

文章编号: 1001-0920(2002)02-0246-03

基于遗传算法的模糊逻辑系统滚动学习方法

邓建军, 徐立鸿, 吴启迪
(同济大学 信息与控制系, 上海 200092)

摘要: 基于遗传算法的模糊逻辑系统滚动学习方法是一种局部优化策略, 它针对参数空间内的局部区域, 由区域内输入输出数据对提取模糊规则, 并对规则参数进行调整, 参数学习采用差分进化算法。采用既包含区域内数据, 又包含区域外数据的滚动数据窗技术, 保证对局部模糊规则的参数调节不致影响系统在相邻区域的逼近性能。算法在保证精度的前提下大大减少了计算量, 使遗传算法能应用于模糊逻辑系统的在线学习。

关键词: 模糊逻辑; 数据窗; 滚动优化; 差分进化; 参数学习

中图分类号: TP 18

文献标识码: A

Roll-learning algorithm for fuzzy logic system based on genetic algorithm

DEN G Jian-jun, XU L i-hong, WU Q i-di

(Department of Information and Control, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: A local optimization strategy is presented as learning method for fuzzy logic system. It generates fuzzy rules from the input-output data pairs in a local area and trains the parameters of these rules using differential evolution method. To prevent from influencing the performance of fuzzy logic system in adjacent areas, a technique using roll-updating data window is used, which involves not only the data in the current local area but also the data in neighborhood. This algorithm reduces the computation and makes it possible to use genetic algorithms in online-learning of fuzzy logic system.

Key words: fuzzy logic; data window; roll optimization; differential evolution; parameter learning

1 引言

人们已经证明^[1], 模糊逻辑系统可作为通用的模糊逼近器以任意精度逼近一个非线性函数。但是, 这些证明只是存在性定理, 而实际问题要求我们找到一种有效的模糊逻辑系统学习方法, 以确定达到精度要求所需的模糊规则个数及参数。

遗传算法是一种基于生物进化过程的采用随机搜索技术的全局优化方法, 具有鲁棒性强、对系统所需信息少、能很快寻到最优点附近等优点。目前, 用遗传算法确定模糊逻辑系统结构和参数已有很多研究成果^[2-4]。但在这些方法中, 进化个体要由所有系统参数组成, 适应度函数需定义在整个数据样本空间上, 而且由于进化群体的规模要相应于组成个体

收稿日期: 2001-02-22; 修回日期: 2001-07-06

基金项目: 高等学校骨干教师计划项目(教技司[2000]); 上海市曙光计划项目(99068)

作者简介: 邓建军(1971—), 男, 河北张家口人, 博士生, 从事模糊逻辑系统、进化算法和工业自动化技术的研究; 徐立鸿(1960—), 男, 山东五莲人, 院长, 教授, 博士生导师, 从事模糊逻辑系统、智能自动化理论等研究。

的参数, 必须有足够的数目, 否则容易陷入局部最优。这样便造成很大的计算量, 使得学习过程缓慢, 只能用于离线学习。

本文针对上述缺点, 利用模糊逻辑系统中各模糊规则只适用于一定区域的特点, 提出一种基于遗传算法的模糊逻辑系统滚动学习算法, 该算法可用于在线学习。

2 基于遗传算法的模糊逻辑系统滚动学习方法

考虑采用乘积推理、单值模糊产生器、T sukamoto 模糊消除器以及模糊后件为单值模糊集合的多输入单输出模糊逻辑系统

$$f(x) = \frac{q^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i}^l(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i}^l(x_i) \right)} \quad (1)$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

式中, q^l 为规则后件所对应的值, M 为模糊规则个数, n 为输入量个数。

2.1 设计思想

模糊逻辑系统的输出是全体模糊规则共同作用的结果。但对于每个输入而言, 各规则对最终输出结果的贡献程度并不一样。系统的输出主要取决于几个对该输入适应程度最高的规则, 其它规则对输出的影响较小, 甚至可在一定精度要求下忽略不计。

由此出发, 可采取针对参数空间内的一个小区域, 由区域内输入输出数据对提取模糊规则, 并对规则参数进行调整的局部优化策略。但该策略存在如下问题: 有些规则既在区域内起作用, 又在相邻区域起作用, 如果只根据区域内输入输出数据对这些规则调整, 就会影响区域外模糊逻辑系统的逼近性能。为此, 我们提出一种滚动优化解决方案, 即设计一个固定长度的数据窗作为局部优化的样本数据集, 窗内数据既包括区域内数据, 又包括区域外相邻数据, 区域内数据用于优化区域内的模糊规则, 区域外数据用于规则调整, 以保证参数学习不致影响相邻区域的拟合精度。

2.2 计算步骤

给定输入-输出数据对 $(x^{(j)}, y^{(j)})$, $x^{(j)} = (x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \dots, x_n^{(j)})$, $j = 1, 2, \dots, N$, N 为样本数据对数目。设滚动数据窗大小为 N_{window} , 系统每更新 N_{step} 次数据进行一次学习。每次学习采用数据窗中前 N_{train} 个

数据来确定需要调整的模糊规则, 要求 $N_{\text{step}} < N_{\text{train}} < N_{\text{window}}$ 。

Step 1: 首先将输入量进行模糊区间划分, 每个区间对应一个模糊集合, 采用高斯型隶属度函数

$$u_F(x) = \exp\left[-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}\right], \text{ 并令 } j=0, k=0$$

Step 2: 令 $k = k + 1, j = j + 1$, 将第 j 个样本数据加入到滚动数据窗中, 同时从数据窗中取走排在最前面的数据。如果 $k < N_{\text{step}}$, 则继续 Step 2; 否则令 $k = 0$, 转 Step 3。

Step 3: 取滚动数据窗中最新 N_{train} 个数据, 并找出每个数据在输入分量上的最适模糊集合, 将其作为该数据对应的模糊规则前件。如果这样的模糊规则不存在, 就创建它们。将得到的模糊规则进行规则参数学习, 要学习的参数包括规则前件每个模糊集合的中心点位置 c , 参数 σ 及规则后件值 q , 其各自的变化范围是 $[c - a_1\sigma, c + a_1\sigma]$, $[(1 - a_1)\sigma, (1 + a_1)\sigma]$ 和 $[q, q + a_2\text{err}]$ (或 $[q - a_2\text{err}, q]$)。其中 a_1 和 a_2 是常数, 通常取 0.4 和 1.2; err 为该规则适用度最高的数据对的输出值与参数学习前规则后件值 q 之差的绝对值, 当输出值大于 q 时, q 变化范围取 $[q, q + a_2\text{err}]$, 否则取 $[q - a_2\text{err}, q]$ 。将所有要学习的参数组成一维向量, 在其变化范围内随机生成 N_{pop} 个遗传个体, 然后用差分遗传算法^[5]进行学习。适应度函数定义为数据窗内所有数据的均方误差, 学习的终止规则一般采用最大代数停止规则, 最大进化代数为 N_{geno} 。

Step 4: 如果所有样本数据都处理完毕, 则终止学习; 否则转 Step 2。

3 仿真结果

例 1 辨识非线性系统

$$y(k+1) =$$

$$0.3y(k) + 0.6y(k-1) + f(u(k))$$

未知函数为

$$f(u) =$$

$$0.6\sin(\pi u) + 0.3\sin(3\pi u) + 0.1\sin(5\pi u)$$

辨识激励函数

$$u(k) = \begin{cases} \sin \frac{2\pi k}{250}, & 1 \leq k \leq 500 \\ 0.5\sin \frac{2\pi k}{250} + 0.5\sin \frac{2\pi k}{25} & 501 \leq k \leq 700 \end{cases}$$

采用串行-并行模型的差分方程

$$\hat{y}(k+1) = 0.3y(k) + 0.6y(k-1) + f(u(k))$$

其中 $\hat{f}(\bullet)$ 为模糊逻辑系统辨识模型的输出。

这是一个单输入单输出的模糊逻辑系统。输入量模糊集合数取 30 个,且均匀分布,因此模糊规则数也为 30 个,模糊规则后件均初始化为 0。令 $N_{step} = 2, N_{train} = 3, N_{window} = 25, N_{pop} = 150, N_{gen} = 30$,其它设置为上述缺省设置。仿真结果如图 1 所示,均方误差 RMSE 为 0.0135。系统在 250 时刻后收敛,平均进化代数数为 3.17。

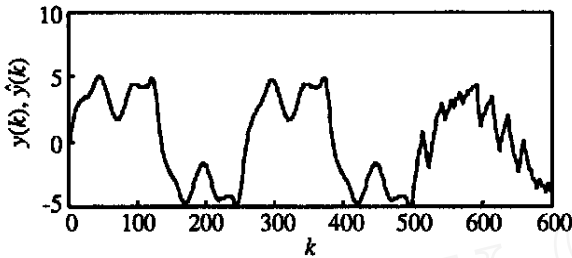


图1 例1仿真结果

例2 辨识差分方程

$$y(k+1) = g[y(k), y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1)]$$

$$g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \frac{x_1 x_2 x_3 x_5 (x_3 - 1) + x_4}{1 + x_2^2 + x_3^2}$$

$$u(k) = \begin{cases} \sin \frac{2\pi k}{250}, & k \leq 500 \\ 0.8 \sin \frac{2\pi k}{250} + 0.2 \sin \frac{2\pi k}{25}, & k > 500 \end{cases}$$

为辨识这一非线性系统,采用串行-并行模型的差分方程

$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}[y(k), y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1)]$$

在每个输入变量上均匀设置 7 个模糊集合,模糊规则后件初始化为 0。令 $N_{step} = 2, N_{train} = 3, N_{window} = 25, N_{pop} = 175, N_{gen} = 30$,其它设置为缺省设置。学习完毕共生成 53 条规则, RMSE 为 0.023。图 2 是 1~700 时刻辨识模型输出和差分方法输出误差曲线,对比采用反传算法的模糊逻辑系统^[6](规则数预先确定为 40 个),需经过 5 000 步的学习后才收敛,显然本文方法具有很好的逼近能力。

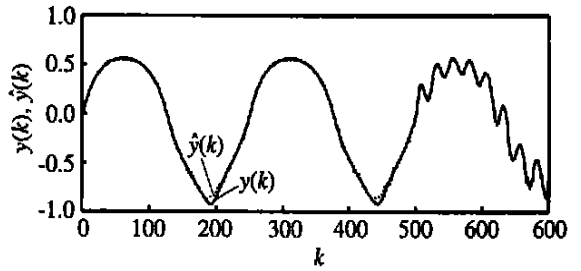


图2 例2仿真结果

4 结论

本文采用对模糊规则进行局部优化的策略,通过基于数据窗的参数学习,保证了对局部规则的学习不致影响模糊逻辑系统相邻区域的逼近性能。因为遗传算法适应度函数定义在数据窗上,而不是定义在全体样本数据上,从而大大减少了计算量,实现了基于遗传算法的模糊逻辑系统的在线学习,而且对所有样本数据只需学习一遍。本文方法的缺点是需要事先指定输入量上模糊集合的数目和分布。

参考文献(References):

- [1] Bart Kosko. Fuzzy systems as universal approximators [A]. Proc IEEE Int Conf on Fuzzy Systems[C]. San Diego: IEEE Press, 1992. 1153-1162
- [2] Lin M H, Rahardja S, Gwee B H. A GA paradigm for learning fuzzy rules[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 82: 177-186
- [3] 陈明,王静,沈理. 基于遗传算法的 Fuzzy 规则自动获取的研究[J]. 软件学报(Journal of Software), 2000, 11(1): 85-90
- [4] 王宏伦,吕庆风,佟明安. 基于遗传算法的自学习模糊逻辑系统[J]. 控制与决策(Control and Decision), 2000, 15(6): 658-661
- [5] K Price. Differential evolution—A fast and simple optimizer[A]. Proc of the 1996 North American Fuzzy Information Processing Society [C]. Berkeley: IEEE Press, 1996. 524-527.
- [6] 王立新. 自适应模糊系统与控制——设计与稳定性分析[M]. 北京:国防工业出版社, 1995. 50-53