

⑥ 26-30

一种神经网络模糊推理协作系统*

The Software Implementation of Neural Network Fuzzy Inference Cooperation System

周小佳

Zou Xiaojia

(重庆大学电气工程系, 重庆, 630044, 第一作者 27岁, 男, 博士生)

张安邦[√]

Zang Anbang

周家启

Zou Jiaqi

~~TP18~~
014!
~~TP18~~
TP18

A 摘要 基于专家系统的模糊推理原理, 利用FCBP(Fuzzy Calculating BP)网络较强的学习功能, 对输入样本较小的敏感性能, 收敛速度较快等特性以及MFART(Modified Fuzzy ART)网络很好的分类特性, 对模糊量良好的适应性能等特性, 建立了一种新型的神经网络模糊推理系统NNFIS(Neural Network Fuzzy Inference System), 并制作了实施软件。

关键词 专家系统; 模糊推理; 神经网络

中国图书资料分类法分类号 TN711

ABSTRACT This paper sets up a new Neural Network Fuzzy Inference Cooperation system which is based on fuzzy inference principle in Expert Systems, take advantage of the powerful learning function, the little sensitivity to input layer's samples, and the fast convergence and so on in FCBP and take advantage of the good sort property and good suit property to fuzzy value in MFART Network.

KEYWORDS experts system; fuzzy inference; neuro network

0 引 言

模糊推理是人们逻辑思维活动的最恰当的表现形式。它具有两大难题: 首先是用以求权重的各规则隶属函数的确定问题^[1]。传统的作法是将各规则前件变量视为相互独立的, 使问题单纯化, 然后在试验和统计基础上确定隶属函数。但现实中, 同一环境中诸如“温度”和“湿度”之类的变量看作相关是合适的。并且当变量个数增加时, 不能在多维空间上经验性地确定隶属函数。另外, 以往的模糊推理体系不具学习能力, 不适用于时变不确定性过程。而利用神经网络的学习能力和非线性特性, 可对不清楚规则的复杂系统的输入输出进行适当的非线性划分, 自动形成规则集和相应的隶属函数。这种划分和隶属关系在网络对充分的学习资料进行学习后存在于带权重网络的拓朴结构中。这是一种分布存贮有关各规则的方式, 并且对各规则的处理是并行的。这正是神经网络学习能力和非线性特性的长处, 也是神经网络模糊推理机的优点。

* 收文日期 1995-04-24

神经网络推理机原理是一种归纳推理。推理过程是先导师指导下完成例子学习,形成基于例子相似性的求解模型。同时,将神经网络理解为知识表达的一种形式。这样,神经网络就可用大量神经元的互连和连接权值表示特定的概念或产生式规则知识,在获取推理知识时,它只要求专家提供范例和相应的解,通过学习算法对样本进行学习。把专家推理过程中所采用的启发性知识和经验性知识都映射到网络的互连权值上。对于特定的输入,神经网络就通过“集体宏效应”输出^[2]。

运用模糊理论^[3]产生的神经网络推理机制与现有的专家系统和自动控制系统中所用的基于逻辑的演绎方法不同,它的推理机制为一数值计算过程^[4]。如图 1 所示。



图 1 神经网络模型推理过程框图

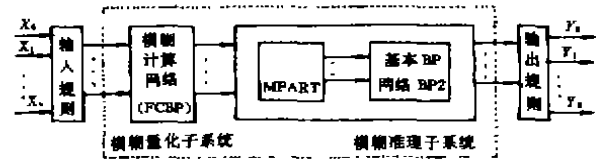


图 2 NNFIS 系统结构图

基于以上神经网络模糊推理一般原理,通过对传统 BP 模型、ART 算法的研究,笔者提出了以 FCBP 和 MFART 为基础的 NNFIS 系统。如图 2 所示。

1 FCBP 模型

BP 模型是一个多层映射有监督的学习网络。虽然,它在专家系统和自适应控制之中有着广泛的应用,但是,BP 算法仍存在着许多方面的问题,后来有不少学者对 BP 算法作了改进,在一定程度上解决了局部极小值和收敛速度等问题。但对于算法对输入样本的依赖性问题,以及当输入向量维数增加时,输入层负担过重等问题仍没能解决。在此,作者在《一种模糊计算的多层前向神经网络——FCBP》文中利用模糊集理论,提出了 FCBP 算法。经实验证明,该算法基本能解决以上两个问题,适于对输入向量维数较多的模糊问题进行学习训练。为此,NNFIS 系统中的模糊量子化子系统采用了模糊计算神经网络模型——FCBP 模型。

2 MFART 算法

文献[5]提出了一种 FART 算法,但在实际计算中这种算法会出现一些问题,使模糊分类无法进行下去。从整个算法过程来看,这是由于没有考虑优胜单元对由上至下信号的匹配。也就是说,整个网络的连接是单向连接,所以使模式的存储量减少,并易出现共振失效、分类失败等问题。且也不符合 Grossberg 早期提出的 ART 理论。鉴于此,经过多次的试验。笔者对 FART 算法进行了修正。实践证明,修正以后的 FART 算法完全符合 ART——自适应共振理论思想。其算法过程如下:

1) 初始化。即计算由上向下的连接权值 V_{ij} 和由下向上的连接权值 W_{ji} 。

$$0 < W_{ij} < \frac{L}{L-1-N}, \quad \frac{1}{2} < V_{ij} \leq 1 \quad (1)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, m; L$ 为记录长度; N 为输入向量维数。

由于 W_{ij} 太大可能使网络将所有输出层单元分配给单个的输入模式, 所以 L 典型的取值为 2。同时, 由于 V_{ij} 太小会使输入层出现不匹配, 从而导致网络不学习, 因此一般 V_{ij} 取 1。这样, 文献[4]中的警戒线参数 ρ 可在 0 和 1 之间取值。这取决于可接受的当前输入模式与存储模式间的错误匹配度。 ρ 较小, 模式类别数少; ρ 较大, 分类精细, 模式类别数多。在学习过程中, ρ 可按要求变化, 开始时取较小的 ρ 以作粗略的分类, 然后逐渐增大 ρ , 最终形成精细的分类。

2) 输入外部模式 A^t 并构造补码输入向量 $I = (A, A^c)$;

3) 将一输入模式 $A^t = (A_1^t, A_2^t, \dots, A_n^t)$ 送到输入层, 并通过连接权 W_{ij} 送到输出层各单元, 产生各单元的激活函数 T_j ,

$$T_j = \frac{|I \wedge B_j|}{\alpha + |W_j|}, \quad |I \wedge W_j| = \sum_{i=1}^{2N} |\min(I_i, W_{ij})|, \quad |W_j| = \sum_{i=1}^{2N} |W_{ij}| \quad (2)$$

α 为选择因子, $\alpha \in [0, \infty)$, 一般可取 $\alpha = 0$ 。并且, 由于 W_{ij} 为非负实数, 对于模糊输入 I 也为非负实数, 所以式(2)等号右边的绝对值算法可以省略。

4) 输出层单元通过中心兴奋领域抑制方式相互竞争, 产生出胜者(如单元 g)

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

且令 $T_g = 1$ 。若这样的 T_j 不只一个, 选择最小下标 j 对应的 T_j 为胜者。

5) 胜者(如单元 g) 通过由上向下的连接 V_{ij} 向输入层发送信号, 并建立输入层单元新的激活向量 X , 其各分量为

$$X_i = V_{ij} \cdot a_i^t$$

式中 $i = 1, 2, \dots, 2N; a_i^t$ 为第 i 个输入向量的第 k 个元素。

6) 计算竞争者的输入模式 A^t 与这个新激活向量 X 间的匹配度

$$S = \frac{|X|}{|A^t|} \quad \text{其中 } |X| = \sum_{i=1}^{2N} x_i < N, \quad |A^t| = |I| = N \quad (4)$$

7) 如果这两个向量的差别大到使匹配度小于警戒参数 ρ , 即 $S < \rho$, 那么, 这个竞争获胜的单元 g 并不代表输入模式 A^t 的恰当分类。此时, 将单元 g 从已获胜单元集合 B (已有类别) 中消去, 并作下面判断:

(a) 如果从 B 中消去单元 g 后, B 中仍有其它单元存在, 则转向步骤 2), 从剩下的 B 中搜索 A 的恰当分类;

(b) 如果从 B 中消去单元 g 后, B 中无其它单元存在, 则从输出层中任选一个还没用来表示已学习模式类别的单元, 作为 A 的恰当类别。

8) 如果两向量间的差别不超过警戒线参数 ρ , 即 $S \geq \rho$, 那么, 单元 g 表示 A 的恰当分类。

9) 一旦表示 A 的恰当类别的单元(如单元 g) 被找到, 单元 g 相关的连接权向量 W_{ij} 和 V_{ij} (两者表征 A 的类别的典型模式) 将向着与 A 更相似的方向调整, 整个网络发生共振。MFART 神经网络进入学习阶段。其学习方程为:

$$W_{ij} = \beta(I \wedge W_{ij}) - (1 - \beta)W_{ij} \quad (5)$$

$$V_{ij} = V_{ij} \cdot a_i^t \cdot \beta \quad (6)$$

式中 $\beta \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, 2N$

10) 转向 2) 接受下一个外部输入模式 A^t 。

从上面可以看出,表示某输入模式恰当类别的输出单元的确定是通过由下向上在输出单元上的竞争和由上向下在输入层的匹配来完成的。这两个阶段构成了共振过程。输入模式的存贮是通过将所属类别的典型模式(W_i 和 V_i)向该输入模式靠近的方式来完成的。

3 NNFIS 系统结构

推理的过程从本质上讲是对过程的系统辨识过程。从网络的角度看,则是对过程的模式记忆和识别过程。而把模糊理论应用于推理过程则是对模糊量化过程的识别过程。我们知道,神经网络对于模糊量的过程识别有着显著的优势。这样,通过专家提供样本和传统经验进行学习时,可把神经网络作为模糊事件集合的表达形式,通过特定的输入就可激活某一模糊事件,在网络集体宏效应的作用下得到输出,完成推理过程。由于现已存在的神经网络模糊推理系统容易出现甚至是线性系统也可能出现的发散等不稳定现象,这就使这种系统的实用性较差。造成这种不稳定现象的原因与网络的训练,特别是如何从规则集中特征化形成训练样本集有关。此外与规则集本身的质量也有关。鉴于此,本文采用了MFART理论并把它加入到推理系统的内核之中。这样,由于MFART的自归一能力,使得推理时系统对输入样本中的噪声的干扰适应能力就大大加强了,对输入样本集的质量要求也降低了很多,推理能力自然有了很大的提高。同时,我们知道BP网络有着相当强的学习功能,但它也存在一些问题,如局部极小点问题,对输入样本特性的依赖性问题,收敛速度较慢,对初值以及网络结构参数的选取的敏感性等问题,使算法的实用性、系统稳定性相当差。这里,我们选用了上述的FCBP算法,用它较强的稳健性(指对初值和参数选取的敏感性小,对输入样本有较广泛的适应性),使系统能适应多种不同的样本特性,能对多种领域的问题进行学习和推理。于是,以FCBP和MFART为基础,形成了NNFIS系统。

如图2所示的NNFIS系统是由两部分,三个神经元网络组成。两部分是指前件实现,即所提问题的模糊量化子系统和由两个神经网络组成的模糊推理子系统;三个神经元网络是指构成模糊量化子系统的FCBP网络,构成模糊推理子系统的自适应网络MFART和基本BP网络——BP2网络。

对于本推理系统,它既可以运用于工业控制之中,又可以运用于语言逻辑推理。当我们把它用于工业控制中时,它实际上就是一个自适应控制器。其中输入向量是对控制信号的采样样本。通过网络的计算并按照输入输出的经验性关系,最终可得出对系统运行机制的控制量。特别地,当该推理机运用于语言逻辑推理时,通过FCBP网络的运算得到的是一组对规则式前件激活的“可信度”,以此为输入送到模糊推理子系统中去判断真正被激活的规则是什么,然后通过BP2网络进行模糊判决,获得一组输出编码集。本推理机就是通过该编码集与FCBP网络输出的前件“可信度”相结合进行向高层逻辑概念解释的。其中前件“可信度”与输出编码集的结合实际上是“可信度”对输出编码加权求和的结果。最后得到的是代表某一概念的语言表达式。

NNFIS系统的推理过程大致可分为以下几部分:

1) 模糊量化

对输入的模糊量化。它采用的是FCBP网络。由于FCBP网络具有较强的学习能力,可以把对于不同论域的问题映射成为不同的模糊集合。对于语言逻辑推理,则该模糊量即是对输

入语言值的一种模糊表达。例如:观测到路口有一辆车等待,其模糊语言表达就是“很少的车”,转变成模糊量可以是 $Q_1 = (1, 0.7, 0.3, 0, 0, 0)$, 其中模糊子集 Q_1 就表示了很少(的车)的意思。

2) 推理策略

对于由输入信号转变得到的模糊子集,我们把它送入到由 MFART 和 BP2 组成的模糊推理子系统中去。经过该系统的模糊判决才能最终得到所求问题的解答。该子系统前部分的子网络 MFART 是对模糊化了的输入值进行模式辨识和模式记忆,完成系统的在线学习过程。由于 MFART 主要特性是将事件空间分为有用的多个区域,使各个单元成为具有不同输入特性的特征检测器。MFART 是一种快速学习算法,并且可以边学习边运行,每个输出节点可看成一类相近样本的代表式概念,是一个很好的分类网络。所以,该网络输出的结果就对应了输入的一个模糊分类。特别是,当系统在推理过程之中如遇到未曾学习过的新的模式,该网络还能完成对该新模式的记忆并同时返回信息,给用户提出问题,及时地完成对该新模式的学习。这一过程就是系统对过程知识的创新。通过该子网络 MFART,得到的是一个由前向数据驱动的模糊控制策略。最后通过该控制策略对模糊判决子网络 BP2 作用的结果就可作出模糊判断。即输出一个控制量或向高层逻辑解释的输出规则的编码序列。

3) 输出规则

输出规则就是在进行语言逻辑推理时输出的数值向量向高层逻辑转换的解释部分。它是综合模糊推理子系统得到的输出编码序列和系统第一部分的模糊量子网络得到的所求问题转化而成的模糊子集,也即是把由 FCBP 网络运算而得到的模糊子集对输出编码进行加权求和从而获得所求的高层逻辑语言的解答。在控制系统中,就是根据前面部分所得到的模糊控制策略以及所求问题的模糊子集向最终的控制量转换,从而完成对外部系统的控制。

特别地,在推理过程中,当自适应网络 MFART 的输出是一个非已知类别的输出向量时,可记住其输入模式和匹配优胜单元,然后向用户提问,以求获得该未知类别的属性。然后在 BP2 输出集合中增加一新的输出编码子集。这一步骤就完成了系统对知识的创新和记忆的过程。这样整个推理机系统就处于不断的推理→创新→记忆→推理→创新→记忆这个闭环系统之中,形成了一个逻辑推理的思维方式。这与生物神经网络的思维方式相似,与人类认识世界的过程也相似。神经网络运用于模糊推理机,这在一些文献中已有所讨论。但把自适应、自组织网络与模糊推理机结合,在目前国内外尚不多见。由于自适应神经网络模糊推理的前景广阔,特别是在实时控制和对生物神经网络的某些思维方式进行模拟等方面起着主要作用。可以预料,神经网络模糊推理系统在自适应控制理论和人类认知等方面问题的研究上将具有很大的实用价值和理论价值。

参 考 文 献

- 1 焦李成. 神经网络系统理论. 西安:西安电子科技大学出版社,1992. 19
- 2 余少波,胡守仁. 神经网络的能力. 海军工程学院学报,1989,21
- 3 罗承忠. 模糊集引论. 北京:北京师范大学出版社,1989. 49~64
- 4 Hu D W, Wang Z Z. Approximation Precision of The BP Neural Network. In: International Joint Conference on Neural Network. Beijin China, 1992. 939~942
- 5 祝捷,余英林. Fuzzy ART 神经网络及其参数作用分析. 见:中国神经网络 1993 学术大会论文集. 西安:西安电子科技大学出版社,1993. 374~378