

文章编号: 1001-0920(2005)02-0234-03

交互式遗传算法基于 NN 的个体适应度分阶段估计

周 勇, 巩敦卫, 郝国生, 郭一楠, 孙晓燕

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘 要: 针对交互式遗传算法中人的疲劳问题, 提出一种基于神经网络(NN)的个体适应度分阶段估计方法, 给出了神经网络估计进化个体适应度与人的评价之间的转换策略以及神经网络学习效果的评价指标, 并分析了算法的复杂性. 实例结果验证了该方法的有效性.

关键词: 交互式遗传算法; 神经网络; 适应度

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Neural network based phase estimation of individual fitness in interactive genetic algorithm

ZHOU Yong, GONG Dunwei, HAO Guo-sheng, GUO Yi-nan, SUN Xiaoyan

(College of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China Correspondent: ZHOU Yong, E-mail: zhouyongchina@126.com)

Abstract To the problem of human fatigue in interactive genetic algorithm, a neural network based phase estimation of individual fitness is proposed. Turning strategy between neural network estimate based individual fitness and human evaluation based individual fitness is given. The performance index on learning effect of neural network is also presented. The complexity of the algorithm is analyzed. The instance results show its validity.

Key words: interactive genetic algorithm; neural network; fitness

1 引 言

随着交互式遗传算法(IGA)的广泛应用, 如何减轻 IGA 适应度评价过程中人的疲劳就显得极为重要^[1]. 在理论上, 是通过遗传算法参数和遗传操作的改进来加快算法收敛速度, 缩短人的工作时间, 以达到减轻人的疲劳的目的. 王上飞等提出了一种采用支持向量基的方法^[2], 重构父代种群的个体, 扩大遗传操作中好的父代个体的范围, 从而加快算法的收敛, 减轻了用户的疲劳. 但是该方法提高了种群的集中度, 易产生早熟收敛, 而且未充分发挥遗传算法的空间搜索能力. Takagi 指出适应度预测也是减轻人的疲劳的主要方法^[3]; Biles 提出了神经网络预测法^[3]; Lee Joo-Young 提出了稀疏适应度预测法^[4]; Sugimoto 等提出了混合适应度分配预测策略^[5].

文献[3]虽然能以神经网络进行适应度预测, 但没有给出神经网络预测与人的适应度评价之间的转换策略和神经网络拟合效果的评价指标, 无法确知神经网络进行评价的时机及其评价效果. 文献[4]通过聚类思想, 把种群分为若干子类, 以子类中的一个个体的适应值预测相同子类中的其他个体的适应度值. 文献[5]根据一定的混合策略以多个个体的适应值预测一个个体的适应值. 这些方法虽然减少了人的工作量, 但降低了适应值的精度, 不利于算法的有效收敛.

为此, 本文提出了基于神经网络的个体适应度分阶段估计方法, 该方法不仅给出了神经网络预测与人的评价之间的转换策略, 而且给出了神经网络学习效果的评价指标. 同时指出, 只有在满足一定精

收稿日期: 2004-05-29; 修回日期: 2004-09-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(60304016).

作者简介: 周勇(1974—), 男, 江苏徐州人, 博士生, 从事智能控制与智能计算的研究; 巩敦卫(1970—), 男, 江苏铜山人, 副教授, 博士生导师, 从事智能控制与智能计算的研究.

度要求的情况下, 才能使用神经网络替代人进行适应度预测, 从而在不增加人的疲劳的前提下, 既保证了适应值的精度, 又增加了进化代数, 充分发挥了遗传算法本身的空间搜索能力, 提高了寻优解的质量。实例结果验证了该方法的有效性。

2 基于 NN 的个体适应度分阶段估计

2.1 NN 学习效果评价指标

本文采用三层前馈神经网络作为适应度估计的神经网络模型, 学习算法采用 BP 算法。为了评价神经网络的学习效果, 本文引入数理统计中的 σ 作为评价指标, 可以恰当地表示神经网络适应度估计对人的适应度评价拟合的精确程度。 σ 越小, 精确程度越高, 反之越大。

假设开始阶段人对 n 个个体评价的一组样本对为 $(a_1, f(a_1)), (a_2, f(a_2)), \dots, (a_n, f(a_n))$ 。其中: a_i 表示某代进化种群的一个个体, $f(a_i)$ 表示该个体的适应值。神经网络学习完成后, 取最近一组进化代数中人对个体进行的评价结果来检测神经网络的学习效果, 其对应的个体和适应值分别为 $(b_1, f(b_1)), (b_2, f(b_2)), \dots, (b_m, f(b_m))$ 。依次把 $b_1, b_2, \dots, b_m$ 作为已经学习完成的神经网络的输入, 可得到神经网络适应度估计的结果为 $q(b_1), q(b_2), \dots, q(b_m)$ 。由此, 得到神经网络适应度估计与人的适应度评价的偏差为

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sigma_i^2}$$

其中: $\sigma_i = f(b_i) - q(b_i)$, m 为评价样本的个数。

2.2 基于 NN 的个体适应度分阶段估计

基于 NN 的个体适应度分阶段估计模型分两阶段进行, 取 σ_{01} 和 σ_{02} 分别为评价 IGA 进化初期和进化后期的神经网络适应度估计效果的阈值。其具体过程如图 1 所示。

第 1 阶段为初始进化阶段, 即粗略进化阶段。因为个体的分散性较大, 其适应度间的差别很大, 所以对模型的精度要求不高。本文取初始学习阶段的偏差为评价范围值的 10%, 若适应值指标以百分计, 则神经网络评价指标的偏差 $\sigma_{01} = 10$ 。如果 $\sigma < \sigma_{01}$, 则使用神经网络适应度估计代替人的适应度评价; 否则增加样本, 继续对神经网络进行训练, 直到达到要求为止。这样可以缩短神经网络的学习时间, 尽快由神经网络适应度估计来代替人的适应度评价, 达到加快遗传算法进化速度的目的。

第 2 阶段为精确进化阶段。在进化后期, 个体趋向收敛, 其适应度值之间的差别不是很大, 此时神经网络适应度估计已不能区分个体适应度的差别,

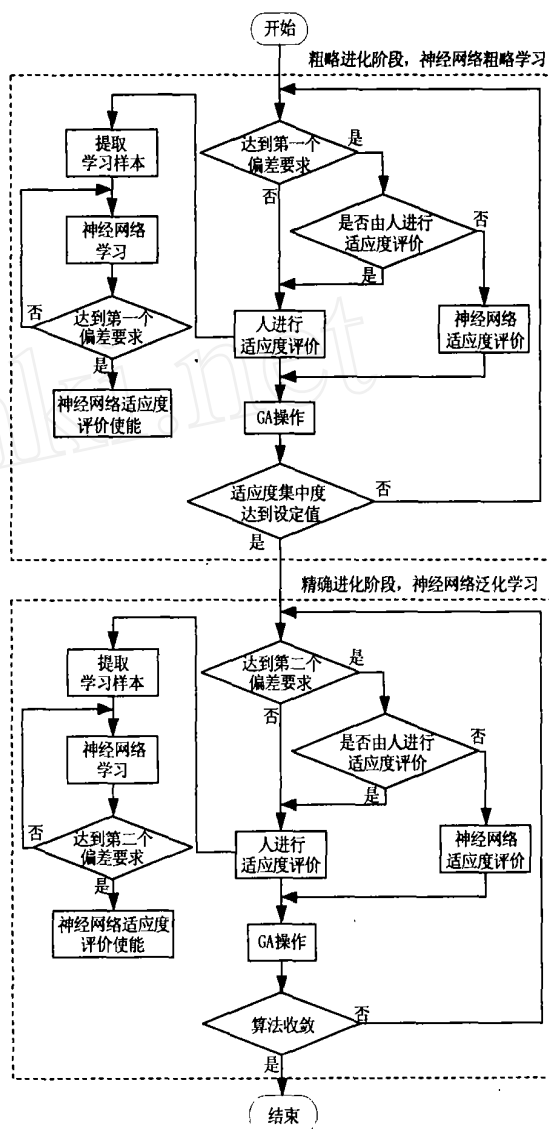


图 1 基于 NN 的个体适应度分阶段估计模型

容易使 IGA 早熟收敛, 得不到满意的结果。所以在个体适应度的集中度达到一定程度时, 终止第 1 阶段的神经网络适应度估计, 而重新由人进行适应度评价, 其结果作为神经网络继续学习的样本。此时对模型的精度要求较高, 取神经网络评价指标的偏差 $\sigma_{02} = 5$ 。如果 $\sigma < \sigma_{02}$, 则由神经网络适应度估计代替人的适应度评价, 使计算机自动进行遗传算法的操作, 直到算法收敛, 得到满意的进化结果为止; 否则, 增加最近代数的人的评价作为样本, 继续对神经网络进行训练, 直至达到要求。

3 算法的复杂性分析

对于本文提出的基于神经网络的个体适应度估计模型, 在 IGA 的进化过程中, 增加了神经网络学习和训练的过程, 而神经网络学习和训练过程本身也需花费一定的时间。同样, 人的适应度评价也需要时间, 二者所花费时间多少的比较就成了衡量改

进模型效率的一个标准,所以算法的复杂性主要表现在算法的时间复杂性上

对于算法的时间复杂性,其主要表现在神经网络的学习速度和学习效率,即神经网络达到规定偏差所需要的时间 表 1 列出了实验的序号和相应神经网络学习的次数,此结果为离线学习的结果用以验证神经网络学习的效率 由表 1 可以看出,神经网络的平均学习次数为 285 次 目前计算机的计算速度非常快,其占用的时间较少 而人对每一个个体进行适应度评价,假设一幅画面需要 10 ~ 30 s,对种群规模为 8 的进化种群进行一次适应度评价就需要 1 m in 20 s ~ 4 m in 因此,神经网络的学习时间和人的适应度评价相比可忽略不计,即模型的时间复杂性可以不计

表 1 神经网络的学习次数

	实验序号				平均学习次数
	1	2	3	4	
学习次数	330	235	319	257	285

4 算 例

为了验证模型的有效性,本文设计了一个基于 IGA 的服装设计系统,其每一部位式样和颜色对应的二进制代码如表 2 所示 种群中的每一个个体是一个 12 位的二进制代码串,每 4 位分别代表服装的一个部位和相应颜色,个体适应度值由人给予评价,以百分制表示

表 2 式样和颜色代码对照表

式样	代 码			
	00	01	10	11
领子	大领	小领	花领	尖领
裙子	花折长裙	无折长裙	短裙	筒长裙
袖子	长袖	中袖	花短袖	小短袖
颜色	绿色	红色	黄色	蓝色

用于适应度估计的神经网络为一个 3 层前馈网络,输入层有 3 个结点,隐含层有 15 个结点,输出层有 1 个结点 为了对神经网络进行训练,分别把表示 3 个部位式样和颜色的 4 位二进制代码转换成相应的十进制数作为神经网络的输入,输出为人评价的适应度值

系统每一次显示 8 幅画面,即种群的规模为 8 为了加快遗传算法对空间的搜索速度,取交叉概率 $P_c = 1$,变异概率 $P_m = 0.01$,进化截止代数 $T = 500$ 第 1 阶段神经网络评价指标的偏差为 $\sigma_{01} = 10$,

第 2 阶段神经网络评价指标的偏差为 $\sigma_{02} = 5$ 在人对个体适应度进行 3 次评价之后,系统获得了 24 组样本,由这 24 组样本开始对神经网络进行训练 当神经网络学习的偏差达到要求时,则可点击按钮“NN 适应值评价”转换为神经网络适应值评价,使遗传操作自动进行 在神经网络学习偏差达到 9.6 时,则进入神经网络适应度估计阶段,此时为粗略进化阶段

在进化了 91 代以后,种群的适应度趋于集中,其个体的适应度差距只有 10 此时需要对神经网络进行进一步泛化训练,由人代替神经网络继续进行适应度评价 在人评价了 3 代以后,获得了 24 组样本,由这些样本继续对神经网络进行泛化训练 当神经网络的学习偏差达到 4.8 时,则继续进行神经网络的适应值估计 一直进化到 135 代,最终收敛,获得满意的服装款式,其个体的二进制代码为:“0010 1101 1010”,款式为:黄色大领,红色筒长裙,黄色花短袖

由算例可知,人参与的进化只有 6 代,相应的适应度评价只需进行 48 次,但是总的进化代数则达到 135 代,神经网络估计个体适应值 $(135 - 6) \times 8 = 1\,032$ 次 如果始终由人进行适应度评价,取人评价一组画面的时间为 2 m in,那么 135 代就需要 270 m in,即 4.5 h,这样长的时间人肯定会疲劳,从而影响进化效果 实际的运行时间为 25 m in 31 s,所以本文提出的基于神经网络的个体适应度估计不仅可以减轻人的疲劳,而且可以提高解的质量

5 结 语

本文针对交互式遗传算法中人的疲劳问题,提出了基于神经网络的个体适应度分阶段估计方法,给出了神经网络估计进化个体适应度与人的评价之间的转换策略,以及神经网络学习效果的评价指标,分析了算法的复杂性 实例结果验证了该方法的有效性

在人机交互界面的设计上,还可以进一步改进,以利于人的适应度评价 另外,在神经网络的结构和学习上,可以适当考虑引入较复杂的结构,以适应复杂的评判对象,如图像、语音等 本文采用的设计对象样本空间不是特别大,其全部搜索空间只有 4 096 个个体,采用 3 层前馈神经网络可以很好地拟合,但对于更加复杂的对象和更高维搜索空间的优化问题,就需要逼近效果更好的神经网络

(下转第 240 页)

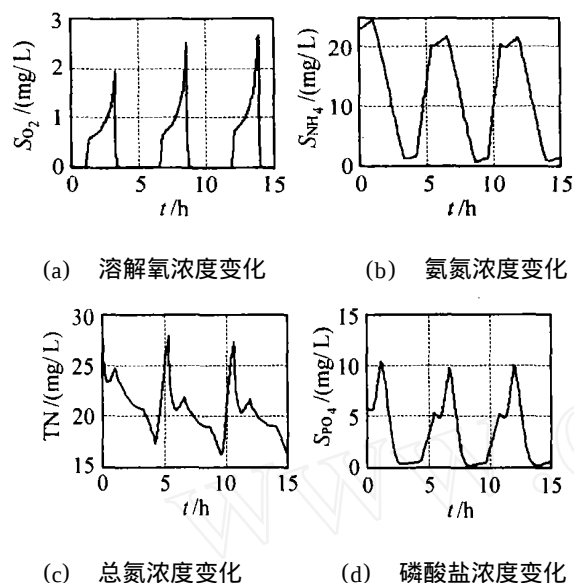


图2 3个周期的优化控制仿真运行结果

况的进水成分、运行参数和出水水质如表2和表3所示,仿真运行结果如图2所示。从仿真结果可以看出,优化控制算法可以根据进水水质的变化,自动选择满足出水指标的最优运行时间。

4 结 语

对于序批式反应器,好氧、厌氧、缺氧3种操作模式相互影响,直接决定了处理的效果和能量消耗。理想的方法是直接在线监测3个阶段是否完成,适时转到下道工序。但目前表征这些进程起始/终结的特征不易估计,只能依据污水组成情况,借助仿真工具,离线优化好3种操作的时间配置,在实际运行时再根据进水水质的变化,自动选择厌氧、好氧、缺氧3

段的运行时间。这样的优化策略能够在满足出水水质的约束下,缩短好氧时间,降低运行成本,达到满意的控制效果。

参考文献(References)

- [1] Srinivasan B, Palanki S, Bonvin D. Dynamic optimization of batch processes I: Characterization of the nominal solution [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2003, 27(1): 1-26.
- [2] 樊立萍,于海斌,袁德成.序批式反应器污水处理工艺建模与控制研究[J].*信息与控制*, 2004, 33(2): 202-207. (Fan L P, Yu H B, Yuan D C. Modeling and control of sequencing batch reactors for wastewater treatment processes [J]. *Information and Control*, 2004, 33(2): 202-207.)
- [3] 蔡宣三.最优化与最优控制[M].北京:清华大学出版社, 1982: 176-229.
- [4] Henze M, Gujer W, Mino T, et al. *Activated sludge models ASM 1, ASM 2, ASM 2d, ASM 3* [M]. London: IWA Publishing, 2000: 14-26.
- [5] 袁德成,樊立萍,于海斌.典型污水生化处理过程仿真平台的构造[J].*系统仿真学报*, 2003, 15(11): 1509-1513. (Yuan D C, Fan L P, Yu H B. Software Development for Simulating Biological Wastewater Treatment Processes [J]. *J of System Simulation*, 2003, 15(11): 1509-1513.)
- [6] Alex J, Beteau J, Copp J, et al. Benchmark for evaluating control strategies in wastewater treatment plant [A]. *Proc of European Control Conf [C]*. Karlsruhe, 1999: 1-7.

(上接第236页)

参考文献(References)

- [1] Takagi H. Interactive evolutionary computation: Fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation [J]. *Proc of the IEEE*, 2001, 89(9): 1275-1296.
- [2] 王上飞,王胜惠,王熙法.结合SVM的交互式遗传算法及其应用[J].*数据采集与处理*, 2003, 18(4): 429-433. (Wang S F, Wang S H, Wang X F. Improved interactive genetic algorithm incorporating with SVM and its application [J]. *J of Data Acquisition and Processing*, 2003, 18(4): 429-433.)
- [3] Biles J A, Anderson P G, Loggi L W. Neural network fitness functions for a musical IGA [A]. *Proc of the Int ICSC Symposium on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing [C]*. UK, 1996: B39-44.
- [4] Lee Joo-young, Cho Sung-bae. Sparse fitness evaluation for reducing user burden in interactive genetic algorithm [A]. *1999 IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings [C]*. Seoul, 1999, 2: 998-1003.
- [5] Sugimoto F, Yoneyama M. An evaluation of hybrid fitness assignment strategy in interactive genetic algorithm [A]. *Proc of the 5th Australasia-Japan Joint Workshop on Intelligent and Evolutionary Systems [C]*. Dunedin, 2001: 62-69.