるため新たな手法が必要となる。2つの分布の誤差は、「左右のずれ」と「あいまいさの違い」の2つに分けて導出した。

1) 左右のずれに関して

ともに分布を持った値であるため、この2つを比較するには拡張原理[2]に基づく計算が必要であり計算量が多くなる。また、計算結果も分布となるため、その扱いが困難となる。そのため、2つの分布の最大グレード部分の中心位置のみを比較することとした。出力値、教師データの中心位置をそれぞれ a_o 、 a_t とすると、左右のずれ Da は以下の式で表される。

$$\text{左右のずれ} : Da = a_o - a_t \quad (1)$$

2) あいまいさのずれに関して

ここで言うあいまいさとは分布の横の広がり幅を言う。推論値と教師データとのあいまいさの違いはグレード値が1と0.5以上を持つ区間の幅の差として計算した(図1、式2、3参照)。

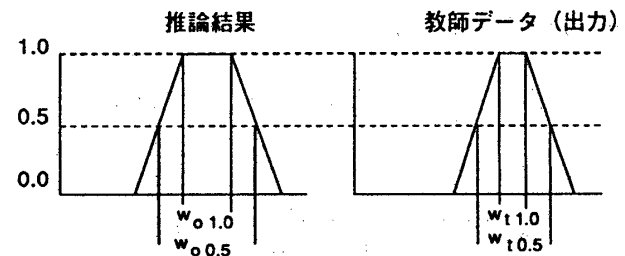


図1. あいまいさのずれの計算方法

あいまいさのずれ:

$$\text{グレード値} 1.0 : Dw_{1.0} = w_{o1.0} - w_{t1.0} \quad (2)$$

$$\text{グレード値} 0.5 : Dw_{0.5} = w_{o0.5} - w_{t0.5} \quad (3)$$

2.3 プレディケートの修正

以上求めた誤差値をそのまま後件部プレディケー

トの修正に用いた。しかし、推論結果にあまり影響していないルールの修正を防ぐため、ルールの適合度合 (τ) および、学習係数 (Ka, Kw) を掛けたものを実際の修正量とした。以下にそれぞれの場合の修正量の計算式を示す。

1) 左右のずれに関して

$$Ma = -Ka \times Da \times \tau \quad (4)$$

2) あいまいさのずれに関して

$$Mw_{1.0} = -Kw \times Dw_{1.0} \times \tau \quad (5)$$

$$Mw_{0.5} = -Kw \times Dw_{0.5} \times \tau \quad (6)$$

3. シミュレーション評価

本手法の有効性を調べるため、シミュレーションによる評価を行った。学習に用いた教師データは入力値 x と出力値 y が式 (7) で示す関係にあり、それぞれにあいまいさを付加した11組のデータである。図2に入力教師データと出力教師データの関係を示す。

$$y = \sin(x \times (\pi/2)) \quad x: [0, 1] \quad (7)$$

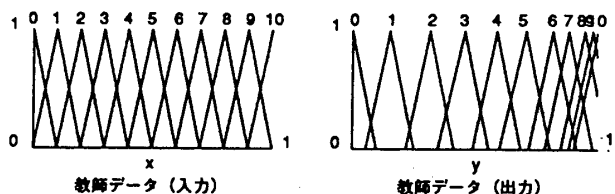


図2. 入出力教師データ

上記の入出力の関係を以下のような5つのルールで表現し、このルール後件部のプレディケートを学習対象とした。ここで、 p_{ai} は前件部プレディケート、 p_{pi} は後件部プレディケートを表す。

$$\text{IF } x \text{ is } p_{ai} \text{ THEN } y \text{ is } p_{pi} \quad i: [1, 5]$$

学習前の前件部/後件部プレディケートの形状を図3、学習後の後件部プレディケートの形状を図4にそれぞれ示す。

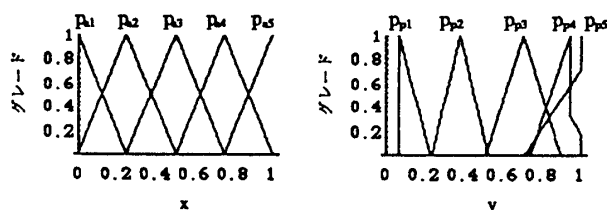


図3. 前/後件部プレディケート (学習前) 図4. 後件部プレディケート (学習後)

表1に学習前の推論結果と学習後の推論結果の比較を示す。なお、紙面の都合、ここでは偶数番号のデータのみを示す。

表1に示すような分布形状に関する定量的な評価方法はまだ確立されていないため一概には評価できないが、学習前の推論結果より学習後の推論結果の方がより教師データに近い値が推論されていると見ることができる。

4. おわりに

これまで論議がされていなかった、あいまい教師データをもとにしたファジィルールで用いる後件部プレディケートのチューニング方式を提案した。また、本手法の有効性を示すため、シミュレーションを用いて評価を行った。今後の課題として前件部プレディケートの学習方法および推論方式自体の学習方法の確立がある。

参考文献

- [1] 野村他：最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用、第6回ファジィシステムシンポジウム予稿集、pp. 423-426 (1990).
- [2] 本多他：ファジィ工学入門、海文堂(1989)

教師データNo (偶数データのみ)	No.2	No.4	No.6	No.8	No.10
教師データ (出力)					
推論結果 (初期状態)					
推論結果 (チューニング後)					

表1. 推論結果