

# 一种区间型模糊 ART 神经网络

赵海燕, 张友良, 曹 健

(南京理工大学制造工程学院 CIMS 研究所, 南京 210094)

**摘 要:** 针对分类样本特征数据取值经常为区间值的情况, 本文对 Carpenter 的点值模糊 ART 进行了改进, 提出了一种区间型模糊 ART 网络. 文中阐述了区间型模糊 ART 网络中区间数的标准化方法、输入矢量相似度的计算方法、域值的检查方法和学习规则. 最后, 对机械设计中的传动形式选择进行了实例验证.

**关键词:** ART 神经网络; 标准化方法; 相似度计算; 域值检查; 学习规则

**中图分类号:** TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 04-0571-03

## An Interval-Valued ART Neural Network

ZHAO Hai-yan, ZHANG You-liang, CAO Jian

(CIMS Institute, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** Because the sample values often have an interval feature. So, in this paper, we improve the ART Neural Network to an Interval-valued ART Neural Network whose inputs of the first layer and weights between the first layer and output layer belong to the interval-valued fuzzy sets  $I[0, 1]$ . We proposed the Normative Method, Similar Degree Computing Method, Threshold Examining Method and Learning Rule of the Interval-Valued ART. At last, an example of transmission form choice in the mechanical design is given. This example proves that our Interval-valued ART is effective.

**Key words:** an interval-valued ART neural network; normative method; similar degree computing method; threshold examining; learning rule

### 1 引言

在现实生活中, 人们经常要进行各种选择决策, 如机械设计中的零件类别选择<sup>[1]</sup>、传动形式选择<sup>[2]</sup>等. 这些选择决策由于涉及的因素比较多, 且它们之间的关系比较复杂, 所以, 难以构造有效的函数来解决. 而自适应共振网络 ART 能够解决这类问题. ART 是无教师的、自组织的神经网络. 它通过内部单元的相互作用, 可以完成非常复杂的非线性处理和交换, 很容易地将各种繁多、分散的设计条件收敛到几种可能的设计结论上来, 完成选择功能. 而且, 即使在不完全信息下, 网络也表现为更强的容错性.

但是, 传统的 ART 均要求样本数据的特征值为点值, 对特征值为区间值的样本数据集的聚类分析是无效的. 而在现实生活中, 数据的特征值为区间值的情况是很普遍的<sup>[4]</sup>. 针对于此, 本文对 Carpenter 等提出的点值模糊 ART<sup>[2]</sup>进行改进, 提出了一种区间型模糊 ART 网络.

### 2 点值模糊 ART 神经网络

点值模糊 ART 网络与 ART1 网络存在以下的区别: (1) 输入矢量可以是模拟量; (2) 只有单向的连接权重. 它的拓扑结构如图 1 所示, 由输入层和输出层两层网络组成, 输入层的神经元与输入样本的特征相对应, 输出的神经元与样本的模式

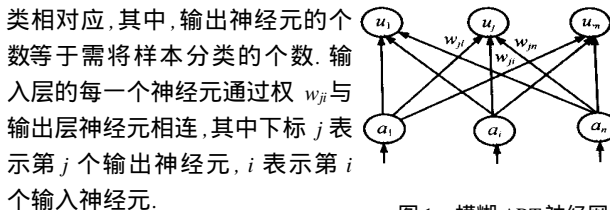


图 1 模糊 ART 神经网络的拓扑结构

类相对应, 其中, 输出神经元的个数等于需将样本分类的个数. 输入层的每一个神经元通过权  $w_{ji}$  与输出层神经元相连, 其中下标  $j$  表示第  $j$  个输出神经元,  $i$  表示第  $i$  个输入神经元.

模糊 ART 网络的基本工作原理是: 网络接受来自外面环境的输入后, 首先计算新来的样本与网络所有存储的模式 (即各个输出神经元的连接权矢量) 之间的相似度, 然后对输入样本和网络存储的模式进行域值检查, 选择与输入样本具有最大相似度且满足域值要求的存储模式作为输入样本的模式类. 然后通过一定的学习规则来调整与该模式所对应的连接权重, 使以后与该模式类相似的输入样本与该模式进行匹配时, 能够得到更大的相似度. 若输入样本与所有存储模式之间都不满足域值要求, 则需要在输出端设立一新模式节点. 可见, ART 网络的工作过程主要有相似度计算、域值检查和学习三个阶段, 网络对每个新的输入样本反复进行上面三个阶段, 直至所有的训练样本被学习完为止.

为了方便描述, 本文给出了一些统一的假定: (1) 设  $t$  为输入样本的个数,  $n$  为输入神经元的个数,  $m$  为输出神经元的

个数; (2)  $A^k = \{ a_1^k, \dots, a_i^k, \dots, a_n^k \}$  为第  $k$  个输入样本, 并且  $a_i^k$  为第  $k$  个样本的第  $i$  个特征值,  $E^k = \{ e_1^k, \dots, e_i^k, \dots, e_n^k \}$  为标准化后的第  $k$  个输入样本; (3)  $U = \{ u_1, \dots, u_j, \dots, u_m \}$  为输出矢量, 其中,  $u_j$  为第  $j$  个输出神经元的输出; (4)  $W_j = \{ w_{j1}, \dots, w_{ji}, \dots, w_{jn} \}$  为第  $j$  个输出神经元的连接权重矢量, 该权重矢量代表某种模式类, 其中  $w_{ji}$  为第  $j$  个输出神经元与第  $i$  个输入神经元的连接权重。

Suresh 和 Kparathi 归纳了点值模糊 ART 网络的实现方法, 详细步骤如下<sup>[3]</sup>:

首先, 由于输入样本的各个特征值具有不同的单位, 为了提高网络的识别能力, 所有输入样本需要进行标准化。输入样本各个特征值的标准化为:

$$e_i^k = a_i^k / A_k \quad (1)$$

其中,  $i = 1, \dots, n; k = 1, \dots, t$ ,  $A_k$  为矢量的模。

**步骤 1** 初始化网络参数和权重。置  $k = 1, w_{ji}(k) = 1, j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n$ ; 并给出选择参数  $\alpha (> 0)$ , 学习速率  $(0 \leq \beta \leq 1)$  和域值  $(0 \leq \gamma \leq 1)$ ;

**步骤 2** 输入某一标准化样本  $E^k$ ;

**步骤 3** 分别计算输入样本  $E^k$  相对于各个输出神经元的连接权重矢量的相似度, 公式如下:

$$u_j = E^k W_j / (\alpha + W_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中,  $\alpha$  是模糊算子, 数  $x$  与数  $y$  的  $\alpha$  定义为:  $x \alpha y = \min(x, y)$ ;

**步骤 4** 选择最佳匹配模式:  $u_l = \text{Max}\{ u_j | \text{Flag}[j] = 0 \}, j = 1, 2, \dots, m$ ;

**步骤 5** 域值检验。判断是否  $u_l > \gamma$ , 如果  $u_l > \gamma$ , 则转步骤 7; 否则, 转步骤 6。其中:

$$t_l = E^k W_l / E^k \quad (3)$$

**步骤 6** 置  $\text{Flag}[l] = 1$ , 使得  $l$  节点不参与匹配过程, 如果仍存在  $\text{Flag}[j] = 0, j \in [1, m]$ , 则转步骤 4; 否则将输入模式作为一种新模式类型存储在网络中, 转步骤 8;

**步骤 7** 对于最佳匹配节点  $l$  按公式 4 修改连接权重。该式亦为 ART 网络的学习规则。通过修改连接权: 节点  $l$  记忆输入模式对已有模式的影响。

$$W_l(k+1) = (\beta W_l(k)) + (1 - \beta) W_l(k) \quad (4)$$

**步骤 8** 如果还有样本待分组, 则置  $k = k + 1, \text{Flag}[j] = 0 (j \in [1, m])$ , 转步骤 2; 否则结束。

### 3 区间型的模糊 ART 神经网络的关键技术

本文对点值模糊 ART 神经网络进行改进, 提出了区间型模糊 ART 神经网络。区间型模糊 ART 神经网络具有与模糊点值 ART 神经网络相同的拓扑结构, 且它的输出也为点值。不同的是, 区间型模糊 ART 神经网络的输入样本、输入层与输出层的权重均为区间数, 所以其关键技术不同与点值的 ART。

对于区间值的 ART, 同样给出了下面的统一假设:  $t, n, m, A^k, E^k, U, W_j$ 。与点值 ART 不同的是, 对于区间值的 ART, 矢量  $A^k, E^k$  和  $W_j$  的各维元素均为区间数。

#### 3.1 区间数的运算

首先, 简单介绍一下区间数的运算规则。

设  $a = [a^-, a^+], b = [b^-, b^+]$  为两个区间数, 则区间数的算术运算为:

$$a + b = [a^- + b^-, a^+ + b^+] \quad ka = [ka^-, ka^+]$$

区间数的逻辑运算 为:

$$a \cap b = \begin{cases} [\text{Max}(a^-, b^-), \text{Min}(a^+, b^+)] & \text{当 } a \text{ 与 } b \text{ 有重叠时, 如图 2(a)} \\ \{0, 0\} & \text{当 } a \text{ 与 } b \text{ 无重叠时, 如图 2(b)} \end{cases}$$

图 2 两个区间数的关系

注意, 以后所提到的区间数运算皆遵守这些规则。

#### 3.2 输入矢量的标准化

由于样本的各个特征值为区间数, 所以它们的标准化与点值的标准化不同, 输入矢量各个特征值的标准化公式如下:

$$e_i^k = (a_i^k - \text{Min}_{k=1}^t(a_i^k)^-) / (\text{Max}_{k=1}^t(a_i^k)^+ - \text{Min}_{k=1}^t(a_i^k)^-) \quad (5)$$

则第  $k$  个标准化的输入样本为  $E^k = \{ e_1^k, \dots, e_i^k, \dots, e_n^k \}$

#### 3.3 区间矢量的相似度判断

对于区间 ART 网络的相似度计算, 首先给出两个区间数的相似度计算方法, 然后基于区间数的相似度得到两个区间矢量的相似度。

设  $a = [a^-, a^+], b = [b^-, b^+]$  为两个区间数, 将  $a$  相对于  $b$  的相似度定义为  $a$  的区间长与  $b$  的区间长之比, 记为  $[a]_b$ , 计算方法如下:

$$[a]_b = [(a^+ - b^-) - (a^- - b^+)] / (b^+ - b^-) \quad (6)$$

公式(6)需要注意三点: (1)“ $]$ ”为两个区间数的逻辑运算; (2)  $a$  与  $b$  重叠的越多, 则说明  $a$  与  $b$  越相似; (3)  $a$  相对于  $b$  的相似度不同于  $b$  相对于  $a$  的相似度, 前者的计算公式为  $[a]_b = [(a^+ - b^-) - (a^- - b^+)] / (b^+ - b^-)$ , 后者为  $[a]_b = [(a^+ - b^-) - (a^- - b^+)] / (a^+ - a^-)$ 。

在区间数相似度定义的基础上, 本文给出了两个区间矢量的相似比, 设  $B = \{ b_1 \dots b_i \dots b_n \}, C = \{ c_1 \dots c_i \dots c_n \}$  为两个区间矢量, 将  $B$  相对于  $C$  的相似度定义为  $B$  的各维相对于  $C$  的对应维的相似度的均值, 记为  $[B]_C$ , 计算方法如下:

$$[B]_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [b_i]_{c_i} \quad (7)$$

则第  $k$  个标准输入矢量  $E^k$  相对于输出神经元  $j$  的连接权重矢量  $W_j$  的相似度可表达为:

$$u_j = [E^k]_{W_j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [e_i^k]_{w_{ji}} \quad (8)$$

#### 3.4 域值检查

对于点值 ART, 比较节点  $l$  的域值检验公式  $u_l = E^k W_l / (\alpha + W_l)$ , 如果不考虑参数  $\alpha$  的影响, 可将  $u_l$  看作为权重矢量  $W_l$  相对于输入矢量  $E^k$  的相似度。因此, 我们将区间型 ART 中的  $u_l$  也看作为权重矢量  $W_l$  相对于输入矢量  $E^k$  的相似度, 则区间 ART 型的  $u_l$  计算公式可表达为:

$$I = [E^k \quad W_i] E^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [e_i^k \quad W_{ii}] e_i^k \quad (9)$$

3.5 学习规则

与点值的 ART 相同,本文给出了区间 ART 的学习规则.这两种网络的学习规则的形式是一样的.不同的是,前者采用的是点值的运算而后者采用的区间值的运算.

$$W_i(k+1) = (E^k \quad W_i(k)) + (1 - \alpha) W_i(k) \quad (10)$$

表 1 两种 ART 神经网络的比较

关键技术	点值模糊 ART	区间型模糊 ART
标准化	$E^k = [e_1^k, \dots, e_n^k]$ 其中: $e_i^k = a_i^k / A^k$	$E^k = [e_1^k, \dots, e_n^k]$ 其中: $e_i^k = (a_i^k - \min_{k=1}^i(a_i^k)) / (\max_{k=1}^i(a_i^k) - \min_{k=1}^i(a_i^k))$
初始化	$w_{ji}(1) = 1 (j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n)$	$w_{ji}(1) = [0, 1] (j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n)$
$E^k$ 相对于 $w_j$ 的相似度	$u_j = E^k \cdot W_j / (\alpha + W_j)$ ( $j = 1, 2, \dots, m$ )	$u_j = [E^k \cdot W_j] w_j (j = 1, 2, \dots, m)$
对于具有最大相似度的节点 $i$ 进行域值检查	$i >$ 其中 $i = E^k \cdot W_i / E^k$	$i >$ 其中 $i = [E^k \cdot W_i] E^k$
学习规则	$W_i(k+1) = (E^k \quad W_i(k)) + (1 - \alpha) W_i(k)$	$W_i(k+1) = (E^k \quad W_i(k)) + (1 - \alpha) W_i(k)$

4 区间型模糊 ART 的应用

在机械设计中,经常需要根据结构、成本、质量、效率和安装维护来对传动方案进行选择<sup>[2]</sup>.而用来选择的条件如结构等都具有模糊性,通常情况下不能给出具体的点值而是区间值,而利用本文提出的区间型模糊 ART 神经网络可很好地解决该类问题.我们设输入神经元的个数为 5,每个输入神经元分别对应于样本的各个特征值:结构、成本、质量、效率和安装维护;输出神经元的个数为 4,每个输出神经元分别代表不同的传动形式:V 带、链、齿轮和蜗杆传动.我们对 8 个样本进行了传动形式分类,取得了很好的效果,具体的分类结果如表 2 所示,学习后的输入神经元与输出神经元的连接权重分别如表 3 所示.该实验是在 586 微机上用 Visual Basic 编写仿真得到的.

表 2 机械设计中的传动形式选择

样本	输入					期望结果	ART 结果
	结构	成本	质量	效率	安装维护		
1	0.00 - 0.02	0.67 - 0.70	0.90 - 1.00	0.94 - 0.96	0.95 - 1.00	V 带	V 带
2	0.63 - 0.65	0.67 - 0.68	0.38 - 0.40	0.95 - 0.97	0.75 - 0.76	链	链
3	0.90 - 1.00	0.00 - 0.02	0.00 - 0.02	0.98 - 1.00	0.44 - 0.46	齿轮	齿轮
4	0.96 - 1.00	0.90 - 1.00	0.62 - 0.64	0.80 - 0.83	0.22 - 0.30	蜗杆	蜗杆
5	0.20 - 0.23	0.80 - 0.83	0.70 - 0.73	0.90 - 1.00	0.60 - 0.70	V 带	V 带
6	0.48 - 0.50	0.70 - 0.74	0.40 - 0.50	0.90 - 0.96	0.64 - 0.70	链	链
7	0.85 - 0.90	0.20 - 0.30	0.30 - 0.40	0.90 - 0.97	0.30 - 0.34	齿轮	齿轮
8	0.80 - 0.83	0.80 - 0.90	0.50 - 0.52	0.85 - 0.87	0.3 - 0.33	蜗杆	蜗杆

3.6 ART 网络的实现方法

模糊区间 ART 神经网络的实现步骤与点值的 ART 的步骤完全相同,只是在标准化、初始化、相似度计算、域值检查和学习的算法上有所不同.在此不做详细介绍.下面,给出了点值模糊 ART 神经网络与区间型模糊 ART 神经网络的比较列表,如表 1 所示.

表 3 学习后各个输出神经元与输入神经元的连接权重

输出神经元	输入神经元				
	1	2	3	4	5
1	0.080 - 0.457	0.481 - 0.860	0.496 - 0.892	0.368 - 0.920	0.420 - 0.846
2	0.343 - 0.716	0.441 - 0.819	0.251 - 0.656	0.380 - 0.884	0.379 - 0.772
3	0.556 - 0.960	0.080 - 0.485	0.120 - 0.525	0.416 - 0.94	0.113 - 0.495
4	0.550 - 0.932	0.536 - 0.960	0.349 - 0.722	0.11 - 0.536	0.410 - 0.441

参考文献:

[1] 毛建忠等.神经网络在成组技术方面的应用[J].上海交通大学学报,1996,30(4),137-142.  
 [2] 刘康等.BP 网络与 ART 网络的机械设计分类决策及表达对比研究[J].计算机辅助设计,1998,11.  
 [3] Suresh N C, Kaparthis S. Performance of fuzzy ART neural network for group technology cell formation [J]. Int J ProdRes, 1994, 32(7), 1693 - 1713.  
 [4] 李文化等.基于区间值模糊逻辑神经元的区间值模糊 C-均值聚类[J].电子学报,1998,26(10),99-103.

作者简介:



赵海燕 1975 年 11 月出生,南京理工大学控制理论与控制工程专业博士,主要研究方向为协同产品中的决策支持技术与决策支持系统.

张友良 1941 年 9 月出生,南京理工大学制造工程学院教授,博士生导师,主要研究方向为 CIMS/FMS、并行工程、决策支持系统等.