

文章编号: 1001-0920(2003)05-0607-04

## 基于多种群进化小生境遗传算法的 神经网络进化设计方法研究

李智勇, 童调生

(湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 针对神经网络进化设计问题中模型解基因编码与模型解空间的特点, 提出了多种群进化小生境遗传算法。该神经网络进化建模方法设计简单、通用, 模型性能评价全面合理, 全局搜索效率高。电力负荷预测支持系统的实际应用效果表明此方法是有效的, 具有一定的应用推广价值。

**关键词:** 神经网络; 遗传算法; 多种群进化; 小生境

**中图分类号:** TP183      **文献标识码:** A

## Research on ANN evolutionary design method based on populations evolution niche genetic algorithm

LI Zhi-yong, TONG Tiao-sheng

(College of Electric and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Aiming at the gene coding features and the model solutions' characteristics of neural network (NN) evolutionary design, a populations evolution niche genetic algorithm (PENGA) is proposed. The new ANN modeling method based on PENGA has the superiority of computation complicity, model performance evaluation and whole search efficiency. The application in power load forecasting support system (PLFSS) demonstrates the effectiveness of this method.

**Key words:** ANN; Genetic algorithm; Populations evolution; Niche

### 1 引言

将进化计算方法与神经网络相结合, 用于解决非线性系统建模问题已得到广泛重视<sup>[1]</sup>。如果把神经网络模型的优化设计看作是一个网络结构与联接权值空间的进化计算优化问题, 则其性能函数显然是一个无界、离散、非连续、非可微的复杂曲面, 包括网络训练误差、网络结构复杂度、网络泛化能力和网络学习能力等多方面因素。训练算法采用网络结构与联接权值联合编码并同时进化的策略, 问题解空间则是网络结构离散空间与节点联接权值连续空间的有机结合, 它由一系列局部子解空间组成。子空间

内的寻优问题实际上是固定网络结构的神经网络最优联接权值连续优化问题, 而在全局则是混合的多峰优化问题。借鉴多峰函数优化中峰的概念, 可将子空间中的局部最优个体作为解空间的峰, 解空间全局寻优即是在各局部峰之间寻优<sup>[2]</sup>。

采用此编码策略的神经网络进化设计问题, 具有如下特点: 1) 解空间是多峰的, 可依据这些峰划分一系列子空间; 2) 子空间划分基于特定的基因段标识, 即神经网络结构基因段, 进化个体结构基因的唯一性决定其所属于子空间; 3) 子空间划分对于解空间全局是“完备”的, 而且子空间之间是“隔离”

收稿日期: 2002-05-08; 修回日期: 2002-10-19。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60272051)。

作者简介: 李智勇(1971—), 男, 湖南长沙人, 博士生, 从事智能控制、智能计算等研究; 童调生(1936—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事最优控制、智能控制等研究。

的,用集合论的语言描述,即如果集合  $P$  代表解空间全局,  $P_1, P_2, \dots, P_N$  代表所有子空间,则有  $\bigcup_{i=1}^N P_i = P$ , 且对任意的  $1 \leq i, j \leq N$ , 有  $P_i \cap P_j = \emptyset$ 。

对于多峰函数寻优问题,遗传算法一般采用小生境技术处理。针对神经网络进化设计问题求解空间多峰的特点,采用小生境与多种群技术,是神经网络进化设计与结构进化训练的一种新方法。

## 2 多种群进化小生境遗传算法

### 2.1 小生境技术与多种群进化思想

简单遗传算法(SGA)在处理多峰函数优化问题时容易出现“早熟”现象,其原因是简单遗传算法缺乏对个体多样性的保护与摆脱局部极优点的机制,而这正是多峰问题搜索到全局最优解的必要条件。基于适应值共享机制的小生境技术,在选择复制前把所有进化个体依据峰的半径  $\sigma$  或峰的个数  $k$  等划分为一系列小生境,形成“地理隔离”,将个体规模较大的小生境中个体适应值按其群体规模以一定比例适当降低<sup>[2,3]</sup>。林焰等提出了基于种群“生殖隔离”机制的小生境遗传算法<sup>[4]</sup>。这些技术在一定程度上达到了保护种群多样性的目的,有效地提高了最优解搜索效率。

但这些小生境方法中小生境划分(即子空间划分或种群划分)一般基于个体适应值、基因空间距离等属性,忽视群体基因特征与属性之间的关系;重视种群间资源竞争,忽视种群层次的遗传操作。事实上,自然界生物个体除了作为个体参与进化外,还分化为许多不同的种群,生物的进化表现为大量个体与许多种群同时演化。不同种群表现出的不同外在特征是由其种群基因不同决定的。种群作为一个整体,通过种群间杂交、融合、变异而产生新的种群,也可能因优胜劣汰而消亡。生物个体的杂交与变异一般只同种群内进行。

基于上述多种群进化的思想,并借鉴分层遗传算法与并行遗传算法的原理,本文所提出的基于多种群进化机制的小生境遗传算法(PENGA)的基本思想是:1)先确定问题解的基因编码,根据解空间特征与适应值函数曲面的先验知识设定种群基因;2)由种群基因进行对应的种群子空间划分,对各种种群个体并行地实施最优个体保持的种内进化,其种群规模依据种群“进化能力”进行调整;3)对进化过程中的“成熟种群”提取当前最优个体,提交给“超级个体集合”,并对这些种群实施种群基因的杂交、变异等进化操作,以产生新种群分别替代原种群继

续演化;4)记录当前各种群最优个体的“超级个体集合”,同时进行超级个体与种群适应值计算、种群变异方向的指导与算法结束条件判定。

### 2.2 多种群进化的概念定义与算法设计

**定义 1** 问题解空间:对于一给定的优化问题,其所有可能候选解的集合称为该问题的问题解空间,简称解空间;种群:具有一定相同基因特征的个体集合称为种群子空间,简称种群。

**定义 2** 种群基因:体现种群基因特征的部分基因串称为种群基因,它唯一标识个体所属的种群。种群划分:是定义在遗传基因  $\{pg, *\}$  上的基因串,其中:  $pg$  表示已定义的种群基因,  $*$  表示个体自由基因。显然,对于给定的种群划分  $\{pg, *\}$ ,  $pg$  的不同定义对应于一系列不相交的种群子空间,所有这些种群子空间并集完整地组成解空间,  $pg$  的基因串长度  $L$  称为种群划分的阶。显然,对于二进制基因编码方法,一个阶为  $L$  的种群划分对应于  $2^L$  个进化种群。

**定义 3** 种群进化周期( $T$ ):种群层进化操作相对于种群内个体层进化操作的周期,一般用个体层进化代数的正整数表示。种群进化能力( $D$ ):代表种群搜索最优解的“爬山”能力,一般用两次种群层次进化操作间该种群最优个体适应值提高的效率表示,即

$$D(t) = \frac{f_{\max}(t) - f_{\max}(t-T)}{f_{\max}(t)} \quad (1)$$

其中  $f_{\max}(t)$  表示  $t$  时刻该种群最优个体的适应值。

**定义 4** 成熟种群与成长种群:取小正数  $\alpha(0 < \alpha < 1)$  为种群进化能力阈值,若  $t$  时刻种群进化能力  $D(t) > \alpha$ , 则称该种群为成长种群,反之称为成熟种群。

**定义 5** 种内进化:对于给定的种群划分  $\{pg, *\}$  与种群基因定义  $pg_i$ , 唯一确定了种群  $P_i$ , 种群内个体间对于  $*$  部分的基因交叉、变异与选择复制等进化操作称为种内进化。种外进化:成熟种群的种外交叉概率  $P_{oc}$  与种外变异概率  $P_{om}$  进行种群基因  $pg$  部分基因串交叉与变异操作,产生新的种群基因;再对其所有个体自由基因重新初始化,从而产生新种群的过程称为种外进化。

多种群进化小生境遗传算法可描述如下:

Step 1: 对问题进行基因编码,并根据问题解先验知识确定种群划分  $\{pg, *\}$ ;

Step 2: 设种群划分的阶为  $L$ , 随机设定  $N$  ( $N < 2^L$ ) 个种群基因  $pg_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), 初始化为  $N$  个

种群  $P_i (i = 1, 2, \dots, N)$ , 种群规模初始设为  $M$ , 解空间总规模为  $N \times M$ ;

Step 3: 初始化种内交叉概率  $P_c$ , 种内变异概率  $P_m$  等种内进化参数; “超级个体集合”置为空, 初始化种群进化周期  $T$ , 种群成熟度阈值  $\alpha$ , 种外交叉概率  $P_{oc}$ , 种外变异概率  $P_{om}$ , 算法收敛条件参数等;

Step 4: 基于最优保持基本遗传算法, 对  $N$  个种群并行进行  $T$  代种内进化计算;

Step 5: 计算各种群进化能力, 对于成熟种群转 Step 6, 而成长种群转 Step 8;

Step 6: 成熟种群向超级个体集合提交种群符合要求的最优个体, 若已达到超级个体集合控制规模, 则用新的种群最优个体替换适应值最低的超级个体, 同时超级个体集合重新计算其超级个体与种群的适应值并排序, 计算种外变异的方向, 判断算法是否收敛, 若收敛则转 Step 9, 否则转 Step 7;

Step 7: 依据种外交叉与变异概率及种外变异方向, 对成熟种群的种群基因实施交叉与变异操作, 重新初始化其种群个体, 种群规模重设为  $M$ ;

Step 8: 对成长种群根据“种群进化能力”调整其种群规模: 所有成长种群预先设其规模为最小种群规模  $M_0 (0 < M_0 < M)$ , 再采用赌轮法并依据种群进化能力分配余下种群个体规模, 直至达到  $N \times M$ , 并转 Step 4;

Step 9: 提交“超级个体集合”中的候选解并解码为模型解, 算法结束。

### 2.3 算法收敛性分析

由定义 2 可知, PEN GA 计算过程中任意一种合法的种群划分定义都可完备地分割与表示整个问题解空间。因此对特定的应用问题, 一般只需采用预定的一种种群基因划分方式。下面据此假设分析其全局收敛性。

**定理 1** PEN GA 以概率 1 收敛于全局最优解。

**证明** 不妨设问题  $P$  为 PEN GA 优化问题,  $f^*$  为其全局最优适应值, 即  $f^* = \max\{f(x) | x \in P\}$ 。设其预设种群划分为  $\{pg, *\}$ , 种群基因长度为  $L$ , 进化子种群数为  $N$ , 总的种群规模为  $N \times M$ , 超级个体集合的规模为  $S$ , 则可令  $t$  时刻总体进化种群表示为  $N$  个子种群的集合  $\{P_1(t), P_2(t), \dots, P_N(t)\}$ , 超级个体集合为  $\{f_1^*(t), f_2^*(t), \dots, f_s^*(t)\}$ , 其中  $P_i(t) = \{x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{iK_i}(t)\}$  代表  $t$  时刻  $i$  子种群群体,  $K_1(t) + K_2(t) + \dots + K_N(t) = N \times M$ 。

假设  $Z(t) = \max\{f_1^*(t), f_2^*(t), \dots, f_s^*(t)\}$ , 则待证命题可表示为  $\lim_t P(Z(t) = f^*) = 1$ 。

根据超级个体集合的保留与更新规则可知, 进化过程中若某子种群收敛于  $f^*$ , 则肯定全局收敛于  $f^*$ , 即 PEN GA 全局收敛的概率大于其任意子种群收敛于全局最优解的概率。对于任意的子种群  $P^*$ , 有

$$\lim_t P(Z(t) = f^*) \\ \lim_t P(\max\{f(x) | x \in P^*(t)\} = f^*) \quad (2)$$

PEN GA 中各子种群的种内进化属于典型的“精英保持”策略 SGA 过程, 在局部将以概率 1 收敛到其种内最优值<sup>[5]</sup>。由 PEN GA 中子种群对解空间分割的完备性易知, 至少存在某一种群  $P^*$ , 其种内最优适应值等于全局最优适应值  $f^*$ , 即  $f^* = \max\{f(x) | x \in P^*\}$ ; 而且 PEN GA 中的成熟种群即为趋于收敛的种群。因此若  $P^*$  在进化过程中成为成熟种群, 则趋于收敛到其种内最优解  $f^*$ , 即有

$$\lim_t P[(\max\{f(x) | x \in P^*(t)\} = f^*) / P^*] = 1$$

PEN GA 中种群层次的成熟种群选择、交叉、变异等进化操作实际只影响种群基因段  $pg$ , 可看作种群基因段  $pg$  上的齐次马尔可夫链, 因此对于任意的子种群是遍历的<sup>[5]</sup>。对于子种群  $P^*$ , 有  $\lim_t P(P^*) = 1$ 。综上所述, 有

$$1 - \lim_t P(Z(t) = f^*) \\ \lim_t P(\max\{f(x) | x \in P^*(t)\} = f^*) \\ \lim_t P[(\max\{f(x) | x \in P^*(t)\} = f^*) / P^*] \times \\ \lim_t P(P^*) = 1 \times 1 = 1 \quad (3)$$

即  $\lim_t P(Z(t) = f^*) = 1$

## 3 基于多种群进化小生境遗传算法的神经网络进化设计方法与应用

### 3.1 应用于神经网络进化设计中的关键策略与经验参数

1) 神经网络进化设计问题采取网络结构与联接权值同时编码的策略, 神经网络结构信息可采用二进制方式编码; 而联接权值信息则可采用实数编码方式, 避免基因表达精度与编码长度间的矛盾。如结构为 3-4-2 的 3 层 MLP 网络, 其基因编码可表示为  $\{3, 4, 2; W_{34}^1, W_{42}^2\}$ , 其中  $W_{ij}^k$  表示第  $k$  层与第  $k+1$  层之间的结点联结权值  $i \times j$  二维实数编码矩阵。而种群基因选择网络结构基因部分即可, 例如上述问题的示例 MLP 网络种群基因为  $pg = \{3, 4, 2\}$ 。

2) 为提高神经网络权值优化搜索的效率, 本文算法种内进化 SGA 可采用一些提高收敛速度的改

进方法与策略,如自适应交叉、变异概率方法、优良模式自学习方法、混合搜索方法等。算法中“进化效率优先”的种群规模调整策略也是促使种群快速收敛的关键之一。

3) 提高多峰函数优化问题全局收敛速度的关键是引导种群快速搜索到全局最优峰。本算法中根据成熟种群进化过程中给出的一系列局部峰,可以指导算法搜索更有效地进行。对MLP或RBF模型,由先验知识可知:若某种群成熟收敛后最优个体仍不能满足模型精度要求,即可将此作为模型解的“最低结构复杂度”,相反则作为“最高结构复杂度”模型。依此不断逼近用于种外进化方向性指导,避免无效种群基因搜索区域,与一般进化设计方法比较,可有效地提高全局收敛速度。

4) 一般根据设计者对神经网络模型解的要求,可设置不同的算法全局收敛条件,如: 模型指标: 最优个体达到算法预设的网络训练误差、网络学习能力与网络泛化能力等指标,则算法收敛; 进化世代: 整体解空间进化达到预设的世代数,选择超级个体集中最优个体作为全局最优个体而算法收敛; 种群收敛: 不断调整模型收敛指标,使各种群基因逐步收敛逼近到唯一种群,选择该种群的最优个体作为全局最优个体而算法收敛。

5) 算法中各主要参数控制了神经网络模型解不同性能指标,根据应用问题要求合理设置这些参数,可使设计者获得满意的神经网络模型解。在仿真与实际应用中,一般情况下比较适宜的取值范围为  $N = 3 \sim 10$ ,  $T = 50 \sim 100$ ,  $\alpha = 0 \sim 0.01$ ,  $P_{oc} = 0.3 \sim 0.9$ ,  $P_{om} = 0.05 \sim 0.3$ 。其中: $N$ 的取值取决于计算机的物理内存; $T$ 越大, $\alpha$ 越小,则局部搜索能力越强,收敛越慢,反之则全局收敛较快,但节点权值精度较差;种外交叉与变异的概率比一般简单遗传算法的交叉与变异概率大。

### 3.2 应用实例

短期与超短期电力负荷预测结果是电力生产与电力市场决策的主要依据,传统方法难于满足预报精度的要求,模型修正困难,不具有自学习能力,而神经网络模型则能较好地解决传统方法面临的难题。采用多种群进化的小生境遗传算法,可以自动高效地构造出结构与权值优良的ANN模型;通过实时数据与预测数据的误差分析,可以及时有效地修正模型。在两个省级和若干个地区级电网调度指挥系统中,采用此建模方法的基于时间关联的MLP与

RBF模型,在用电模式、气候条件各异的电网负荷预测中都取得了较为满意的效果,省级电网误差平均控制在2%~3.5%的范围内,地区级电网误差平均控制在3%~5%的范围内<sup>[6,7]</sup>。

## 4 结论

本文提出了基于多种群进化思想与种群基因划分理论的小生境遗传算法,分析了其全局收敛性,并研究了此方法应用于神经网络进化设计的应用策略。与传统的神经网络建模方法与遗传算法比较,本文方法具有如下优点:

1) 与传统的“增构法”或“减构法”相比,本文建模方法的网络结构搜索空间广,算法计算与设计相对简单,不依赖于特定应用背景,具有较强的应用推广价值;

2) 采用节点权值与网络结构联合编码、同步训练、综合评价的方式,使模型性能评价指标更全面、准确,模型解更合理;

3) 采用种内进化与种外进化的分层并行设计,具有并行计算可行性,适合于并行计算。

### 参考文献(References):

- [1] 何永勇,褚福磊,钟秉林. 基于进化计算的神经网络设计与实现[J]. 控制与决策, 2001, 16(3): 257-261.  
(He Y Y, Che F L, Zhong B L. Artificial neural networks design and implementation based on evolutionary computation[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(3): 257-261.)
- [2] Sareni B, Krahenbuhl L. Fitness sharing and niching methods revisited[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1998, 2(3): 97-106
- [3] Goldberg E E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* [M]. MA: Addison Wesley Publishing Company, 1989
- [4] 林焰,郝聚民,纪卓商,等. 隔离小生境遗传算法研究[J]. 系统工程学报, 2000, 15(1): 86-91.  
(Lin Y, Hao J M, Ji Z S, et al. A study of genetic algorithm based on isolation niche technique[J]. *J of Systems Engineering*, 2000, 15(1): 86-91.)
- [5] 袁聿皇,刘雁飞. 关于遗传算法收敛性的注记[A]. 第三届全国智能控制与自动化大会论文集[C]. 合肥, 2000. 508-511.
- [6] 李智勇,朱陶业. 河南省电力负荷预报系统研究课题报告[R]. 长沙:长沙电力学院应用数学研究所, 2000
- [7] 李智勇,朱陶业. 广西壮族自治区电力负荷预报系统研究课题报告[R]. 南宁: 2001.