ファジィTAM Networkにおける獲得知識の再構築法
A Restructuring Method of Fuzzy Knowledge in Fuzzy TAM Network

林　勲
Isao Hayashi
阪南大学 大学院
Hannan University

ジェームズ ウィリアムソン
James R. Williamson
ロッキード・マーチン (株)
Lockheed Martin Corp.

Abstract TAM network is a biologically-motivated neural network. With the pruning algorithm, fuzzy rules are acquired from the TAM network sturucture. In this paper, the restructuring algorithm of fuzzy rules is discussed and the usefuleness of the algorithm is illustrated.

１．はじめに

TAM Network[1] は，網膜の機能を模擬した入力層，外側膝状体のカテゴリー層，第１視覚野 (V1) の出力層からなる視覚系ニューラルネットワークである．結合リンクとノードをプルーニングする機能により，ファジィルールが抽出できる [2]．Carpenter ら [3] は，視覚生理学の観点から，ニューラルネットワークにおける学習部とオブジェクトクラスの知識記憶部とを分離するモデルを提案している．

本論文では，この観点に基づき，TAM Network のファジィルールを格納するファジィ知識部を新たに定義して，オブジェクトクラスを記憶，再構成する手法を提案する．このモデルをファジィTAM Network と呼ぶ．ここでは，ファジィ知識の再構築の定式化を説明するとともに，数値例を用いてその有用性を示す．

２．TAM Network

TAM Network のアルゴリズムを下記に示す．

[Step 1] f_{ih} を分布データ，ρ，b_{ji}，p_{jk}，w_{jih} をパラメータとし，TAM Network の出力値 K を得る．

$$K = \{k | \max_k z_k, \quad z_k = \sum_{j=1}^{N} \prod_{i=1}^{M} x_{ji} p_{jk}\} \tag{1}$$

$$x_{ji} = \frac{\sum_{h=1}^{L} f_{ih} w_{jih}}{1 + \rho^2 b_{ji}} \tag{2}$$

[Step 2] K が教師値 K^* と一致しない場合，ρ を上昇させ，最大値になった場合に，カテゴリーノードを 1 個分増加させる．

[Step 3] $z_{K^*}/z_K \geq OC$ を満足する場合，各学習パラメータ w_{jih}, p_{jk}, b_{ji} を更新する．

[Step 4] ステップ 1 ~ ステップ 3 を繰り返す．学習データ D は R 個の属性データ f_{si} と教師値のクラス k から構成され，ψ_k を D でのクラス k をもつデータの集合とする．学習データ D に対して，プルーニング・モードに入る．第 i 番目の属性の情報量 $H(i)$ を計算する．

[Step 5] $i^* = \{i | \max_i H(i)\}$ を選択し，$I^* = \{i^*\}$ とする．

[Step 6] しきい値 η と評価データに対して，次の条件を満足した場合に第 j 番目のカテゴリーと第 $k' \neq k$ 番目のクラスとの結合，第 $i' \notin I^*$ 番目の属性との結合を削除する．

$$\gamma_{js} = \prod_{i \in I^*} x_{jis} \times x_{jis} \tag{3}$$

$$G_{jk} = \frac{\sum_{s \in \psi_k} \gamma_{js} \times p_{jk}}{\sum_{s=1}^{R} \gamma_{js} \times p_{jk}} \geq \eta \tag{4}$$

[Step 7] しきい値 θ と評価データに対して，次の条件を満足した場合に，第 j 番目のカテゴリーと i 及び $i' \notin I^*$ 番目の属性との結合を削除する．

$$\frac{1}{R} \sum_{s=1}^{R} \gamma_{js} < \theta \tag{5}$$

[Step 8] しきい値 ξ と評価データに対して，次の条件を満足した場合に，第 K 番目のクラスと第 $j' \neq j$ 番目のカテゴリーとの結合を削除する．ただし，$\Gamma_K = \{s |\ K = K^*,\ K = \max_k \sum_{j=1}^{N} y_j p_{jk}\}$ である．

$$\varphi_{jK} = \frac{\sum_{s \in \Gamma_K} \gamma_{js} \times p_{jK}}{\sum_{j=1}^{N} \sum_{s \in \Gamma_K} \gamma_{js} \times p_{jK}} \geq \xi \tag{6}$$

[Step 9] 全結合が削除されたノードを削除する．

[Step 10] ステップ 5 において，全ての属性が選択されるまで，ステップ 4 からステップ 9 までを繰り返す．

アルゴリズム終了後，I^* により各属性の重要度が表現され，φ_{jk} により各カテゴリーの重要度が表現される．なお，TAM Network の処理過程はファジィ推論と同じであるので，不必要な結合やノードが削除されたネットワークは，前件部のファジィ集合，後件部の実数が調整されたファジィルールを表し，カテゴリー層のノードはそのファジィルール数を表す．

３．ファジィ知識の再構築

TAM Network から獲得されたファジィルールはファジィ知識部に格納される．

$$\left.\begin{array}{ll} r_j: & \text{if } f_1 \text{ is } z_{j1} \text{ and } \cdots \text{ and } f_M \text{ is } z_{jM} \\ & \text{then } C_1 = o_{j1},\ \cdots,\ C_U = o_{jU} \end{array}\right\} \tag{7}$$

ここで，z_{ji} $j = 1, 2, \cdots, N,$ $i = 1, 2, \cdots, M$ は TAM Network の重み w_{ji} であり，メンバーシップ関数である．実数 o_{jk} は出力ノードの重み p_{jk} である．なお，ファジィルールは (6) 式の φ_{jk} の値により並び替える．

さて，獲得されたファジィルールをファジィ知識部の各クラスに記憶させるとき，現存するファジィケースとの類似度を定義する必要がある．ファジィルールとファジィケースとの類似度を次のように定義する．

$$I(W,Z) = \frac{1}{UN}\sum_{k=1}^{U}\sum_{j=1}^{N} E\{\log \frac{\mu_{\mathbf{W_j}}(\mathbf{f}) \times p_{jk}}{\mu_{\mathbf{Z_j}}(\mathbf{f}) \times o_{jk}}\}$$

$$= \frac{1}{UNL}\sum_{k=1}^{U}\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{M+1}\sum_{h=1}^{L} \log \frac{\mu_{w_{ji}}(f_{ih})}{\mu_{z_{ji}}(f_{ih})} \quad (8)$$

ただし，$\mu_{\mathbf{W_j}}(\mathbf{f})$ は TAM Network から獲得されたファジィルールの前件部の M 次元ファジィ集合を表し，$\mu_{\mathbf{Z_j}}(\mathbf{f})$ はファジィケースの前件部の M 次元ファジィ集合を表す．また，$\mu_{w_{jM+1}}(f_{M+1}) = p_{jk}$，$\mu_{z_{jM+1}}(f_{M+1}) = o_{jk}$ である．

ファジィ知識を再構成するアルゴリズムを下記に示す．
[Step 1] φ_{jk} によりファジィルールを並び替える．
[Step 2] (8) 式により類似度を計算する．
[Step 3] $I^*(W,Z) = \{I(W,Z) \mid min|I(W,Z)|\}$ を満足するファジィケースを求める．
[Step 4] τ をしきい値とし，$|I^*(W,Z)| \geq \tau$ を満足する場合には，TAM Network から獲得したファジィルールは新しいクラスの新しいファジィケースとして登録され，TAM Network の学習は継続される．
[Step 5] $0 \leq I^*(W,Z) < \tau$ の場合，ファジィルールは既存の $I^*(W,Z)$ を満足するクラスの新しいファジィケースとして登録され，TAM Network の学習は継続される．
[Step 6] $-\tau < I^*(W,Z) < 0$ では，そのファジィルールは $I^*(W,Z)$ のファジィケースと同等であるとみなし，$I^*(W,Z)$ のファジィケースの b_{ji}, $w_{ji}(z_{ji})$, $p_{jk}(o_{jk})$ を初期値として，TAM Network を再学習する．学習終了後，獲得されたファジィルールを既存の $I^*(W,Z)$ のファジィケースと交換する．

４．例題

ファジィ知識の再構築の例を図 1 に示す．3 種類のデータが TAM Network に投入され，獲得されたファジィルールがファジィ知識部に記憶される．各データは，“△” と “•” の 2 つのパターンを持つ．第 1 と第 3 データは類似したパターン分類であり，第 2 データのそれとは異なる．まず，第 1 データからのファジィルールがファジィケース “Case 1” として登録される．次に，第 2 データのファジィルールとファジィケース “Case 1” との類似度が計算され，$I^*(2,1) = 13.5$ と得られる．$\tau = 10.0$ と設定されており，第 2 ファジィルールは新たなファジィケース “Case 1” として登録される．第 3 データのファジィルールが獲得され，第 1 と第 2 のファジィケースとの類似度が計算される．$I(3,1) = -2.84$，$I(3,2) = -1.88$ であり，$I^*(3,1) = -1.88$ であるので，第 1 ファジィケースの b_{ji}, $w_{ji}(z_{ji})$, $p_{jk}(o_{jk})$ を初期値として，TAM Network を再学習する．学習後の TAM Network のファジィルールが第 1 ファジィケースと交換され，新たな第 1 ファジィケースとして登録される．

ファジィ知識の再構築の有用性を示すため，第 1 データと同じデータを評価データとして投入し，従来の TAM Network との正解率を比較した．結果を表 1 に示す．従来の TAM Network の正解率が 50.0%，カテゴリー層ノード数が 7 に対し，ファジィ TAM Network の正解率は 60.0%，ノード数は 5 と得られ，本手法の有用性が示せた．なお，本研究の一部は，文部科学省科学研究補助金 (基盤研究 C) 課題番号 14580433 の一環として行われた．

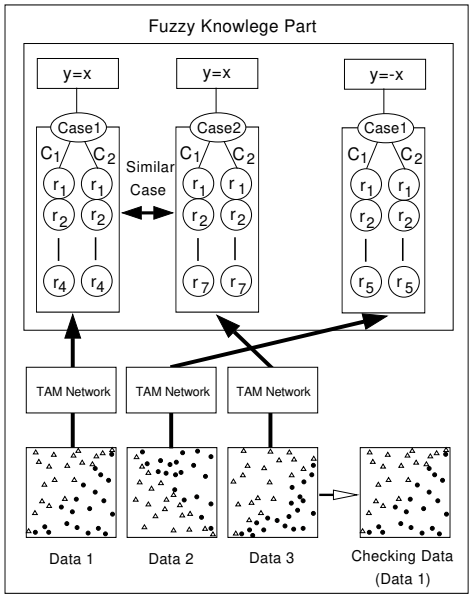

Fig. 1: Procedure of Fuzzy TAM Network

Table 1: Correct Rate and Categories

	Correct Rate		Categories	
	TAM	Fuzzy TAM	TAM	Fuzzy TAM
Data 1	97.5%	97.5%	4	4
Data 2	80.0%	80.0%	5	5
Data 3	80.3%	–	7	–
Data 3 after relearning	–	97.5%	–	6
Checking Data	50.0%	60.0%	7	5

参考文献

[1] J.R.Williamson: “Self-organization of Topographic Mixture Networks Using Attentional Feedback,” *Neural Computation*, Vol.13, pp.563-593 (2001)

[2] 林，前田：“TAM Network のプルーニング手法の一提案”，第 16 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.127-130 (2000)

[3] G.A.Carpenter, S.Grossberg and J.Reynolds: “ARTMAP: Supervised Real-time Learning and Classification of Nonstationary Data by a Self-organizing Neural Network,” *Neural Networks*, Vol.4, pp.565-588 (1991)

[連絡先]

Isao Hayashi, Hannan University
5-4-33, Amami-higashi, Matsubara, Osaka 580-8502
e.mail ihaya@hannan-u.ac.jp
http://www.hannan-u.ac.jp/~ihaya/