

一种改进的模糊 ART 神经网络学习算法

徐玲玲, 李朝峰, 潘婷婷

XU Ling-ling, LI Chao-feng, PAN Ting-ting

江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122

School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

E-mail: xulinglingbz@126.com

XU Ling-ling, LI Chao-feng, PAN Ting-ting, Improved fuzzy ART neural network learning algorithm. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(28): 49-50.

Abstract: In this paper, we improve the cluster-choose way of Fuzzy ART neural network, and moreover introduce the membership degree into the updating rule of connection weight vector, and then gain an improved Fuzzy ART learning algorithm. IRIS data classification results prove the validity of the new algorithm.

Key words: Fuzzy Adaptive Resonance Theory; membership degree; pattern classification

摘要: 对模糊 ART 神经网络模型中的类别选择方法进行改进, 并在权值向量的修改规则中引入隶属度, 得到一种改进的 Fuzzy ART 学习算法。IRIS 数据分类结果证明了新方法的可行性。

关键词: 模糊自适应共振理论; 隶属度; 模式分类

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.28.016 **文章编号:** 1002-8331(2008)28-0049-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP183

1 引言

模糊 ART (Fuzzy ART) 神经网络是由 S. Grossberg 和 A. Carpenter 于 1991 年提出来的^[1], 它是由 ART1 结构演化而来的, 二者的结构基本相同。Fuzzy ART 将模糊集合的性质及运算特性引入 ART1 网络, 将 ART1 网络的输入模糊化, 可以对模拟量进行运算, 克服了 ART1 只能处理二进制输入的不足, 是一种自组织模糊神经网络, 能够实时进行非监督学习, 在各类模式识别问题中有广泛的应用^[2]。但它的发展还不成熟, 还存在一定的局限性: 类别选择过程中, 获胜神经元代表了对输入模式的分类, 但有些情况下这种分类本身就是不准确的, 而且有时会出现个别神经元始终都不能在竞争过程中获胜的情况; 需要通过一定的学习规则来调整权值向量, 使获胜神经元的权值向量不断趋向于输入向量, 但这种权值向量的修正规则有些情况下也会产生分类不准确的问题。针对 Fuzzy ART 的这些缺点, 本文提出一种改进的 Fuzzy ART 算法, 对类别选择过程中的相似度计算进行改进, 并在权值向量的修改规则中引入隶属度。

2 Fuzzy ART 算法

Fuzzy ART 网络的结构如图 1 所示^[3]。F₀ 层为输入层, 表示输入向量, 用 $I=(I_1, \dots, I_M)$ 表示, 这里 $I_i \in [0, 1], i=1, \dots, M$; F₂ 层为类别表示层, 它的每个节点用来表示输入模式所属的类别编号, 作为输入向量的分类器, 其兴奋矢量用 $y=(y_1, \dots, y_N)$ 表示; F₁ 接收来自 F₀ 的自下而上的输入 I 和来自 F₂ 自上而下的输入

并在此进行匹配, 称为比较层, 其兴奋矢量用 $x=(x_1, \dots, x_M)$ 表示。这里令自上而下的权值 W 与自下而上权值 W' 相同, 则只需要定义自上而下的权值 $W=(w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jM}), j=1, \dots, N$ 。

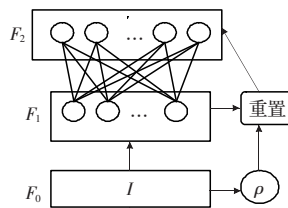


图1 Fuzzy ART 结构图

Fuzzy ART 的基本工作原理为: 输入矢量 a 经 F₀ 处理后产生信号 I , I 进入 F₂ 进行类别选择, 通过与 F₁ 的连接权在 F₁ 中产生一个自上而下的激励信号, 这一信号与自下而上的输入 I 进行匹配比较, 若匹配度超过警戒线参数 ρ , 则发生共振, 调整权值 W ; 否则, 将选中的类别节点置零, 进行新的选择和匹配。如果所有的 F₂ 节点都不能使系统发生共振, 则将输入作为新类加入到网络中。

具体训练过程如下:

(1) 初始化。对输入矢量 a 进行补编码^[3]:

$$I=(a, a^c)=(a_1, \dots, a_M, a_1^c, \dots, a_M^c) \quad (1)$$

输入 I 是 $2M$ 维矢量, a 是规范化处理到 $[0, 1]$ 后的输入向量, $a^c =$

作者简介: 徐玲玲 (1982-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 模式识别与图像处理; 李朝峰 (1972-), 男, 博士后, 副教授, 主要研究方向: 人工智能与模式识别。

收稿日期: 2007-11-19

修回日期: 2008-03-13

1- α ; 令权重矢量 $w_{j1}(0)=w_{j2}(0)=\dots=w_{jM}(0)=1, t=0$; 选定警戒线参数 $\rho \in [0, 1]$ 、类别选择参数 $\alpha > 0$ 、学习率参数 $\beta \in [0, 1]$ ($\beta=1$ 对应于快速学习)。

(2) 选择。对于每个输入 I 及 F_2 节点 j , 计算

$$T_j(I) = \frac{I \wedge W_j}{\alpha + |W_j|} \quad (2)$$

$$T_j = \max\{T_j; j=1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

这里模糊交 \wedge 为: $p \wedge q = \min(p, q)$, 范数 $|\cdot|$ 为: $|\cdot| = \sum_{i=1}^M p_i$ 。

若 t 时刻至多有一个 F_2 节点兴奋, 则称系统进行了一次类别选择, 记被选中的类为 J 。若最大的 T_j 不止一个, 则下标最小的被选中。此时, $y_J=1$, 且对于 $j \neq J$ 有 $y_j=0$ 。 F_1 兴奋矢量 x 为:

$$x = \begin{cases} I & \text{如果 } F_2 \text{ 不兴奋} \\ I \wedge W_J & \text{如果 } F_2 \text{ 兴奋} \end{cases} \quad (4)$$

(3) 匹配。若

$$\frac{I \wedge W_J}{|I|} \geq \rho \quad (5)$$

则共振发生, 调整节点 J 的权值向量 W_j :

$$W_j^{t+1} = \beta(I \wedge W_j^t) + (1-\beta)W_j^t \quad (6)$$

令 $t=t+1$, 并对新输入样本进行学习; 否则, 对 F_2 进行重置, 令 $T_j=0$ 并返回步骤(2)重新进行选择。

(4) 若 F_2 节点都不能使系统发生共振, 则在 F_2 中增加一个新的节点, 并令 $W_{N+1}=I, N=N+1$ 。返回步骤(1)继续对新的输入进行学习。

3 Fuzzy ART 算法的改进

Fuzzy ART 的类别选择过程实际上就是寻找与输入样本具有最大相似度的类别表示层节点的过程, 这里对这一过程的相似度计算方法进行改进, 并计算出输入样本对代表该输入样本的模式类的隶属度, 将此隶属度引入到权值向量的修改规则中, 得到一种改进的 Fuzzy ART 算法, 简称为 I-Fart 算法。

Fuzzy ART 算法在类别选择过程中的相似度计算如式(2)所示, 为:

$$T_j(I) = \frac{I \wedge W_j}{\alpha + |W_j|}$$

在 I-Fart 算法中采用的相似度计算公式为:

$$T_j(I) = \frac{I \cdot W_j}{\alpha + \sqrt{|I|^2} \cdot \sqrt{|W_j|^2}} \quad (7)$$

采用改进的相似度计算方法进行类别选择, 能够更准确地对输入 I 和权值向量 W 进行比较, 使获胜节点更能反映输入的特性, 使选择的类别更加准确。

Fuzzy ART 算法的权值向量修改规则如公式(6)所示, 为:

$$W_j^{t+1} = \beta(I \wedge W_j^t) + (1-\beta)W_j^t$$

对以上学习规则进行改进, 引入隶属度的思想, 计算输入样本对代表该输入样本的模式类的隶属度, 同时将该隶属度引入到权值向量的修改规则中, 得到 I-Fart 算法的权值向量修改规则如下:

$$W_j^{t+1} = u_j \cdot \beta(I \wedge W_j^t) + (1-u_j \cdot \beta)W_j^t \quad (8)$$

式中隶属度计算公式为:

$$u_j = \left| \frac{\|I, W_j\|}{\|I, W_j\|} \right|^{-\lambda} \quad (9)$$

其中 $\|\cdot\|$ 为欧式距离, 隶属度参数 λ 用于控制输入样本与代表输入样本的模式类之间的模糊性^[4]。

权值向量修正规则是 Fuzzy ART 算法的核心部分, 通过改进的学习规则来调整代表输入样本的模式类的权值向量, 使以后与该模式类相似的输入样本在与该模式类进行匹配时, 能够得到更大的相似度^[9], 从而使类别表示层节点对输入样本的分类更加准确。

4 实验和分析

为了检验 I-Fart 算法的性能, 在 Pentium 2.8 G, 256 M 内存, Windows Server 2003, MATLAB6.5 环境下, 本文采用 UCI 机器学习数据库中的 IRIS 数据集进行一系列实验, 并与 Fuzzy ART 算法进行比较。IRIS 数据共有 150 个样本, 每个样本有 4 个属性, 分为 Setosa、Versicolor 和 Virginica 三个类别, 每类样本都是 50 个。

在 Fuzzy ART 算法中, 参数的选择对分类结果有较大的影响, 下面实验不同的参数选择对 I-Fart 算法分类的影响。

I-Fart 算法在不同警戒线参数 ρ 下的 IRIS 数据分类数目比较结果如表 1 所示。由表中数据可以看出警戒线参数 ρ 对分类结果的影响很大。警戒线表示的是输入样本与类别选择过程中获胜神经元的权值向量的相似程度, 它决定了各个类别中同类样本之间的最小相似程度, ρ 越大, 则同类样本最小相似程度越大; 反之, 则同类样本的最小相似程度越小, 从而影响到分类数目。对于 IRIS 三类数据, ρ 应确定为 0.6。

表 1 不同警戒线参数 ρ 对分类数目的影响
(在 $\alpha=0.7, \beta=1, \lambda=0.6$ 的情况下)

警戒线参数 ρ	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
分类数目	2	2	2	3	4	12	32

表 2 和表 3 是 I-Fart 算法在不同类别选择参数和学习率参数情况下对 IRIS 数据的分类结果, 由表中数据可知, 类别选择参数 α 和学习率参数 β 对分类数目几乎没有影响, 但都对分类精度有一定的影响, 而学习率参数 β 越大, 对输入进行的学习越快, 一般选取 $\beta=1$ 对应于快速学习。

表 2 不同类别选择参数 α 对分类结果的影响
(在 $\beta=1, \rho=0.6, \lambda=6$ 的情况下)

类别选择参数 α	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1	2
分类数目	3	3	3	3	3	3	3
分类精度(/%)	85.333	90.667	95.333	96.000	94.000	94.667	82.667

表 3 不同学习率参数 β 对分类结果的影响
(在 $\alpha=0.7, \rho=0.6, \lambda=6$ 的情况下)

学习率参数 β	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1
分类数目	3	3	3	3	3	3
分类精度(/%)	90.000	90.000	90.667	90.667	86.667	96.000

表 4 是不同的隶属度参数 λ 对分类结果的影响: 当 $\lambda \geq 6$ 时, 可得到最佳分类精度, 随着 λ 的继续增大, 对分类结果几乎没有影响; 而当 $\lambda < 6$ 时, 分类精度较低。隶属度反映了代表输入样本的模式类对输入样本的识别情况, 减小 λ 的值会降低输入样本与代表输入样本的模式类之间的隶属度; 相反, 增大 λ 的值会使输入样本与代表输入样本的模式类之间的隶属度更为确定^[9]。但 λ 增大的同时也增加了运算的复杂度, 延长了该算法的运行时间, 所以这里选取 $\lambda=6$ 。

(下转 85 页)