

改进的径向基函数网络的研究及应用

黄永聪^{1,2}, 张旭³, 吴义纯², 吴琦², 程家兴¹

(1. 安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽省电力公司培训中心, 安徽 合肥 230022;

3. 合肥供电公司, 安徽 合肥 230022)

摘要:针对径向基函数网络 and 传统遗传算法的一些不足, 提出引入一种自适应机制的浮点数编码的遗传算法, 并将其与梯度下降法混合交互运算, 作为径向基函数网络的学习算法, 形成了基于改进遗传算法的径向基函数网络, 它克服了径向基函数网络的学习算法上的缺陷。采用改进的遗传算法, 无需计算梯度等, 限制很少, 还可用模型的预测性能作为优化目标。同时, 也解决了单独利用遗传算法往往只能在短时间内寻找到接近全局最优解的近似解这一问题。最后将该算法应用到某地区电力负荷预测取得理想效果。

关键词:径向基函数; 人工神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)05-0158-04

Research and Application of Improved Genetic Algorithm - Based RBFANN

HUANG Yong-cong^{1,2}, ZHANG Xu³, WU Yi-chun², WU Qi², CHENG Jia-xing¹

(1. Ministry of Education Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing,

Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Training Center, Anhui Electric Power Corporation, Hefei 230022, China;

3. Power Supply Incorporation of Hefei, Hefei 230022, China)

Abstract: For the deficiencies of Radial Basis Function Artificial Neural Network (RBFANN) and traditional Genetic Algorithm (GA), this article introduces an adaptive mechanism for genetic algorithm, which bases on the floating-point encoding. We mixed it with the gradient descent method interactive computing, and make it as learning algorithm of radial basis function network; at last, it forms an improved genetic algorithm which based on radial basis function network. The new algorithm overcomes the defects of the radial basis function network's learning algorithm. Finally, we applied the new above-mentioned algorithm in to power load forecasting in an area, and it gets a desired effect after the experiment.

Key words: radial basis function(RBF); artificial neural network(ANN); genetic algorithm(GA)

0 引言

径向基函数网络(RBFNN)是局部逼近网络, 具有学习速度快的优点, 同时具有很强的函数逼近和模式分类的能力^[1]。但径向基函数网络的学习算法(如聚类算法)是无监督的模式分类方法, 其工作量较大。而

且类别数须先指定, 类别数的选取又会影响聚类性能。

遗传算法也是近年来迅速发展的一种全新的优化算法, 它的优点是: 并行搜索, 搜索效率高; 不需要目标函数的微分值, 放宽了对目标函数的要求; 本质上属于随机寻优过程, 不存在局部收敛问题^[2]。但是, 遗传算法作为一种随机优化算法, 也存在着一些不足之处, 即往往只能在短时间内寻找接近全局最优解的近似解。

针对径向基函数网络的不足及传统遗传算法的特点, 提出一种混合式最优优化储层参数识别预测方法, 该方法引入自适应机制的浮点数编码的遗传算法, 并将其与梯度下降法混合交互运算, 作为径向基函数网络的学习算法, 形成了基于改进遗传算法的径向基函数网络, 它克服了径向基函数网络的学习算法上的缺

收稿日期: 2009-08-09; 修回日期: 2009-11-30

基金项目: 教育部博士点基金资助项目(200403057002); 安徽省高等学校省级自然科学研究项目(KJ2009B158Z)

作者简介: 黄永聪(1984-), 男, 安徽合肥人, 硕士研究生, 研究方向为智能计算与最优化方法; 张旭, 工程师, 研究方向为电力调度、电能计量; 吴义纯, 副教授, 博士, 研究方向为电力系统规划与可靠性、分布式发电、变电站仿真; 程家兴, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能计算、算法分析与设计、最优化方法。

陷^[3]。采用GA,无需计算梯度等,限制很少,还可用模型的预测性能作为优化目标。同时,也解决了单独利用GA往往只能在短时间内寻找到接近全局最优解的近似解这一问题。

1 自适应遗传算法(AGA)基本原理

遗传算法在实践上还有很多问题有待进一步研究、探讨和完善,如控制参数选择问题、早熟问题、收敛速度、混合算法问题等^[4]。针对遗传算法在优化算法中存在的不足,引入自适应遗传算法。

在搜索最优参数过程中,AGA是根据解群体对环境的适应能力,自适应地改变遗传算法的交换概率 P_c 和变异概率 P_m 以保持解群体的多样性和收敛能力。AGA能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程,从而得到全局最优解^[5]。

交换操作和变异操作是遗传算法中两个起重要作用的算子。在具体操作过程中,自适应遗传算法是根据个体的具体情况,自适应地改变遗传算法的交换概率 P_c 和变异概率 P_m 多样性,防止早熟收敛,可以提高算法的计算速度和精度^[6]。自适应地改变 P_c 和 P_m 是通过考察群体的平均适应度 f_{avg} 与最大适应度值 f_{max} 的关系来实现的。

对于简单遗传算法,一般情况下,当群体达到某个优解时,群体迅速向它靠拢,使个体的适应度差别越来越小,即 $f_{max} - f_{avg}$ 降低。 P_c 和 P_m 随 $f_{max} - f_{avg}$ 变化,其计算公式为:

$$P_c = k_1 / (f_{max} - f_{avg})$$

$$P_m = k_2 / (f_{max} - f_{avg})$$

P_c 和 P_m 不依赖于任何解个体的适应度,对于所有群体, P_c 和 P_m 具有相同的值。高适应度的解个体与低适应度的解个体具有相同的频率进行交换和变异。当群体收敛到全局最优解时, P_c 和 P_m 就增加,并有可能引起在最优解附件的高性能解个体遭到破坏^[7]。

为了克服上述问题,需要对群体中性能好的解加以保护。对于高适应度的解个体,取较低的 P_c 和 P_m ,以保证遗传算法的收敛性;而对于低适应度的解个体,取较高的 P_c 和 P_m ,以防止GA的不成熟收敛。因此, P_c 不仅取决于待变异个体的适应度值 $f_{max} - f_{avg}$,还取决于待变异个体的适应度值。AGA的 P_c 和 P_m 的表达式分别为:

$$P_c = \begin{cases} k_1(f_{max} - f') / (f_{max} - f_{avg}) & \text{if } f' > f_{avg} \\ k_3 & \text{if } f' < f_{avg} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} k_2(f_{max} - f) / (f_{max} - f_{avg}) & \text{if } f > f_{avg} \\ k_4 & \text{if } f < f_{avg} \end{cases}$$

式中 f_{max} ——群体中的最大适应度;

f_{avg} ——群体的平均适应度;

f' ——用于交换的两个串中较大适应度者;

f ——待变异个体的适应度值。

一般推荐值, $k_1 = k_3 = 1, k_2 = k_4 = 0.5$ 。当 P_c 越大,越多新的个体就可能被引入群体中,但 P_c 过大交换运算可能破坏高性能的字符串结构的速度比产生新优个体的速度还快,致使群体反而不进化。 P_c 太小,搜索又会因搜索新个体速度太低而停滞不前。交换操作在GA中起主要作用,它在群体进化中可以大大增加搜索速度,所以 P_c 常取0.5到1.0之间。变异则是次要的算子,主要用于增加群体的变化。低的变异率用于防止任何一位在搜索中永远保持不变,保证算法能搜索到问题空间的每一点;而高的变异率则趋近于随机搜索。所以 P_m 取较小的值,从0.005到0.05。在实际应用过程中,适当调节 k_1, k_2 ,以保证 P_c, P_m 的值在一定的合理范围内。

2 网络隐节点中心值和宽度参数学习算法

考虑输出层只有一个节点的情况,可以得到:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m w_i \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right]$$

式中 m ——网络隐节点个数。

设网络的期望输出为 $y^{(d)}(x)$,定义网络的能量函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y^{(d)}(x^{(j)}) - f(x^{(j)}))^2$$

式中 n ——样本数。

将 $f(x^{(j)})$ 代入上式,得到:

$$E =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y^{(d)}(x^{(j)}) - \sum_{i=1}^m w_i \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right])^2$$

设样本数为 L ,则

$$E =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^L (y^{(d)}(x^{(j)}) - \sum_{i=1}^m w_i \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right])^2 \quad (1)$$

记

$$\xi(x^{(j)}, c_i, \sigma_i) =$$

$$y^{(d)}(x^{(j)}) - \sum_{i=1}^m w_i \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right]$$

在学习中心值和宽度参数时,认为 w_i 为常数,则可得其更新公式为:

$$c_i(t+1) = c_i(t) - \lambda \frac{\partial E}{\partial c_i},$$

$$\sigma_i(t+1) = \sigma_i(t) - \beta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i}$$

其中 λ 和 β 分别为中心值和宽度参数的学习效率,将 E 分别代入 $c_i(t+1)$ 和 $\sigma_i(t+1)$,化简得:

$$c_i(t+1) = c_i(t) - \frac{\lambda}{2\sigma_i^2} \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^L \xi(x_l^{(j)}, c_i, \sigma_i) \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] (x_l^{(j)} - c_i)$$

同理可得:

$$\sigma_i(t+1) = \sigma_i(t) - \frac{\lambda}{2\sigma_i^2} \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^L \xi(x_l^{(j)}, c_i, \sigma_i) \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] (\sigma_i^{(j)} - \sigma_i)^2$$

3 基于改进遗传算法的径向基函数网络

文中采用 AGA 把隐节点数、每一个隐节点的中心参数 c_i 和宽度参数 σ_i 编成染色体,把网络中这些参数的集合看成一个个体,在初始化阶段产生大量的个体——群体。

将网络结构优化和参数学习分两个阶段进行,即训练和进化。首先随机生成 N 个个体,组成群体,然后用最小二乘法学习网络的线性权值 w_i ;再用遗传进行算法优化隐节点数,通过这两个过程的交替进行,得到隐节点数最小满足误差要求的基函数且具有不同宽度参数的 RBF 网络^[8]。

为了用遗传算法解决 RBF 网络结构优化问题,引入布尔向量 $U^T = (u_1, u_2, \dots, u_M)$,其中 $u_i = \{0, 1\}$, $u_i = 1$ 表示对应的隐节点存在, $u_i = 0$ 表示对应的隐节点不存在。

GA 中的适应度函数,由下式构造。构造能量函数,使其最小值对应域问题的最优解:

$$E = \frac{1}{2p} \sum_p \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2$$

式中 p ——训练样本数;

k ——输出层神经元的个数;

t_{pk} ——第 k 神经元关于第 p 个样本的期望输出;

o_{pk} ——第 k 神经元关于第 p 个样本的 RBF 输出。

适应度函数:

$$P_m = \begin{cases} C_{\max} - E & \text{if } E < C_{\max} \\ 0 & \text{if } E \geq C_{\max} \end{cases}$$

式中, C_{\max} 可取进化过程中 E 的最大值。

对应每个布尔向量 U^T 生产 2 条染色体:1 条中心参数染色体,1 条宽度参数染色体。中心参数染色体 U_c^T 都采用实数编码。

具体实现步骤如下:

1) 随机产生 N 组 U^T 及对应的中心参数 c_i 和宽度参数 σ_i 在不同实数区间内取值的网络参数,作为种群。其中, U^T 的元素为 0 或 1。设最优个体为种群中

第一个个体,最优适应度值为 $f_{\max} = -100$ 。

2) 利用梯度下降法对这 N 组初始参数分别进行预训练,即利用 $c_i(t+1)$ 和 $\sigma_i(t+1)$ 学习网络中心参数和宽度参数,但要求执行有限次梯度下降法,然后用最小二乘法学习网络的线性权值 w_i 。计算种群中每个个体的适应度 f ,并将不满足可行域条件的隐节点删除(可行域约束条件是:当 $u_i = 1$ 时对应的权重 $w_i < \delta$ 的隐节点, δ 为预设值)。重复执行此操作,直到所有节点都为可行域节点,若出现全零个体,则重新生成此个体。

3) 设 $f_{\text{new_max}}$ 为种群中适应度函数最大值,若 $f_{\text{new_max}} > f_{\max}$,并保留 $f_{\text{new_max}}$ 对应的个体为最优个体。否则 $f_{\max} = f_{\text{new_max}}$,并保留 $f_{\text{new_max}}$ 对应的个体为最优个体,保留 f_{\max} 不变。

4) 如果种群中大多数个体的隐节点数即 1 的个数相同,并将此相同的隐节点数记为 m ,则选出最大的适应度对应的个体,转到步骤 6),否则执行步骤 5)。

5) 对这 N 组权值进行选择、交换、变异等自适应遗传操作。对应选择操作,采用适应度比例法(赌轮法)生成新一代;对应交换操作,采用单点交换操作,以交换概率 P_c 对新生产的新一代进行交换操作,交换操作对 U^T 进行, U_c^T 和 U_σ^T 跟着同步变化;对于变异操作,以变异概率 P_m 对交换够的新种群中的每一个体 U^T 的每一位进行变异操作,即 1 变 0, 0 变 1。回转到步骤 4)。

6) 对选出最大的适应度对应的个体继续执行梯度下降法若干次,直到得到满足精度要求的中心参数和宽度参数;或以步骤 4)求得的 m 为分类个数。

算法的具体流程图如图 1 所示。

4 基于改进遗传算法的径向基函数网络的电力负荷预测

利用上述算法对某地区用电负荷进行预测,结合该地区规划方案中的中期负荷预测任务,对上述训练成功的改进型 RBFANN 进行验证。在该实际规划中,为了规划该地区中期的配电网方案,需较准确地预测出中期负荷情况。该地区主要负荷性质为工业、商业、公共设施、居住类等。对该地区的负荷预测,先期运用了较为成熟的灰色理论法进行预测。其中灰色理论法是用该镇 1994 年至 2003 年十年的历史用电量进行建模,从而预测出 2004 年至 2008 年五年的负荷大小;第二种采用普通 RBFANN 模型是依次以 2004 年至 2008 年五年的工业、农业、轻工业总产值及人口数等相应数据来预测其负荷,其中工业、农业、轻工业总产值是由

当地规划办提供,是一种预测值;人口数是从该地区的城市规划资料中获得。最后采用改进型的 RBFANN 对该地区的电力负荷进行预测。三种方法的预测结果如表 1 所示。

表 1 三种预测方法的结果

年度	灰色理论	RBFANN 法	改进型 RBFANN	实际负荷
2004 年	13.83	12.98	12.68	12.51
2005 年	15.18	14.29	14.58	14.01
2006 年	17.31	16.47	15.94	15.41
2007 年	20.55	17.65	17.55	16.94
2008 年	23.92	18.35	19.87	19.48

注:表中各产值的单位为亿元,人口的单位为万人,负荷的单位为万千瓦。

由表 1 可以看出:三种方法的预测值有一定的差

距。可见较之灰色理论和 ANN 法,该改进型 RBFANN 在实际应用中是较精准的。

5 结束语

文中提出一种混合式最优化储层参数识别预测方法,该方法引入自适应机制的浮点数编码的遗传算法,并将其与梯度下降法混合交互运算,作为径向基函数网络的学习算法,形成了基于改进遗传算法的径向基函数网络,它克服了径向基函数网络的学习算法上的缺陷,在实际工作中能够良好地进行应用。文中最后给出了该算法在某地区电力负荷的预测,实例证明了该算法的优越性,值得进一步探讨和研究。

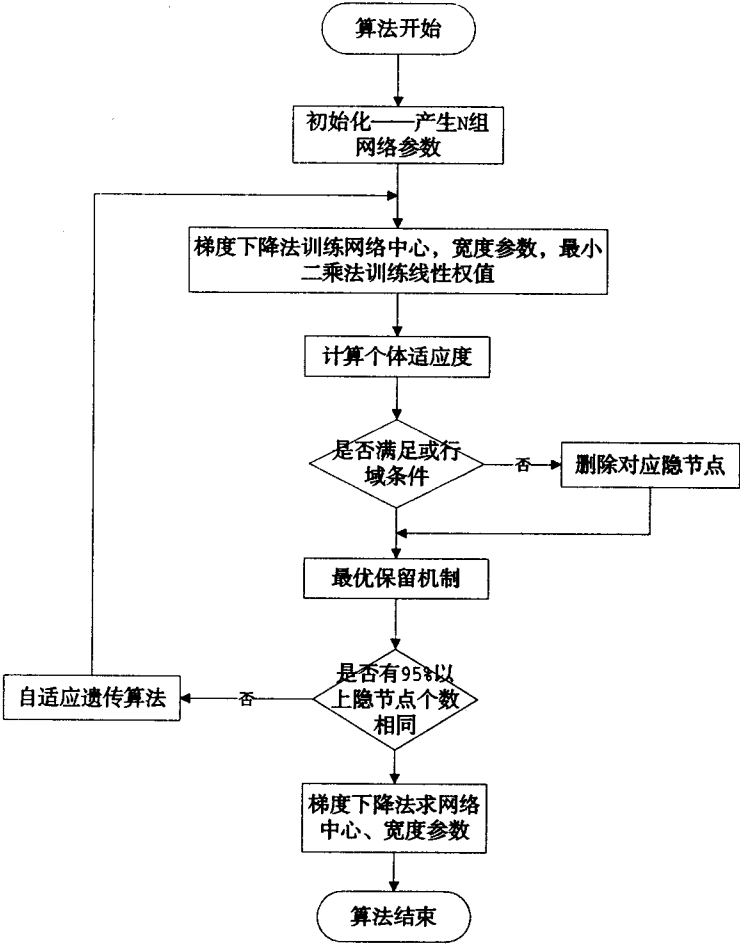


图 1 算法流程图

参考文献:

[1] 顾庆雯,陈 刚.基于遗传算法和径向基函数神经网络的短期边际电价预测[J].电网技术,2007,30(7):153-155.

[2] 李敏强,林 丹.遗传算法的基本理论与应用[M].北京:科学出版社,2003.

[3] 赵志刚,单晓虹.一种基于遗传算法的 RBF 神经网络优化方法[J].计算机工程,2007,33(6):211-212.

[4] Roy A, Govil S, Miranda R. A Neural Network Learning Theory and a Polynomial Time RBF Algorithm[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1997,8(6):1301-1313.

[5] 张明辉,王尚锦.具有自适应交叉算子的遗传算法及其应用[J].机械工程学报,2002,38(1):74-78.

[6] 董艳昌,王志远.基于浮点制编码自适应遗传算法在模型识别中的应用[J].Application and Practice,2006,40(1):20-23.

[7] 谢培元,游大海,曾次玲.基于遗传算法优化 BP 网络的提前一天市场清算电价预测[J].电力自动化设备,2004,24(3):53-56.

[8] 陈泽淮,张 尧,武志刚. RBF 神经网络在中长期负荷预测中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2006,18(1):15-19.

(上接第 138 页)

[3] Taqqu M S, Willinger W, Sherman R. Proof of a fundamental result in self-similar trac modeling[J]. Computer Communication Review,1997,27:5-23.

[4] 姜灵敏,周 锋.上证指数盒维数的计量与特性研究[J].系统工程学报,2006,21(4):434-436.

[5] 张文修,梁 怡,吴伟志.信息系统与知识发现[M].北京:

科学出版社,2003:22-33.

[6] 韦萍萍.结合 ROUGH 集的决策树构建方法[J].重庆工学院学报,2007,21(9):101-103.

[7] 蒋 芸.一种基于粗糙集构造决策树的新方法[J].计算机应用,2004,24(8):21-23.

[8] 邵峰晶,于忠清.数据挖掘原理与算法[M].北京:中国水利水电出版社,2003:101-127.