

遗传神经网络在载人飞船环控决策系统中的应用研究

邓一兵^{1,2}, 胡伟², 高峰², 邢朝阳³, 杨扬³, 沈钧毅¹

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 中国航天员科研训练中心, 100094, 北京;
3. 北京交通大学计算机与信息技术学院, 100044, 北京)

摘要: 针对载人飞船环控生保系统的状态监控由于参数数量及不确定性因素多, 导致学习模型训练周期长, 不能满足快速、实时、准确参数预测的现实, 运用遗传算法对神经网络进行优化, 提出了基于遗传神经网络的环控生保参数预测模型, 设计并实现了相应的仿真软件. 以轨道舱总压预测为例, 通过飞船的真实飞行数据测试, 证实达到同样误差的情况下, 遗传神经网络的训练周期数比BP神经网络的训练周期数减少了30%, 而且遗传神经网络的平均误差小于BP神经网络的平均误差, 说明基于遗传神经网络的参数预测算法和模型能为载人飞船环控决策支持系统提供更准确和实时的关键参数预测.

关键词: 遗传神经网络; 载人飞船; 预测模型; 决策支持系统

中图分类号: TP301 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)07-0064-06

Application of Genetic Neural Network to Decision Support System for Environmental Control and Life Support System

DENG Yibing^{1,2}, HU Wei², GAO Feng², XING Zhaoyang³, YANG Yang³, SHEN Junyi¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. Astronaut Center of China, Beijing 100094, China; 3. School of Computer Science and
Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The environmental control and life support system (ECLSS) of manned spacecraft consumes long training period for learning model due to huge number of ECLSS parameters and uncertain factors, so that it is hard to predict those parameters quickly and accurately in real time. This paper presents a new ECLSS parameters prediction model based on a genetic neural network by optimizing BP neural network with a genetic algorithm, and develops a simulation software. The model is verified by real spacecraft flying data in the case of predicting orbit cabin pressure. It is proved that the training epochs of the genetic neural network are 30% less than that of BP network within the same error limitation, and the former has smaller mean error. So it is believed that the genetic neural network based model can predict the key parameters more accurately and fast for ECLSS decision support system.

Keywords: genetic neural network; manned spacecraft; prediction model; decision support system

载人飞船环境控制和生命保障系统 (Environmental Control and Life Support System, 简称 ECLSS) 的状态监控研究与开发一直是相关领域关

注的焦点^[1], 而载人飞船环控生保决策系统 (ECLSS Decision Support System, 简称 EDSS) 是环控生保系统的监控中心和决策核心, 直接关系到

航天器和航天员的安全. 高质量的决策系统能有效地减少地面飞行控制人员的工作量和工作强度, 对提高故障判别和决策的正确性、提高飞行控制的效率和实时性具有重要意义.

美、俄、日以及西欧各国对 ECLSS 故障诊断技术的研究一直予以高度关注^[2]. 欧洲航天局支持研发的航天器异常诊断分析与预测系统 (Spacecraft Anomaly Analysis and Prediction System, 简称 SAAPS) 利用了人工神经网络来对航天器的异常进行分析和预测^[3]. 文献^[4]依据决策支持系统、神经网络和专家系统原理, 设计了 EDSS 的基本结构, 特别是在决策系统中将神经网络与专家系统相结合进行自学习.

在载人飞船环控决策系统参数预测领域, 目前应用最广泛的神经网络是基于 BP 算法的, 但是基于梯度下降的 BP 神经网络存在网络训练速度慢、容易陷入局部极小值、全局搜索能力差等缺点^[5]. 本文针对 BP 神经网络的不足, 提出利用经过改进的遗传算法来优化 BP 神经网络, 建立了基于遗传神经网络的参数预测模型, 并应用于载人飞船环控决策系统的参数预测中, 最后通过实验验证了模型的可行性和有效性.

1 遗传神经网络设计

1.1 遗传算法改进和算法策略选择

针对载人飞船环控决策系统的需求, 用具有全局搜索能力的遗传算法来弥补 BP 网络的不足, 优化神经网络的连接权值^[5-7], 采用或改进了如下算法策略.

1.1.1 编码方案 在标准的遗传算法中采用的是二进制编码, 但是由于 EDSS 系统中的数据都是以实数形式存放的, 如果采用二进制编码, 会造成编码串过长, 从而降低学习效率, 另外在编码和解码的过程中存在量化误差, 将影响神经网络的学习精度. 因此, 本文直接采用实数编码, 这样可以提高运算的精度和速度, 特别是在搜索空间较大时更为明显.

1.1.2 适应度 采用常用的适应度函数 $F=1/E$ (其中 E 为网络的均方差), 把适应度最大的个体直接遗传给下一代.

1.1.3 选择算子 选择策略对遗传算法的性能和结果具有举足轻重的影响. 通常在排序之后采用选择策略, 用适应度大的个体随机替换一个适应度小的个体. 本文提出一种通过选择概率求得选择次数的算法, 这样可以去除一般算法中选择的随机性. 具

体过程如下.

(1) 先根据个体适应度的大小对群体排序.

(2) 求出每个个体的选择概率

$$P_{si} = F_i / \sum_{i=1}^n F_i \quad (1)$$

式中: F_i 、 P_{si} 分别是第 i 个染色体个体的适应度和选择概率. 个体的适应度越高, 其被选择的机会就越大, 由此可以通过求个体适应度所占的比例来求选择概率 (如式 (1)).

(3) 根据选择概率求出每个个体适应度的期望值

$$Q_{si} = P_{si} / \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n P_{sj} \right) \quad (2)$$

式中: P_{si} 、 Q_{si} 分别是第 i 个染色体个体的选择概率和适应度期望值. 个体的选择概率越大, 其被选择的机会也越大, 反之则越小, 这样就可以采用个体选择概率与平均选择概率的相对大小来求个体适应度的期望值 (如式 (2)).

(4) 根据每个个体的适应度期望值 Q_{si} 求得每个个体的选择次数

$$N_{si} = \text{round}(Q_{si})$$

式中: 函数 $\text{round}()$ 为四舍五入函数.

(5) 根据每个个体的选择次数 N_{si} , 用 $N_{si} > 1$ 的个体 p_i 替换 $N_{si} = 0$ 的个体 p_j , 并且将个体 p_i 的选择次数 N_{si} 减去 1, 直到群体中不存在 $N_{si} > 1$ 的个体, 这样就完成了选择遗传操作.

1.1.4 交叉算子 设定一个交叉概率 P_c , 通过交叉概率做算术交叉来完成实数编码方案的交叉操作. 交叉操作的具体公式如下^[8]

$$w'_{ijp_l} = w_{ijp_l} (1 - P_c) + w_{ijp_m} P_c \quad (3)$$

$$w'_{ijp_m} = w_{ijp_m} (1 - P_c) + w_{ijp_l} P_c \quad (4)$$

式中: w_{ijp_l} 、 w_{ijp_m} 分别是第 l 、 m 个染色体个体中第 i 个神经元到第 j 个神经元的权值; w'_{ijp_l} 、 w'_{ijp_m} 分别表示第 l 、 m 个染色体个体产生 2 个子代的第 i 个神经元到第 j 个神经元的权值. 交叉算子通过式 (3) 和式 (4) 完成交叉操作.

1.1.5 变异算子 设变异概率为 P_m , 本文使用自适应的变异概率, 以神经网络的均方差 E 作为变异概率的温度值, 当神经网络的均方差 E 越小时, 变异概率 P_m 也越小. 在进化初期, 变异的范围相对较大, 随着进化的推进, 变异的范围越来越小, 可起到对进化进行微调的作用. 变异概率

$$P_m = CE_{\min}$$

式中: C 为常数; $E_{\min}$ 为群体中的个体所对应的神经网络均方差的最小值.

1.2 遗传神经网络算法设计

依据上一节对遗传算法的改进思路和采用的策略对遗传算法和神经网络进行融合,并参考文献[9],给出遗传神经网络算法的步骤如下.

(1)随机生成初始群体 $p(0) = (p_0, p_1, \dots, p_{n-1})$,共 n 个个体,每个个体由一串实数组成的基因链码表示,而每一个基因链码对应于一个神经网络的一组连接关系.

(2)把群体中的每一个基因链码翻译成一组连接权值,对 n 组连接权值的每一组,计算由其决定的神经网络的均方差 E ,并根据选择的适应度函数计算每一个基因链码的适应度 F_i .

(3)根据每个个体的适应度 F_i ,计算其选择概率 P_s ,在实际训练中通过精英保留策略,将适应度最大的个体直接遗传给下一代.

(4)按照由个体适应度值所决定的规则,应用选择算子产生中间代.

(5)选择算子操作后,对个体进行交叉操作.

(6)仿照变异概率 P_m 对繁殖个体进行变异操作.

(7)若没有满足某种停止条件,则转第 2 步,否则进入第 8 步.

最简单的停止条件有 2 种:①完成了预先给定的进化代数时停止;②种群中的最优个体在连续若干代没有改进或平均适应度在连续若干代基本没有改进时停止.

(8)输出种群中适应度最优的个体.

当遗传算法达到最大迭代次数后,选择误差最小的神经网络继续训练,直到误差满足设定值为止.遗传算法优化 BP 神经网络的算法框图见图 1.

2 基于遗传神经网络的预测模型设计

重要参数的计算和预测是载人飞船环控决策系统中最重要的部分之一,例如舱压、供气节律、氧氮瓶维持时间、二氧化碳上升时间、内回路工质泄漏时的可维持时间、舱漏情况下任意时间点的舱压值等都需要进行提前预测.飞船轨道舱总压力的变化是影响航天员生命安全、进行飞行决策和出舱活动决策的关键因素.本文作为遗传神经网络在载人飞船环控决策系统中应用的一项可行性研究,仅对轨道舱总压进行预测,并建立轨道舱总压的预测模型.

影响舱压的不确定性因素很多,包括航天员的

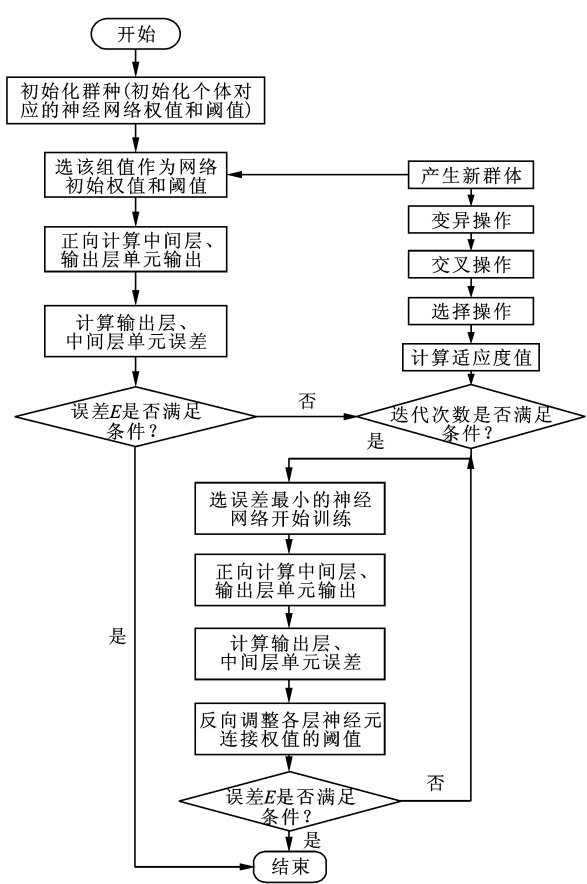


图 1 用遗传算法进行 BP 神经网络优化的算法

呼吸速率、轨道舱与返回舱是否连通(影响舱内容积以及压力平衡)、舱内温度变化等. 这些因素的变化基本上是随机的,只能限定在一个较宽的范围内而无法准确预测. 舱压随着时间递增而减小,当减小到一定程度后由于供气而升压,随后又缓慢减小,在时间轴上具有明显的波动性,而波动的周期又具有一定的随机性. 这些特点使得用一般的曲线拟合方法、灰色预测模型及简单的 BP 神经网络都难以准确预测,而且由于随着时间增长的误差累积,以及长时间内随机因素影响的累积,经过长时间之后预测精度都会大大降低.

本文通过神经网络来训练相关的参数,构建出内在的隐含关系,对轨道舱总压值进行预测. 采用遗传神经网络来预测舱压的优点是可以优化神经网络结构,减少训练时间,保障可信预测时间内的预测精度. 通过对轨道舱总压值的预测,可以知道舱体内当前的压力状态,从而得出需要供氧或供氮的时刻. 此外,出舱阶段也需要对轨道舱总压变化进行准确和实时的预测.

在载人飞船中与轨道舱总压(kPa)相关的参数有时间(s)、返总压(kPa)、返氧分压(kPa)、返二氧

化碳分压(kPa)、轨氧气分压(kPa)、轨二氧化碳分压(kPa)和轨气瓶总压(kPa)等 7 个,这 7 个参数都是基于时间序列变化的。

设从 t_0 时刻开始预测,到 t 时刻的时间差 $\Delta t=t-t_0$,返总压为 p ,返氧分压为 p_{O_2} ,返二氧化碳分压为 p_{CO_2} ,轨氧气分压为 p_{g,O_2} ,轨二氧化碳分压为 p_{g,CO_2} ,轨气瓶总压为 p_{bott} ,轨道舱总压为 p_{total} ,则 t_0 时刻输入为

$$X_0 = \{\Delta t^0, p^0, p_{O_2}^0, p_{CO_2}^0, p_{g,O_2}^0, p_{g,CO_2}^0, p_{bott}^0\}$$

t 时刻输入为

$$X^t = \{\Delta t^t, p^t, p_{O_2}^t, p_{CO_2}^t, p_{g,O_2}^t, p_{g,CO_2}^t, p_{bott}^t\}$$

由此可以得到输出公式为

$$y = p_{total} = f(\Delta t, p, p_{O_2}, p_{CO_2}, p_{g,O_2}, p_{g,CO_2}, p_{bott}) \tag{5}$$

以上各式中: X_0 为神经网络的输入; y 为神经网络的输出.由此,就确定了神经网络的输入和输出项,输入层需要 7 个节点,输出层需要 1 个节点。

3 仿真软件设计及实验结果

3.1 仿真软件设计

仿真软件的功能设计如图 2 所示,本文重点介绍图中 BP 神经网络、遗传神经网络部分的设计和实验结果。

BP 神经网络、遗传神经网络和并行遗传神经网络之间在代码的编写过程中是包含的关系,这样可以提高代码的重用性,如图 3 所示。

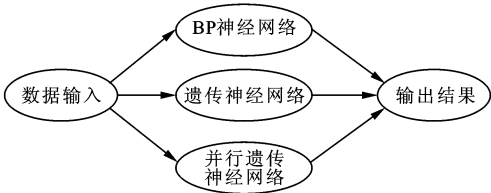


图 2 仿真软件的功能设计

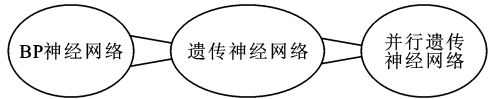


图 3 代码实现的包含关系

仿真软件使用 VC++6.0 开发,实验环境基于操作系统 Windows Server 2003. 仿真软件主要包括 BP 神经网络、遗传神经网络和并行遗传神经网络 3 个部分,每一部分都有各自的训练和测试操作。

仿真软件参数设置界面见图 4。

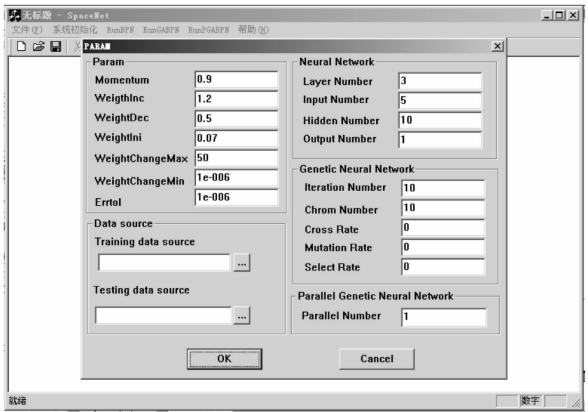


图 4 仿真软件参数设置界面

BP 神经网络的参数设定包括动量系数、权增量、权减量、初始权变化量、最大权变化量、最小权变化量、收敛误差、神经网络层数、输入层神经元数、隐含层神经元数、输出层神经元数等参数.此外,遗传神经网络的参数设定还包括迭代次数和染色体数,并行神经网络的参数设定还包括并行操作数。

3.2 实验结果

选择 7-10-1 型神经网络,节点激活函数采用带动量的 Sigmoid 函数

$$f(u_j) = [1 + \exp(-u_j)]^{-1} = [1 + \exp(-(\sum w_i x_i - \theta_j)/T)]^{-1}$$

遗传算法交叉概率的一般取值范围为 $P_c \in [0.1, 0.9]$,变异概率的一般取值范围为 $P_m \in [0.001, 0.2]$ 。

选用时刻 15:22 到 16:40 的所有数据,在这段时间完成一系列动作,共筛选 70 条关键点的真实数据,47 条训练数据,23 条测试数据.以时间 15:22 为基准时间 t ,加入时间差 $\Delta t=t'-t$. 根据真实值的取值范围,对每列数据做归一化处理,规则如下。

时间差 $t'=\Delta t/5\ 000$,总压 $p'=p/100$,氧气分压 $p'_{O_2}=p_{O_2}/100$,二氧化碳分压 $0<p'_{CO_2}<1$,轨氧气分压 $p'_{g,O_2}=p_{g,O_2}/25$,轨二氧化碳分压 $0<p'_{g,CO_2}<1$,供气流量 $q'=q/100$,轨气瓶总压 $p'_{bott}=p_{bott}/150$,轨道舱总压 $p'_{total}=p_{total}/100$ 。

BP 神经网络参数设置如下:误差 $E=0.000\ 001$,动量因子 $T=0.9$,采用 7-10-1 型 3 层网络结构. BP 神经网络经过 10 878 个周期达到误差 $E<0.000\ 001$ 时停止训练,优化后的遗传神经网络经过 7 359 个周期达到 $E<0.000\ 001$ 时停止训练。

测试得到 BP 神经网络和遗传神经网络的收敛趋势,如图 5 所示。

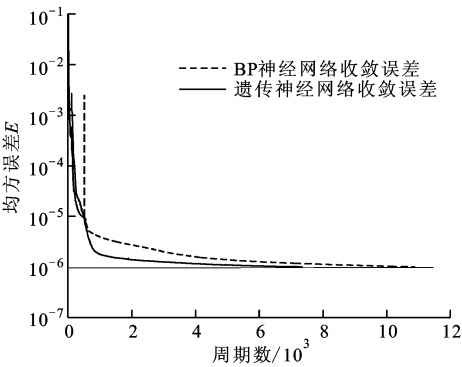


图 5 BP 神经网络和遗传神经网络的收敛趋势

通过 BP 神经网络和遗传神经网络的测试,实际输出值与期望值(真实值)的相对误差见表 1. 由表中的数据可以看出,遗传神经网络的输出值与真

实值几乎相同,相对误差很小.

3.3 测试结果分析

由图 5 可知,遗传神经网络比 BP 神经网络具有更少的训练周期数. 由表 1 可知,遗传神经网络的平均相对误差小于 BP 神经网络的,意味着遗传神经网络的输出值更接近期望值,即遗传神经网络的性能优于 BP 神经网络的性能.

利用遗传神经网络计算得到的轨道舱总压预测值在飞船运行的实际控制区间内(轨道舱总压大于 0.015 kPa),相对误差均值为 1.6%,可初步满足 EDSS 的参数预测要求. 测试结果显示,当轨道舱总压接近 0 时预测的相对误差较大,究其原因,一是由于预测值本身非常小(泄压后轨道舱已接近真空,此时预测误差在允许范围之内),二是遗传神经网络虽

表 1 轨道舱总压的期望值和实际输出值(均为归一化值)及其相对误差

序号	轨道舱总压期望值/kPa	BP 神经网络输出值/kPa	相对误差	遗传神经网络输出值/kPa	相对误差
1	0.971 5	0.971 585	0.000 088	0.971 148	0.000 363
2	0.971 5	0.973 029	0.001 574	0.973 011	0.001 555
3	0.911 8	0.959 894	0.052 746	0.944 659	0.036 038
4	0.711 3	0.703 168	0.011 433	0.704 761	0.009 193
5	0.720 9	0.724 318	0.004 742	0.724 006	0.004 308
6	0.742 4	0.739 827	0.003 466	0.740 390	0.002 707
7	0.765 7	0.769 906	0.005 494	0.769 073	0.004 405
8	0.782 5	0.778 458	0.005 166	0.776 531	0.007 628
9	0.782 0	0.782 228	0.000 292	0.781 842	0.000 202
10	0.781 5	0.782 747	0.001 596	0.785 713	0.005 391
11	0.782 5	0.783 565	0.001 361	0.784 112	0.002 060
12	0.782 5	0.784 295	0.002 294	0.780 975	0.001 949
13	0.782 5	0.783 781	0.001 637	0.784 261	0.002 250
14	0.689 4	0.710 770	0.030 997	0.710 751	0.030 970
15	0.031 5	0.033 098	0.050 738	0.027 790	0.117 789
16	0.023 4	0.023 406	0.000 260	0.024 545	0.048 943
17	0.018 1	0.017 805	0.016 294	0.018 204	0.005 766
18	0.013 8	0.013 353	0.032 402	0.013 928	0.009 268
19	0.011 5	0.010 662	0.072 877	0.014 288	0.242 429
20	0.009 5	0.008 510	0.104 175	0.009 889	0.040 919
21	0.008 6	0.007 085	0.176 145	0.006 625	0.229 638
22	0.006 7	0.005 920	0.116 371	0.004 372	0.347 445
23	-0.001 4	0.005 116	4.654 618	0.002 845	3.032 079
平均值			0.232 468		0.181 882

然减小了预测的平均相对误差,但并没有改变基于时间序列的“预测时间越长不确定因素导致的累积误差越大”的问题。

4 总 结

本文根据飞船环境控制与生命保障系统的状态监控需求和特点,研究了遗传神经网络在载人飞船环控决策系统中的应用。为了克服现有系统中相关算法的不足,进一步提高系统参数预测的准确性,提出用遗传神经网络对关键参数进行预测,研究了遗传算法和神经网络融合的算法策略和改进思路,给出了遗传神经网络的算法框架,建立了基于遗传神经网络的参数预测模型,设计了相应的软件,并对实际数据进行了计算和分析,取得了预期的效果。研究结果显示,遗传神经网络比BP神经网络具有更少的训练周期数和更高的精度,表明基于遗传神经网络的参数预测算法框架和预测模型能为载人飞船环控决策支持系统提供更准确和实时的关键参数预测。本文的意义还在于为遗传神经网络在载人飞船环控决策系统中的进一步应用提供了新的思路和有益的启示。

参考文献:

- [1] 高媛,赵新国,焦蜀晋. AI在载人飞船环控生保系统中的应用研究[J]. 装备指挥技术学院学报,2004,15(3): 49-54.
GAO Yuan, ZHAO Xinguo, JIAO Shujin. Research of AI in the environment control and life support systems of manned spacecraft [J]. Journal of the Academy of Equipment Command & Technology, 2004, 15 (3): 49-54.
- [2] 龙兵,宋立辉,荆武兴,等. 航天器故障诊断技术回顾与展望 [J]. 导弹与航天运载技术, 2003(3): 31-37.
LONG Bing, SONG Lihui, JING Wuxing, et al. A review and prospect of fault diagnosis technique of spacecrafts [J]. Missiles and Space Vehicles, 2003(3): 31-37.
- [3] WINTOFT P, LUNDSTEDT H, ELIASSON L, et al. Spacecraft anomaly analysis and prediction system—SAAPS [C]// HARRIS R A. Spacecraft Charging Technology: Proceedings of the Seventh International Conference. Noordwijk, The Netherlands: ESTEC, 2001: 169-176.
- [4] 邓一兵,巴杰,胡伟,等. 载人飞船环控生保自主学习智能决策支持系统的设计与实现[J]. 航天医学与医学工程, 2007, 20 (1): 57-61.
DENG Yi-bing, BA Jie, HU Wei, et al. Design and implement of the ECLSS adaptive learning intelligent decision support system [J]. Space Medicine and Medical Engineering, 2007, 20(1): 57-61.
- [5] 李伟超,宋大猛,陈斌. 基于遗传算法的人工神经网络[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(2): 316-318.
LI Wei-chao, SONG Da-meng, CHEN Bin. Artificial neural network based on genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2006, 27(2): 316-318.
- [6] 倪远平,李一民,周建华,等. 自适应遗传神经算法及故障识别[J]. 计算机工程与应用, 2003(35): 63-65.
NI Yuanping, LI Yimin, ZHOU Jianhua, et al. Adaptive genetic neural algorithm and fault recognition [J]. Computer Engineering and Applications, 2003 (35): 63-65.
- [7] 陈华,张小刚. 基于GA的神经网络预测控制仿真研究及应用[J]. 计算技术与自动化, 2000, 19(3): 117-121.
CHEN Hua, ZHANG Xiaogang. Simulative research on predictive control based on neural network and genetic algorithm [J]. Computing Technology and Automation, 2000, 19(3): 117-121.
- [8] 魏平,熊伟清. 一种改进的实数编码遗传算法[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(9): 87-88, 91.
WEI Ping, XIONG Weiqing. An improved real-code genetic algorithm [J]. Application Research of Computers, 2004, 21(9): 87-88, 91.
- [9] 王正勤,刘富强. 基于遗传BP网络的快速分类算法的构建[J]. 计算机应用与软件, 2008, 4(25): 59-63.
WANG Zhengqin, LIU Fuqiang. Construction of classifier algorithm based on genetic algorithms and BP neural network [J]. Computer Applications and Software, 2008, 4(25): 59-63.

[本刊相关文献链接]

- 采用遗传算法的自适应随机共振系统弱信号检测方法研究. 西安交通大学学报, 2010, 44(3): 32-36.
- 采用遗传算法的离心叶轮多目标自动优化设计. 西安交通大学学报, 2010, 44(1): 31-35.
- 采用并行遗传算法的文本分割研究. 西安交通大学学报, 2009, 43(12): 40-44.
- 面向 Pareto 最优遗传算法的服务组合方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(12): 50-54.
- 一种考虑环境作用的协同免疫遗传算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(11): 80-84.
- 基于分层遗传算法的电力变压器优化设计. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 113-117.

(编辑 葛赵青)