

文章编号: 1000-5013(2011)03-0338-05

用 QCEA 优化的 RBF 神经网络 及其在股市预测的应用

张新红, 雷素娟

(华侨大学 数量经济研究院, 福建 泉州 362021)

摘要: 采用量子克隆进化算法(QCEA)对径向基函数(RBF)神经网络的参数进行优化学习,并通过对不同样本容量和量子旋转角的实验,将量子克隆进化算法优化的径向基函数神经网络应用于上证指数的预测分析中.仿真实验表明:经量子克隆进化算法优化的径向基函数神经网络将全局搜索和局部寻优有机地结合起来,收敛速度快、种群多样性好,并可有效抑制早熟现象.

关键词: 径向基函数;神经网络;量子克隆进化算法;股市;预测

中图分类号: TP 183; F 830.91

文献标志码: A

径向基函数(RBF)神经网络是 20 世纪 80 年代末提出的一种具有全局收敛的非线性学习算法的前馈网络,已被广泛应用于时间序列分析、模式识别、非线性控制和图像处理等领域.在 RBF 神经网络得到日益广泛应用的同时,也暴露出一些急需解决的问题及难点.许多研究通过引进进化算法来改进 RBF 神经网络^[1],使其能更好地逼近所要求解的问题,而且从理论上也可以证明,进化算法能在概率的意义上以随机的方式寻求到问题的最优解^[2-4].虽然在进化过程中,进化算法尽量维持个体多样性和群体收敛性之间的平衡,但是,它没有利用进化中未成熟的优良子群体所提供的信息,收敛速度很慢.如果能在进化中引入记忆和定向学习的机制,增强算法的智能性,则可提高搜索效率,解决进化算法中的早熟和收敛速度问题.本文将进化算法和量子理论相结合,引入量子克隆进化算法(QCEA)对 RBF 神经网络的参数进行优化.

1 应用量子克隆进化算法优化 RBF 神经网络

1.1 量子克隆进化算法

量子克隆进化算法是结合克隆算子和量子计算^[5-6]的机理提出来的.它建立在量子态矢量表达的基础上,将全局搜索和局部寻优有机地结合.另外,由于克隆算子的特殊结构及量子叠加态的结合,它能够避免种群陷于一个局部最优解,有效防止早熟.

量子克隆进化算法有如下 8 个步骤:(1) 初始化进化代数, $t=0$;(2) 初始化种群 $Q(t)$, $\alpha_i=1/\sqrt{2}$, 初始时以等概率出现;(3) 由 $Q(t)$ 生成 $P(t)$, 不同的编码方式采用不同的观察方式,文中采用进制编码;(4) 评价种群 $P(t)$ 的亲合度,保存最优解;(5) 进行停机条件判断,当满足停机条件时,输出当前最优个体,算法结束,否则继续;(6) 克隆 $Q(t)$, 生成 $Q'(t)$;(7) 对 $Q'(t)$ 进行量子变异,生成 $Q''(t)$;(8) 通过选择压缩 $Q''(t)$, 生成新个体 $Q(t)$, 当 $t=t+1$, 转到步骤(3).

1.2 RBF 神经网络优化的实现

基于 Matlab 的径向函数网络,一般采用 newrbe() 和 newrb() 函数设计网络.应用 newrbe() 函数设

收稿日期: 2010-11-12

通信作者: 张新红(1966-),女,教授,主要从事神经网络理论及其在经济建模中的应用的研究. E-mail: zxhhcz@hqu.edu.cn.

基金项目: 国务院侨办科研基金资助项目(04QSK05); 华侨大学高层次人才科研启动项目(05BS104)

计网络时,径向基神经元的数目与输入向量的个数相等,在输入向量较多的情况下,则需要很多的神经元. newrb()函数能更有效地进行网络设计,其每1次循环只产生1个神经元,而每增加1个径向基神经元,都能最大程度地降低误差. 如果未能达到精度要求则继续增加神经元,直至满足精度要求.

基于量子克隆进化算法的RBF神经网络是基于newrb()函数的,网络中心 c_i 引入随机机制,宽度 $\sigma = \log(-0.5)/sp$ 与原算法相同,每1次循环只产生1个神经元. 量子克隆进化算法优化的RBF神经网络的实现流程,如图1所示.

1.2.1 染色体编码 染色体是用来表示所求问题的候选解. 文中用它表示1个RBF神经网络及其连接权值,采用量子比特为染色体编码. 在量子进化算法中,最小的信息单元为1个量子比特. 1个量子比特的状态可取值为0或1,或任一叠加态,可以表示为 $|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$. 其中: α, β 为相应状态出现概率的两个复数(满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$); $|\alpha|^2, |\beta|^2$ 分别为量子比特处于状态0和状态1的概率.

设第 t 代量子染色体的群体为 $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_n^t\}$. 其中: n 为群体大小; t 为进化代数; q_j^t 为第 t 代种群中的第 j 个染色体. 因此,定义

$$q_j^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_m^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_m^t \end{bmatrix}, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

式(1)中: m 为量子位数,即量子染色体的长度.

1.2.2 初始化权重种群 在初始化群体 $Q(t)$ 中,量子染色体都被初始化为常数 $(1/\sqrt{2})$,这意味着1个量子染色体以相同的概率表示了所有可能的线性叠加态. 根据 q_j^t 中概率幅的取值情况构造长度为 m 的二进制串 p_j^t ,即产生 $[0, 1]$ 的1个随机数 R ,若 R 大于 $|\alpha_i^t|^2$,则对应位置取值为1;否则,取值为0,由此得到二进制串构成的种群为 $P(t)$;然后,评价 $P(t)$ 中的各个个体,并保留最优个体 b .

1.2.3 适应度计算 适应度是描述个体性能的主要指标. 将各个染色体应用于给定的RBF网络结构中,对样本集进行学习,采用网络的实际输出值和期望输出值之间的误差平方和的倒数作为适应度评价函数,即

$$f = 1 / \sum_{k=1}^N [y_k - \hat{y}_k]^2. \quad (2)$$

1.2.4 克隆运算 对当代初始群体 $Q(t)$ 中的染色体进行克隆,生成1个临时的克隆群体 $Q'(t)$. 即对于每1个二进制串解 p_j^t ,选择克隆比例为5. 随机产生1个数 $r(k)$,将其与 $1/m$ 进行比较,如果 $r(k)$ 小于 $1/m$,则 $b_i = 1 - b_i$,否则不变.

1.2.5 量子变异 变异可以提高群体中染色体的多样性,扩大搜索的范围,寻找更优秀的个体,提高适应度. 为了避免初始群体中优秀的染色体受到破坏,变异只作用于克隆后的临时群体 $Q'(t)$.

用量子旋转门的旋转角度可以表征量子染色体中的变异操作,进而方便地在变异中加入最优个体的信息,加快算法收敛. 因此,文中利用量子门变异来进化量子染色体,对克隆产生的二进制串与最优解二进制串进行比较,确定变异方向,设计量子旋转门^[7]为

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^t \\ \beta_i^t \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) - \sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) \cos(\theta_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) - \sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式(3)中: (α_i, β_i) 为第 i 个量子位; θ_i 为旋转角度. 将新生成的 $|\alpha_i|^2$ 与一随机数进行比较,如果该随机数大于 $|\alpha_i|^2$,则取值为1;否则,取值为0,产生新的克隆群体 $Q''(t)$.

1.2.6 克隆选择 将各二进制串解码,计算适应度,评价种群选出最优解.

1.2.7 算法终止条件 常使用的算法终止的标准有3种:收敛标准、时间标准、精度标准. 文中采用精

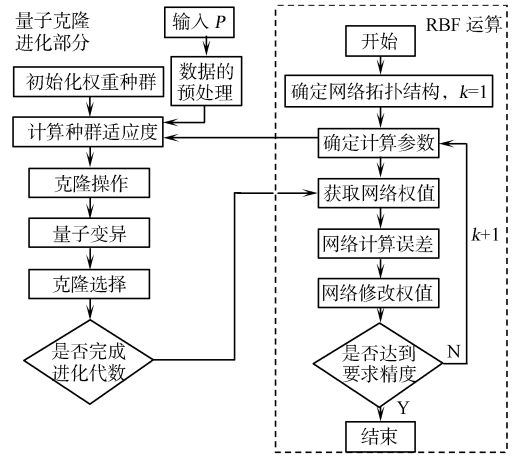


图1 RBF神经网络优化流程图

Fig. 1 Flow to optimize RBF neural network

度标准.

2 优化的 RBF 神经网络在股市预测中的应用

2.1 基本步骤

选取股票的每日开盘价、最高价、最低价、收盘价、成交金额作为研究对象,对股票市场进行分析.

2.1.1 样本数据的选取 网络所需样本的数量主要由两个因素决定:一是映射关系的复杂程度;二是数据中的噪音.映射关系越复杂,所需的训练样本就越多.样本的数目将随着噪音的增大而增加.

通常情况下,选择样本遵循如下 4 点原则^[8]: (1) 样本足够多; (2) 样本要求准确; (3) 样本具有代表性; (4) 样本分布均匀. 根据以上原则,选取上证 2006 年 6 月 26 日至 2006 年 11 月 17 日共 100 d 的数据作为训练及测试样本.

2.1.2 原始数据的归一化处理 系统是根据第 t d 的数据来预测第 $t+1$ d 的收盘价,原始数据值的大小往往相差很大,必须对原始数据进行归一化处理. 文中采用的算法为

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}.$$

式中: X_{\max} , X_{\min} 分别为原始数据的最大值和最小值.

2.1.3 输入输出变量的确定及网络的拓扑结构 选取第 t 天的开盘价、最高价、最低价、收盘价、成交金额做为网络输入,第 $t+1$ d 的收盘价做为网络输出. 因此,建立的 RBF 神经网络的输入节点数为 5,输出节点数为 1,隐层节点数在实验中调整.

2.1.4 染色体长度的确定 染色体的长度取决于求解的精度^[9]. 设定求解精度到 5 位小数,由于区间 $[-1,1]$ 长度为 2,必须分为 2×10^6 等分. 因为 $131\,072 = 2^{17} < 2 \times 10^6 \leq 1^{18} = 262\,144$,所以,编码的二进制串长至少需要 18 位.

2.2 上证收盘指数的仿真实验

确定量子克隆进化算法参数:种群规模为 10~80;克隆比例为 5;染色体长度为 18;每代种群最大迭代数为 100.

经量子克隆进化算法优化的 RBF 神经网络,其收敛速度及精度受样本大小及量子旋转角 $\Delta\theta$ 的影响较大,所以,分别以不同的样本容量及不同的旋转角的变异策略做实验.

2.2.1 样本大小的试验 为了确定最优的样本容量,选取大小不同的样本进行实验. 选择 2006 年 6 月 26 日至 2006 年 10 月 20 日之间 80 个样本作训练集,以及 2006 年 10 月 23 日至 2006 年 11 月 17 日之间的 20 d 的样本为检验集时,拟合效果最佳. 通过对不同样本容量的实验,发现改进后的 RBF 神经网络克服了原来网络容易陷入局部最小的缺点,增强了网络的泛化能力,提高了网络的训练误差精度.

2.2.2 量子旋转角的实验 在量子克隆进化算法中,量子旋转角的取值会影响网络模型的收敛速度及精度,因此,选择不同量子旋转角模型进行实验. 综合网络的训练误差、预测结果及预测准确度,得到能更好地拟合上证指数数据变化规律的量子旋转角策略,如表 1 所示.

表 1 选择量子旋转角策略
Tab. 1 Strategy of selecting quantum rotation angle

x_i	best	$f(x) \geq f(\text{best})$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i\beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	假	0	0	0	0	0
0	0	真	0	0	0	0	0
0	1	假	0	0	0	0	0
0	1	真	0.025π	-1	1	± 1	0
1	0	假	0.050π	-1	1	± 1	0
1	0	真	0.010π	1	-1	0	± 1
1	1	假	0.010π	1	-1	0	± 1
1	1	真	0.010π	1	-1	0	± 1

旋转角度 θ_i 的值由 $s(\alpha_i\beta_i)\Delta\theta_i$ 给出. 其中, $\Delta\theta_i$ 控制着算法收敛的速度, $s(\alpha_i\beta_i)$ 决定了向全局最优

解收敛的方向. 根据以上测试, 选取训练样本大小为 80, 量子旋转角如表 1 所示.

为了更好地说明量子叠加态的引入能更好地改进 RBF 神经网络, 将原始 newrb() 函数 RBF 神经网络、用克隆遗传算法改进的 RBF 神经网络和用量子克隆进化算法优化的 RBF 神经网络的仿真结果进行比较, 如图 2~4 所示. 图中: F 为精度, D 为样本点.

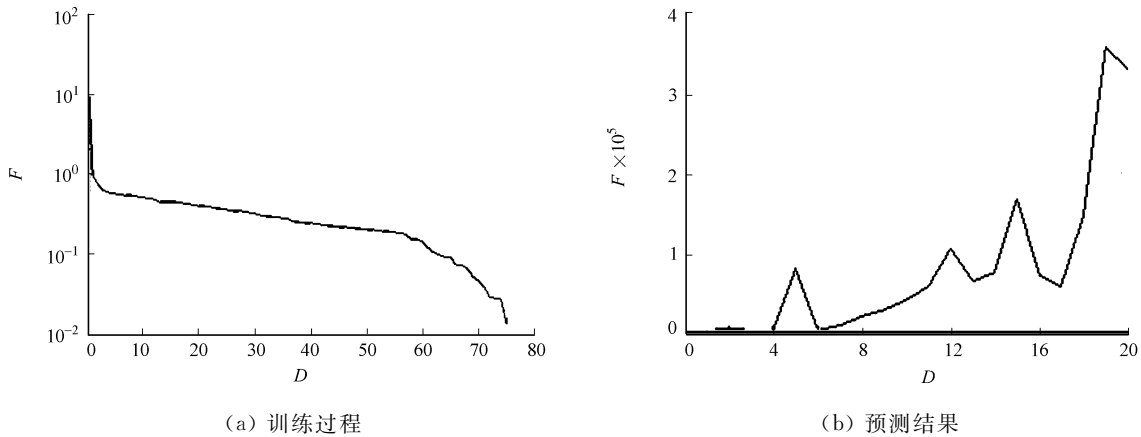


图 2 原始 newrb() 函数 RBF 神经网络的仿真结果

Fig. 2 Simulation results of RBF neural network based on newrb() function

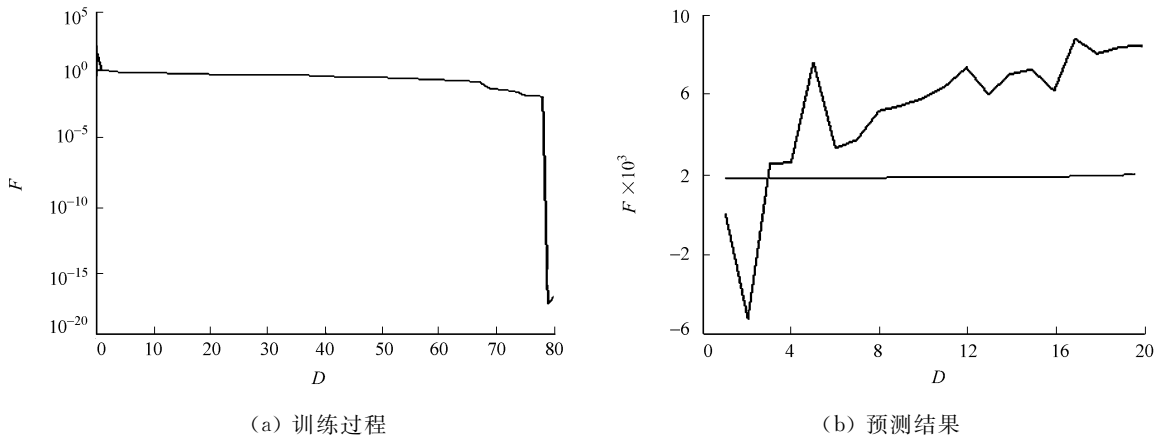


图 3 用克隆遗传算法改进的 RBF 神经网络的仿真结果

Fig. 3 Simulation results of RBF neural network optimized by clonal evolutionary algorithm

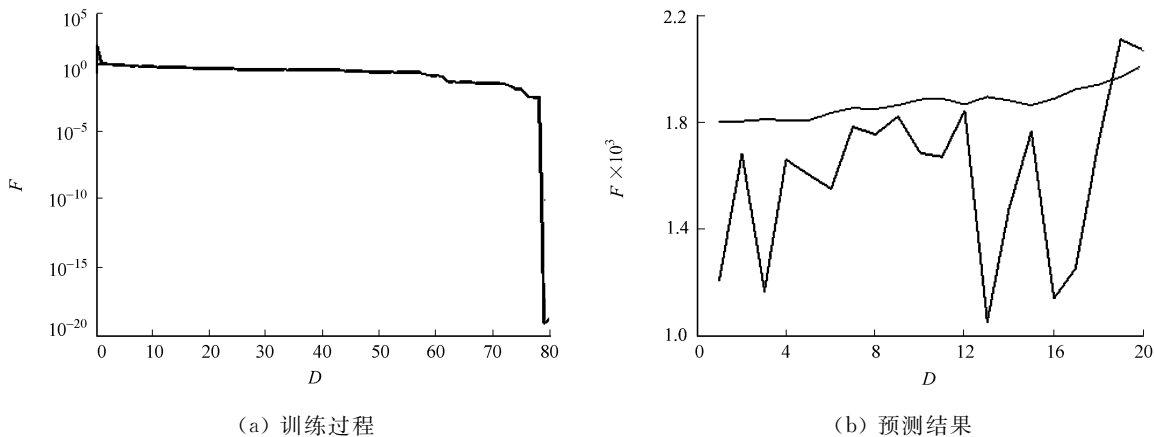


图 4 用量子克隆进化算法优化的 RBF 神经网络的仿真结果

Fig. 4 Simulation results of RBF neural network optimized by quantum clonal evolutionary algorithm

通过对图 2~4 的比较, 发现用克隆遗传算法改进的 RBF 神经网络已经很大程度地提高了网络训练的误差精度, 克服了原 RBF 神经网络陷入局部最小的缺点. 它极大地缩小了网络的预测误差范围, 由原来的 5 个数量级的误差减小在 $(-6\ 000, 9\ 000)$ 之内. 用量子克隆进化算法优化的 RBF 神经网络则在用克隆遗传算法改进的 RBF 神经网络的基础上引进量子染色体, 加大了种群变异的多样性, 进一步

提高了网络的误差精度,把预测误差范围控制在更小的范围(1 000,2 200)之内.

3 结 论

通过引入量子克隆进化算法来优化 RBF 神经网络,并应用在上证收盘指数的仿真实验,可得出以下几点结论.

(1) RBF 神经网络对训练样本可以以 0 误差逼近,但对训练样本外的数据进行预测的能力很不理想.量子克隆进化算法的引入改进了这一特性,把网络预测误差范围控制在一定的范围内;

(2) 算法的各种参数要综合起来考虑其对网络的影响,即要有快速收敛的能力,又要避免“过拟合”现象的出现.

(3) 用量子克隆进化算法优化的 RBF 神经网络具有比传统 RBF 神经网络更好地逼近性能,且该算法在处理股票数据这种非线性时间序列的预测方面,具有很好的推广能力和应用价值.

参考文献:

[1] 杜海峰,焦李成,公茂果,等. 免疫克隆选择算法与进化算法[C]// 中国人工智能学会第 10 届学术年会. 广州:[s. n.],2003:694-699.

[2] BENTLEY P J,WAKEFIELD J P. Overview of ageneric evolutionary design systems[EB/OL]. [1996-05-22]. <http://www.biocle.nuee.nagoy-u.ac.jp/WEC2/>.

[3] 李敏强. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2002.

[4] BACK T,SCHWEFEL H P. An overview of evolutionary algorithms for parameter optimization[J]. Evolutionary Computation,1993,1(1):1-24.

[5] 焦李成. 免疫优化计算、学习与识别[M]. 北京:科学出版社,2006.

[6] 李承祖. 量子通信和量子计算[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2004.

[7] 王凌. 量子进化算法研究进展[J]. 控制与决策,2008,23(12):1321-1326.

[8] 张新红. 非参数估计的小波网络经济预测模型[J]. 华侨大学学报:自然版科学版,2003,24(1):105-108.

[9] 王小平,曹立明. 遗传算法:理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.

Optimized RBF Neural Network and Application
in Stock Market Based on Quantum Clonal

ZHANG Xin-hong, LEI Su-juan

(Institute of Mathematical Economics, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: The paper adopts quantum clonal evolutionary algorithm (QCEA) to optimize the data of radial basis function (RBF) neural network. Based on the practice of testing different samples and quantum rotation angle, the RBF neural network optimized by the QCEA can be applied to analyse the Shanghai stock composite index. The simulation results indicate that the RBF neural network optimized by QCEA can realize the full searching and partial searching for the best, which has a high convergence speed and good group diversity and avoids the premature convergence to some degree.

Keywords: radial basis function; neural network; quantum clonal evolutionary algorithm; stock market; forecasting

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 司福成)