

文章编号: 1001-0920(2008)04-0477-04

基于文化算法的神经网络及其在建模中的应用

黄海燕, 顾幸生

(华东理工大学 自动化研究所, 上海 200237)

摘要: 在深入研究文化算法和神经网络相关文献基础上, 针对神经网络建模的特点提出了一种训练神经网络的文化算法流程构造文化神经网络, 并将该网络用于乙烯精馏塔产品质量软测量建模. 通过训练与泛化能力的比较分析, 结果表明基于文化神经网络的软测量模型具有良好的性能和较好的应用前景.

关键词: 文化算法; 神经网络; 软测量

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Neural network based on cultural algorithms and its application on modeling

HUANG Hai-yan, GU Xing-sheng

(Research Institute of Automation, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China.

Correspondent: HUANG Hai-yan, E-mail: huanghong@ecust.edu.cn)

Abstract: Based on the research of relative documents of cultural algorithms (CA) and neural network (NN), a programme flow of CA is proposed for training NN and CANN (cultural algorithms neural network) is built. Then it is applied to soft-sensing model of rectifying column system in ethylene production. Through the analysis of simulation and generalization capability, the results show that the soft-sensing model based CANN is feasible and effective.

Key words: Cultural algorithms; Neural network; Soft-sensing

1 引言

文化算法 (CA) 作为一种新的进化算法, 由 Reynolds 于 1994 年首次提出^[1], 其主要思想是明确地从进化种群中获得求解问题的知识 (即信念), 并将这些知识用于指导搜索过程. 基于知识机制的引入能在进化过程中提取有用的信息, 使种群以一定的速度进化和适应环境. 目前对文化算法的研究已有不少文章, 如文献[2]提出了一种局部搜索和文化算法相结合解决优化问题, 文献[3]对文化算法中的知识学习和社会群体进行了研究, 文献[4, 5]提出采用传统进化计算结合文化算法. 文化算法对许多典型的问题具有良好的优化性能, 正得到越来越广泛的应用^[6-8].

本文根据神经网络训练的特点, 提出了一种训练神经网络的文化算法流程构造文化神经网络, 并将其用于乙烯精馏塔产品质量软测量建模. 通过训练与泛化能力的比较分析, 结果表明基于文化神经网络的软测量模型具有良好的性能和应用前景.

2 文化算法原理简介

文化算法的框架由种群空间和信念空间两部分组成, 如图 1 所示. 前者是基于种群的进化, 后者是基于信念文化的进化. 首先在种群空间中个体按一定准则进化, 根据进化情况通过接受函数 $accept()$ 提取优秀个体信息, $update()$ 用于更新信念空间, 而影响函数 $influence()$ 根据提取的信念知识指导种群的进化, 种群空间与信念空间相互联系. $generate()$ 是群体操作函数使个体得到进化; $objective()$ 是目标函数; $select()$ 是从个体中选择部分个体作为

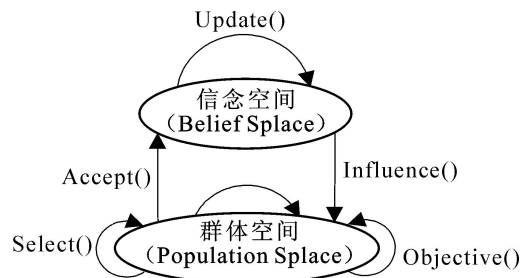


图 1 文化算法框架

收稿日期: 2006-12-27; 修回日期: 2007-05-29.

作者简介: 黄海燕 (1972—), 女, 浙江富阳人, 讲师, 博士生, 从事复杂工业过程建模、控制与优化的研究; 顾幸生 (1960—), 男, 江苏海门人, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与控制工程、复杂工业过程建模等研究.

父辈.文化算法的基本伪代码参见文献[9].

文化算法框架提供了一种多进化过程的计算模型,因此任何一种符合文化算法要求的进化算法都可以嵌入文化算法框架中作为种群空间的一个进化过程.

3 文化神经网络(CANN)的建立

3.1 文化算法流程设计

本文根据神经网络权值和阈值训练的特点,在基本文化算法框架基础上提出了适合神经网络训练的文化算法流程和具体的函数设计.设计过程如下:

(1) 信念空间的定义与更新

本文将信念空间结构定义为 $N[j], C[q]$, $B[k]$. $N[j]$ 用来储存信念空间最能产生优秀个体的区域(称为优胜区域)的信息,包含 I_j, L_j, U_j 3个参数, $j = 1, 2, \dots, n$, n 表示自变量的个数.其中参数 $I_j = [l_j, u_j] = \{x_j | l_j \leq x_j \leq u_j, x_j \in R\}$, 表示第 j 个自变量的优胜区间, L_j 和 U_j 分别表示该自变量的优胜区间的下限和上限对应的适应值.

本文对 $C[q]$ 的设计作了改进^[9], 包含 rank_q , p_q , pos_q , csize_q 4个参数, $q = 1, 2, \dots, m$, 表示第 q 个信念细胞.上述4个参数分别表示细胞的等级、产生优秀个体的概率、在信念空间中的位置和大小; $B[k]$ 中包含 $\text{obj}(X_k)$ 和 X_k 两个参数分别记录种群经 k 代后产生的最佳适应值及其对应的个体.

(2) 接受函数的设计

信念空间中参数的形成和更新并不是对所有个体进行统计而得到的,而是按一定的概率从种群中选取最优秀的个体群作为研究对象.本文选出的优秀个体数目在文献[10]的基础上作改进,如下所示:

$$n_{\text{accepted}} = \%p * \text{opopsize} + \frac{h(1 - \%p)\text{popsize}}{g} \quad (1)$$

其中: popsize 表示种群内个体数目; $\%p$ 是根据需要而定的概率,一般建议选 0.2; g 是代数; h 是扩大倍数,当适应值在最近的 p 代中变好或没有变化时, $h = 1$, 当结果变差时, $h = 2$, 即增加选取个体数目.这样使得随着代数的增加适应值变好时就逐渐减少计算量,变差时则增加个体数目,避免进入局部点.

(3) 信念空间的更新

1) 信念空间中 $N[j]$ 的更新规则.

假设信念空间中第 i 个优秀个体作用于第 j 个自变量的下限,第 i 个优秀个体作用于第 j 个自变量的上限,则更新规则如下所示:

$$l_j^{t+1} =$$

$$\begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{if } x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ or } \text{obj}(x_i^t) < L_j^t; \\ l_j^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} \text{obj}(x_i^t), & \text{if } x_{i,j}^t \leq l_j^t \text{ or } \text{obj}(x_i^t) < L_j^t; \\ L_j^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{if } x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ or } \text{obj}(x_i^t) < U_j^t; \\ u_j^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} \text{obj}(x_i^t), & \text{if } x_{i,j}^t \geq u_j^t \text{ or } \text{obj}(x_i^t) < U_j^t; \\ U_j^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

其中: l_j^t 和 u_j^t 表示信念空间中第 t 代第 j 个自变量的下限和上限, L_j^t 和 U_j^t 分别表示其适应值, $x_{i,j}^t$ 表示第 t 代第 i 个个体的第 j 个自变量.

2) 信念空间中 $C[q]$ 和 $B[k]$ 的更新规则.

将界定的优胜区域划分为众多规则的子域,即信念细胞,本文提出根据信念细胞内个体适应值的好坏将细胞划分为 A, B, C 三个等级,如下所示:

$$\text{rank}_q = \begin{cases} A, & \text{if } \text{obj}(x_k) > \text{avg}(\text{obj}(x_k)); \\ B, & \text{otherwise;} \\ C, & \text{if } \text{obj}(x_k) < \text{avg}(\text{obj}(x_k)). \end{cases} \quad (6)$$

个体适应情况优于和劣于平均适应值的细胞分别为 A 类和 C 类,还未产生过个体的信念细胞为 B 类,也可以设置更多的等级. A 类信念细胞产生优秀个体的概率最大, C 类最小.

(4) 影响函数的设计

本文中采用信念空间的文化算法结合进化规划,影响函数通过两种方式指导进化规划的变异操作^[9].

1) 父个体在信念空间所界定的优胜区域之外按不同程度向优胜区域靠拢.

2) 父个体在优胜区域之内根据所在信念细胞的不同等级来进行不同的变异.对 A 类和 B 类让其继续在细胞内或附近变异;对 C 类则按一定的概率向 3 种类型细胞内迁移,概率从大到小为 A, B, C 类.

3.2 CANN 的结构和算法流程

多层前向文化神经网络的结构如图 2 所示.在 CANN 中,以神经网络的各连接权值和阈值构成各个自变量,采用文化算法搜索 CANN 的最佳权值和最优阈值.图中输入层、中间各层、输出层节点数分别为 I, J, M , 中间层总层数为 k , 输入层到第一中间层连接权值为 $w_1(i, j)$, $1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J$, 阈值为 $b_1(j)$; 中间最后层到输出层节点的连接权值为

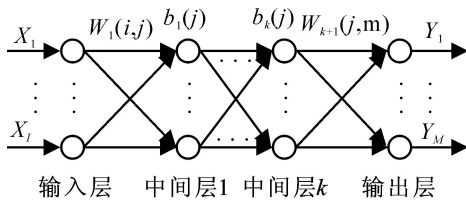


图 2 多层前向神经网络

$w_k(j, m), 1 \leq m \leq M$, 阈值为 $b_{k+1}(m)$.

综上, CANN 的学习算法流程如下:

Step1: $t = 0$;

Step2: 初始化设置神经网络、种群、信念空间、适应值等相关参数;

Step3: 计算和评价各个体的初始适应值;

Step4: 提取优秀个体信息, 更新信念空间;

Step5: 根据信念知识通过影响函数产生子代;

Step6: $t = t + 1$;

Step7: 通过锦标赛法从群体空间选出优秀个体;

Step8: 转到 Step4, 直至满足终止条件, 即适应值误差达到设定的误差限或迭代次数超过最大允许迭代次数, 搜索停止.

4 CANN 在乙烯精馏塔软测量中的应用

4.1 基于 CANN 的成品乙烯质量软测量模型

乙烯精馏塔工艺流程如图 3 所示, 进料自 79 块塔板进入, 组分中主要含乙烯、乙烷和少量杂质. 经分离后自塔顶出来的是含少量杂质的乙烯气体, 经冷凝后作为回流返回塔内, 成品乙烯侧线出料, 其纯度要求大于 99.95%, 实时获取成品乙烯的含量对精馏塔的控制非常重要. 目前软测量建模主要是神经网络建模方法^[11].

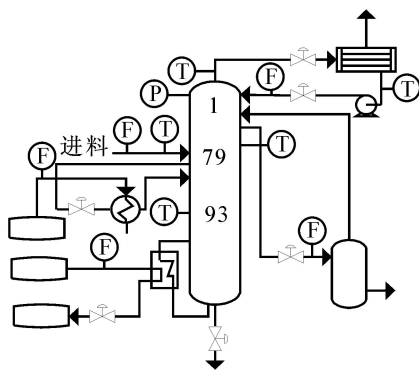


图 3 乙烯精馏塔流程

将上述 CANN 用于成品乙烯的质量软测量建模, 选用进料流量、灵敏板温度、内回流量与侧线出料的比值(回流比)、塔釜加热量、中沸器加热量等 5 个辅助变量作为输入变量. 为了提高网络精度, 输出信号采用成品乙烯中杂质甲烷与乙烷的含量之和的

10^6 倍, 模型的目标函数如下所示:

$$\min \text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

其中: y_i 和 \hat{y}_i 分别是第 i 个样本的实际化验值和模型计算值; n 为样本数目, 即 RMS 代表样本的均方根误差. 网络隐层数为 1 层, 隐层节点数在 6 ~ 10 之间多次测试, 神经元的传递函数均选用 S 型函数. 文中采用的文化算法参数设置为种群规模 50, 最大代数 1 000, 接受函数中 %p 取 0.2, h 取 1 或 2, 信念细胞分为 A, B, C 三类.

4.2 结果与分析

本文采用乙烯精馏装置的现场实时数据共 180 组, 其中 120 组用于建模, 60 组用于检验模型泛化能力. 将神经网络权值和阈值分别采用 BP 算法和文化算法进行训练, 表 1 是不同的隐层节点数采用两种训练方法所得的模型拟合和模型预测的均方根误差.

表 1 BPN 和 CANN 模型拟合和泛化能力比较

隐节点数	BPN 拟合 RMS	BPN 预测 RMS	CANN 拟合 RMS	CANN 预测 RMS
$K = 6$	55.697	55.076	44.321	48.213
$K = 7$	50.331	49.337	34.887	43.017
$K = 8$	36.445	37.107	31.069	34.638
$K = 9$	32.336	39.381	30.067	38.456
$K = 10$	31.063	40.332	29.032	39.531

由表 1 可知, 当隐节点数增加时模型拟合误差逐渐减小, 而泛化能力开始有所提高, 但当隐节点数增加到 8 个时开始下降, 因此 8 个隐层节点时模型具有较好的拟合和泛化能力. 此时 BPN 对应的模型拟合和预测 RMS 分别为 36.445, 37.107, 折算成成品乙烯的含量误差分别为 0.003 664 5%, 0.003 710 7%; CANN 对应的模型拟合和预测 RMS 为 31.069, 34.638, 折算成成品乙烯的含量误差为 0.003 106 9%, 0.003 463 8%.

图 4 显示了 8 个隐层节点时 BPN 和 CANN 模型拟合和预测值与实际值的曲线, 实线为人工分析值, 虚线为模型输出值. 经统计, BPN 模型学习样本 72.8% 的样本误差小于 $\pm 0.004\%$, 85.7% 的样本误差小于 $\pm 0.008\%$; CANN 模型学习样本 79.9% 的样本误差小于 $\pm 0.004\%$, 94.3% 的样本误差小于 $\pm 0.008\%$. 这些数据表明 CANN 模型值与实际化验值的拟合程度更好, 训练过程满足要求, 同时模型具有较高的预测精度. 且文化算法对每个个体并行而有导向地搜索, 无需求导计算, 因而对模型参数没有严格限制, 使用灵活方便、应用范围广.

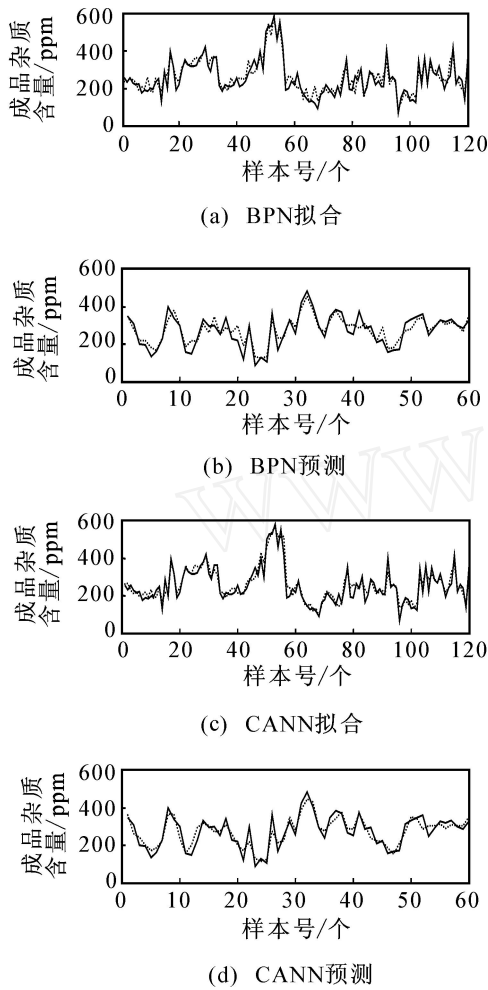


图4 BPN和CANN拟合与预测曲线

5 结论

文化算法作为一种新的进化算法可以从进化的过程中提取相关的知识信念来指导搜索,避免多走“弯路”,从而大大提高搜索效率.本文构建的文化神经网络建立的乙烯成品软测量模型具有较高的精度和良好的应用前景.文化算法到目前为止还未形成完整的体系结构,需要不断完善,特别当自变量的维数不断增多时,知识的提取和储存也是急需解决的问题.

参考文献(References)

- [1] Robert R G. An introduction to cultural algorithms[C]. Proe of the 3th Annual Conf on Evolution Programming. Singapore: World Scientific Publishing, 1994: 131-136.
- [2] Trung Thanh Nguyen, Xin Yao. Hybridizing cultural algorithms and local search [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4224: 586-594.
- [3] Reynolds R G, Peng B. Knowledge learning and social swarms in culture algorithms [J]. J of Mathematical Sociology, 2005, 29(2): 115-132.
- [4] Gao Fang, Cui Gang, Liu Hong-wei. Integration of genetic algorithm and cultural algorithms for constrained optimization [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4234: 817-825.
- [5] Ricardo Landa Becerra, Carlos A, Coello Coello. A cultural algorithm with differential evolution to solve constrained optimization problems [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3315: 881-891.
- [6] Reynolds R G, Saleem S. Culture algorithms in dynamic environments [C]. Proc of Congress on Evolutionary Computation. San Diego, 2000: 1513-1520.
- [7] Yuan X H, Yuan Y B. Application of culture algorithm to generation scheduling of hydrothermal systems [J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47: 2192-2201.
- [8] André V Abs da Cruz, Marco Aurélio C Pacheco, Marley Vellasco, et al. Cultural operators for a quantum-inspired evolutionary algorithm applied to numerical optimization problems [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3562: 1-10.
- [9] Reynolds R G, Zhu Shinin. Knowledge-based function optimization using fuzzy cultural algorithms with evolutionary programming [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2001, 31(1): 1-18.
- [10] Saleem S M. Knowledge-based solution to dynamic optimization problems using cultural algorithms [D]. Detroit: Wayne State University, 2001.
- [11] 陈国初, 俞金寿. 微粒群神经网络在常压塔汽油干点软测量建模中的应用 [J]. 化工自动化及仪表, 2005, 32(3): 25-27.
(Chen Guo-chu, Yu Jin-shou. Application of particle swarm optimization neural network in soft-sensor modeling of gasoline endpoint of crude distillation unit [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2005, 32(3): 25-27.)