

基于 Matlab 的遗传算法解决多峰 RBF 神经网络模型全局最优化问题

王瀚艺, 贺 三

(西南石油大学, 四川 成都 610500)

摘要: 以多峰 RBF 神经网络模型为例, 研究了结合 Matlab 神经网络工具箱和遗传算法工具箱建立神经网络模型并求解模型的全局最优解, 同时比较该模型中不同交叉算子对遗传算法全局寻优能力的影响。结果表明, 采用启发式交叉算子能有效抑制遗传算法的早熟, 提高其全局寻优能力, 为用遗传算法解决多峰神经网络模型全局最优化问题提供了一种有效的途径。

关键词: 遗传算法; 神经网络; 多峰; 优化; Matlab

中图分类号: TP183; O244

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)13-0003-04

GA solving globe optimal problems of multi-peak RBF neural network model based on Matlab

WANG Han-Yi, HE San

(Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: This paper takes multi-peak RBF neural network model as an example, aims at solving this kind of problem by genetic algorithm based on Matlab neural net toolbox and genetic algorithm toolbox. Different crossover operators' influence on the optimization also presented. The results indicate that the heuristic crossover operator can prevent GA from early convergence and improve its global optimizational ability. The method used in this paper can offer an alternative way to solve optimal problems of multi-peak neural network using genetic algorithm.

Key words: genetic algorithm; neural network; multi-peak; optimization; Matlab

在神经网络模型的优化问题中, 难以用传统的方法求其最优解, 因此人们常常倾向于采用现代智能优化算法, 如遗传算法、退火算法等对神经网络结构进行优化并求其最优解。但是由于神经网络(NN)和遗传算法(GA)的编程实现非常复杂, 不利于科研人员的使用, 而采用传统的 B、C/C++、Fortran 语言的编程方法无论是在神经网络的建立还是用遗传算法处理神经网络模型的优化问题中都显得十分繁琐, 也有很大的难度, 通用性不强^[1]。

Matlab 是一种开放式软件, 经过一定的程序可以将开发的优秀的应用程序集加入到 Matlab 工具的行列。Matlab 本身同时具有神经网络和遗传算法 2 个工具箱, 若能将其联合使用来实现 GA 解决神经网络全局最优化问题, 则对科研和工程人员来说是一种简单而快捷的

方法。参考文献[2-4]中讨论了如何将遗传算法与神经网络相结合优化神经网络的结构和参数, 减少神经网络模型与实际对象间的误差, 参考文献[5]讨论了用约束优化法求解 BP 神经网络模型最优输入参数。本文结合 Matlab 神经网络工具箱和遗传算法工具箱, 以基于径向基(RBF)的多峰神经网络模型为例, 直接把生成的神经网络模型写入遗传算法的适应度函数并采用启发式交叉算子求取模型的全局最优解, 同时与采用其他交叉算子的遗传算法结果比较。结果表明联合运用神经网络和遗传算法工具箱, 通过函数传递的方式编写简单的代码就可以运用 GA 求取神经网络模型的最优解, 同时对于多峰的 NN 模型, 采用基于启发式交叉算子能有效抑制 GA 的早熟。

1 RBF 神经网络

1.1 RBF 网络原理简介^[6-8]

径向基函数 RBF 神经网络模型结构简单、学习收敛速度快,能够最佳逼近任意非线性函数,具有全局最优的性能。RBF 模型的基本思想是把网络看成对未知函数的逼近,任何函数都可以表示成一组基函数的加权和,也即选择各隐层神经元的传输函数,使之构成一组基函数来逼近未知函数。RBF 模型的基本结构是三层前向神经网络。第一层是输入层,由信号源节点组成;第二层是隐含层,对问题变换,变换函数是非负非线性、对中心点径向对称;第三层是输出层,对输入作出响应。

1.2 RBF 网络模型实例

为了让模型具有典型性,同时验证 GA 对该模型的全局寻优能力,选取多峰 Rastrigin 函数^[9]为神经网络模型的逼近函数,其定义如下:

$$Ras(x) = 20 + x_1^2 + x_2^2 - 10(\cos 2\pi x_1 + \cos 2\pi x_2) \quad (1)$$

1.3 RBF 神经网络模型建立

使用 MATLAB 神经网络工具箱(NNT)的 GUI 工具建立网络并对网络进行初始化、训练、仿真和应用等各种操作非常方便,界面友好直观,只运用少量神经网络的命令函数即可。在 Matlab 2008b 中,设计 RBF 神经网络的函数命令是:

```
net=newrb(X,Y,goal,spread,MN,DF)
```

其中, X 和 Y 分别为输入样本向量、输出目标向量; $goal$ 为网络的目标误差; $spread$ 为扩展常数; MN 为神经元个数的最大值; DF 为训练过程的显示频率。在学习过程中,函数可自适应增加 RBF 网络的隐层节点数直到目标误差的要求。

对网络进行仿真的格式为:

```
Y'=sim(net,X')
```

X' 为模型的归一化输入矩阵,是模型 net 的仿真结果。

建立 RBF 神经网络模型:输入向量 x 取二维空间 $[-5, 5]$ 范围内随机数,并将其带入 Rastrigin 函数求得输出向量 F 。通过命令 `net=newrb(x,F)` 建立名为 net 的 RBF 神经网络模型,缺省参数适用默认值。完成模型建立之后,通过仿真函数 `sim` 和作图函数 `mesh` 画出该 RBF 神经网络模型的仿真图。如图 1 所示。

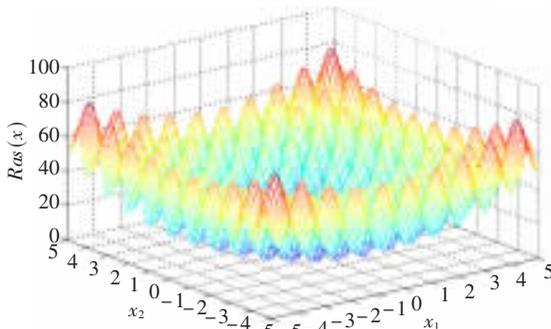


图 1 RBF 神经网络模型

该 RBF 模型有多个局部最小值,在 $[0, 0]$ 处有全局最小值 0,其输入约束为 $-5 \leq x_i \leq 5, (i=1, 2)$ 。

2 遗传算法工具箱求解

2.1 遗传算法工具箱简介

Matlab 遗传算法工具箱(GAT)提供了对各种优化问题的完整解决方案。其简洁的函数表达、多种优化算法的任意选择、对算法参数的自由设置,可使用户方便灵活地使用优化函数。遗传算法工具箱的构造合理,扩展方便,具有简单、易学、易用、易修改的特点。主程序 `ga.m` 提供了遗传算法工具箱与外部的接口,它通过调用适应度函数文件与实际问题建立关联。同时工具箱提供了多种适应度的尺度变换函数、选择函数、变异函数和终止参数。

遗传算法的许多算子(如选择、杂交、变异等)都是针对所谓的染色体进行的,染色体实质是一个向量,可将其看成一个 $1 \times N$ 的矩阵,因而这些算子实质上是一些矩阵运算。而 Matlab 的基本数据单元就是一个维数不加限制的矩阵。在这种环境下,用户无需考虑大量有关矩阵算法的低层问题,更不必深入了解相应算法的具体细节。因而利用 Matlab 编程可以节省大量的时间和精力。

2.2 系统参数的选取所遵循的原则^[10]

(1) 种群数目 N : 种群数目 N 会影响 GA 的有效性。 N 太小,GA 计算结果会很差或根本找不出问题的解。因为太小的种群数目不能提供足够的采样点; N 太大,会增加计算量,使收敛时间延长。一般种群数目在 20~160 之间比较合适。

(2) 交叉概率 P_c : 此参数控制着交叉操作的频率。 P_c 太大,会使高适应值的结构很快破坏掉; P_c 太小,搜索会停滞不前。一般取 0.25~0.75。

(3) 变异概率 P_m : 它是增大种群多样性的一个因素。 P_m 太小,不会产生新的基因; P_m 太大,会使 GA 变成随机搜索。一般 P_m 取 0.01~0.20。

2.3 交叉算子

在遗传算法的操作算子中,交叉算子因其全局搜索能力而作为主要算子。变异算子因其局部搜索能力而作为辅助算子。交叉运算是遗传算法区别于其他进化算法的一个重要特征,在遗传算法中起关键作用,是产生新个体的最主要方法,它直接影响着算法的最终实现和性能。工具箱中提供了启发式、散布式、单点式、两点式、算术式和中间式几种交叉算子,其中启发式(heuristic)交叉算子是以线性构建方式为基础的交叉运算符,其特点为:以目标函数确定搜索方法,产生一个后代或根本不产生后代。

假设选择的双亲为 X 和 Y ,如果 X 比 Y 优秀,则按照方程产生一个子代 X' ,其中参数 R 决定子代离 X 的距离。如果产生的 X' 为不可行解向量,例如方程所示,

当可行性等于 0 时,将产生 0 到 1 之间的随机数 α 并用方程求解。如果经过多次尝试后,没有发现满足约束条件的后代,算子终止并不再产生后代。

$$X' = \begin{cases} Y + R(X - Y), & 0 \leq R \leq 2 \\ \alpha X + (1 - \alpha)Y, & \alpha = U(0, 1) \end{cases} \quad (2)$$

$$\alpha X + (1 - \alpha)Y, \quad \alpha = U(0, 1) \quad (3)$$

$$\text{可行性} = \begin{cases} 1, & x'_i \geq a_i, x'_i \leq b_i, \forall i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中 a_i 和 b_i 分别为变量 i 的下界和上界。

2.4 算法编码

编写适应度函数 M 文件:

```
function fitness=rasga(net,x)
fitness=sim(net,x') %直接调用生成的 RBF 网络和神经网络工具箱中的仿真函数
end
设置参数和调用遗传算法的程序主体部分:
fitnessfcn=@(x)rasga(net,x)
nvars=2;lb=[-5 -5];ub=[5 5];
options=gaoptimset; %所有参数初始化为默认值
options=gaoptimset(options,'PopInitRange',[3;4]);
options=gaoptimset(options,'PopulationSize',100);
options=gaoptimset(options,'Generations',150);
options=gaoptimset(options,'TolFun',1.0000e-010);
options=gaoptimset(options,'CrossoverFcn',{@crossoverheuristic 2});
options=gaoptimset(options,'MutationFcn',{@mutationadaptfeasible});
[x,fval]=ga(@(x)rasga(net,x),nvars,[],[],[],[],lb,ub,[],options);
```

为了验证交叉算子是否能够能够有效引导遗传算法的进化方向,作者将第一代种群初始化使其在 $3 \leq x_i \leq 4$, ($i=1,2$) 内完全随机地产生每个基因位上的基因。

算法采用实数编码,变量维数为 2,变量范围为 $[-5,5]$,种群初始化范围为 $[2,4]$,种群规模为 100。最大遗传代数为 150,优化目标函数精度 10^{-10} ,采用启发式交叉算子,自适应变异,其他参数使用缺省值,如适应度尺度变换用排名变比函数,选择函数用均匀分布选择法,交叉概率为 0.08,变异概率为 0.01

2.5 运算结果及分析

运行结果如图 2 所示。

但遗传算法采用的是概率性规则而不是确定性规则,所以每次得出的结果不完全相同,多运行几次以验证概率正确性,同时给出了采用其他几种基于不同交叉算子的遗传算法运行结果,见表 1。

从表 1 可以看出,当系统参数选取适中,基于启发式交叉算子的遗传算法在多峰 RBF 神经网络模型优化问题中具有最好的全局寻优能力,基于中间式的遗传算法次之,每运行 3~5 次能有一次找到全局最优解,再次是算术式和单点式,寻优能力最差的是散布式和两点

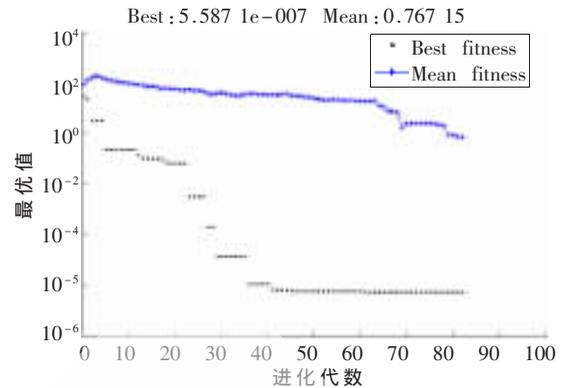


图 2 启发式交叉算子遗传算法进化过程及运行结果

表 1 不同交叉算子的运行结果

交叉算子	运行次数	最佳染色体 $x_0(x_1, x_2)$		最优值 F
		x_1	x_2	
启发式 heuristic	1	0	0	5.342 598 115 021 246E-7
	2	0	0	1.364 301 056 128 169 9E-6
	3	0	0	1.108 420 178 752 567 2E-6
散布式 Scattered	1	1.99	1.99	7.959 662 537 702 457
	2	2.985	2.985	17.909 242 525 377 408
	3	2.985	2.985	17.909 202 066 862 12
两点式 Two Point	1	1.99	1.99	7.959 662 764 945 165
	2	2.985	2.985	17.909 201 891 773 478
	3	2.985	2.985	17.909 201 895 498 768
算术式 Arithmetic	1	1.99	1.99	7.959 662 500 449 554
	2	1.99	1.99	7.959 662 504 174 844
	3	1.99	1.99	7.959 662 515 350 715
单点式 One Point	1	0.995	0.995	1.989 918 952 488 437 8
	2	1.99	1.99	7.959 662 750 044 004
	3	1.99	1.99	7.959 662 925 132 648
中间式 Intermediate	1	1.99	1.99	7.959 662 500 449 554
	2	1.99	1.99	7.959 662 496 724 263
	3	0	0	9.736 112 360 769 766E-7

式,极易陷入局部最优解。此外在运算中发现,交叉算子对 GA 运算时间基本没有影响,而影响运算时间的主要因素是种群的大小和终止参数的设定。种群越大,每一代种群耗费计算时间越多。以上各次运算时间都在 120 s~150 s 范围内且运算终止原因都是由于达到终止目标函数精度(TolFun),TolFun 越小,运行时间越长。因此在用 GA 求解多峰 RBF 神经网络模型全局最优解时,首先采用启发式交叉算子进行试算,易得到较好的结果。

本文采用 Matlab 的神经网络工具箱建模,利用开放性函数和 GUI 集成化、模块化的特点,避免了用传统编程语言的复杂工作。同时发掘了 Matlab 环境下联合运用神经网络和遗传算法工具箱进行 GA 解决神经网络最优化问题的具体实现技术,提高了应用效率。利用 Matlab 的强大的矩阵运算能力,使用者可以避免维护遗传算法种群和染色体的数据结构的繁重编程工作,节省大量编

程时间和精力,将精力集中在遗传算法的改进和具体问题的应用中。

在其他参数相同时,交叉算子的选择对多峰神经网络的优化结果影响较大,相比于其他交叉算子,在多峰模型寻优能力上,采用基于启发式交叉算子的GA能较好地抑制GA的早熟现象,使计算结果不受或少受系统初始条件的影响,提高了GA全局寻优能力,从而可以较准确地求出RBF神经网络模型的全局最优解。

参考文献

- [1] 王晓芳,杨荣.VC++编程实现遗传算法对神经网络权重的优化[J].计算机应用,2004,24(1):137-138.
- [2] 许小封,张浩,柳霆.基于并行遗传算法的神经网络在优化设计中的应用[J].电子工程,2006(2):50-56.
- [3] 陈小平,赵鹤鸣,杨新艳.遗传前馈神经网络在函数逼近中的应用[J].计算机工程,2008,34(20):24-28.
- [4] 张伟栋,叶贞成,钱锋.基于混合编码的遗传算法在神经网络优化中的应用[J].华东理工大学学报(自然科学版),2008,34(1):108-110.

- [5] 裴旭东,黄聪明.对象输入参数优化的人工神经网络方法[J].北京理工大学学报,2002,20(1):61-64.
- [6] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. The University of Michigan Press, 1975.
- [7] BIANCHINI M, FRASCONI P, GORI M. Learning without local minimal in radial basis function networks [J]. IEEE Transactions Neural Networks, 1995,6(3):749-756.
- [8] 王伟.神经网络原理——入门与应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,1995.
- [9] 武晓今,朱仲英.遗传算法多样性测度问题研究[J].信息与控制,2005,34(4):416-422.
- [10] 陈广洲,解华明,鲁祥友.Matlab遗传算法工具箱在非线形优化中的应用[J].计算机技术与发展,2008,18(3):246-248.

(收稿日期:2010-03-15)

作者简介:

王瀚艺,男,1987年生,本科生,主要研究方向:数字模拟优化计算。

电子技术应用
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE
www.chinaAET.com