

改进的 BP 算法对移动用户行为预测的研究

陈春玲, 陈 红, 余 瀚

(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003)

摘 要:针对 BP 神经网络算法存在容易陷入局部极值、收敛速度慢、寻优精度低等问题,采用改进的 PSO 算法和 GA 算法对 BP 神经网络算法进行优化。对 PSO 算法中惯性权重公式进行改进,重新调整速度更新公式,提高算法稳定性。优化后期,引入 GA 算法的交叉、变异操作来扩大粒子的搜索空间以提高粒子的多样化,避免粒子过早收敛到局部解,从而提高 BP 神经网络算法的精度。采用改进后的 BP 神经网络模型对移动用户行为进行预测。实验结果表明,改进后的网络模型可以有效地提高移动用户行为预测的准确率和实效性,发掘出用户的行为特征和使用业务的规律,在一定程度上可为移动通信网络的质量优化和市场运营提供理论依据,帮助网络运营商提升网络服务水平。

关键词:BP 神经网络算法;PSO 算法;GA 算法;行为预测

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)07-0178-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.07.038

Research on Mobile User Behavior Prediction Based on Improved BP Algorithm

CHEN Chun-ling, CHEN Hong, YU Han

(School of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract:In view of the problem that BP neural network algorithm has low speed of convergence, low precision and easily falling into the local extremum, we optimize BP neural network algorithm with improved PSO algorithm and GA algorithm. The stability of the algorithm can be enhanced by improving inertia weight formula and adjusting speed updating formula in the PSO algorithm. In the later stage of optimization, adopting the crossover operation and mutation operation of GA algorithm can expand the search space of the particles, which can improve the diversification of the particles and prevent particles from falling into the local solution previously and improve the accuracy of the BP neural network algorithm finally. We adopt the trained BP neural network model to predict the behavior of mobile users. Experiment shows that the optimized network model can improve the accuracy and effectiveness of behavior prediction of mobile user effectively and discover the behavior characteristics and rules of users business, which can provide theoretical basis to the quality optimization of mobile communication network and market operation and help network operators to enhance the level of network services.

Key words:BP neural network algorithm; particle swarm optimization; genetic algorithm; behavior prediction

0 引言

随着互联网的飞速发展,移动终端和智能手机的普及使得用户能够更加快速方便地获取信息,同时人们对移动网络服务的质量要求也越来越高。传统模式只是通过简单的局部数据来对移动用户的行为进行建模分析,其准确度和可信度较差,导致开发出的移动应用只能满足少数用户的行为习惯,而无法根据不同的移动用户的行为习惯来实现个性化的服务^[1]。因此,寻求一种优质的网络预测模型具有重要的研究意义。

BP(back propagation)神经网络作为一种单向传播的多层前向网络,其主要目的是反复修正权值和阈值,使得误差函数达到最小值。由于 BP 神经网络具有独特的非线性映射能力和很强的自适应能力,通常被作为建模的有效工具,因此,文中采用 BP 神经网络模型对移动用户行为进行预测分析。但该模型也有收敛速度慢、预测精度不高、易陷入局部极值等缺点^[2]。针对这些问题,提出了很多改进方法。例如,文献[3]通过采用遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,

收稿日期:2017-06-15

修回日期:2017-10-24

网络出版时间:2018-02-24

基金项目:国家自然科学基金(11501320)

作者简介:陈春玲(1961-),男,教授,硕士,研究生导师,研究方向为软件工程、分布式组件技术、网络信息安全及其应用;陈 红(1990-),女,硕士研究生,研究方向为云计算与物联网技术。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180224.1519.050.html>

并通过“试错法”确定神经元数,该算法能达到预设目标的次数更多,实现全局最优,但是稳定性不高。文献[4]采用改进的 PSO (particle swarm optimization) 算法优化 BP 神经网络预测模型,在该算法中粒子群采用改进自适应惯性权重和改进自适应加速因子来优化 BP 神经网络模型初始时的权值和阈值,改进算法明显提高了模型的收敛速度,但是后期陷入局部极值的问题仍未得到解决。文献[5]基于改进粒子群算法和 BP 神经网络算法构建了网络舆情预测模型,该模型在预测性能上有一定的优越性,但在效率上处于劣势。

在此基础上,文中采用基于改进的 PSO 算法和 GA (genetic algorithm) 算法的 BP 神经网络模型对移动用户行为进行预测,并通过实验对算法性能进行验证。

1 预测模型相关理论

1.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络 (back propagation neural network)^[6] 是一种具有三层或三层以上的通过权值连接的网络,包含输入层、隐含层和输出层。隐含层又有单层和多层之分,上下层之间的节点通过权值相互连接,而同一层之间的节点无连接。隐含层与输出层中的各节点均有一个权值和阈值^[7]。训练的过程是通过误差信号调节网络的连接权值和阈值,这个调节过程是反复进行的,直到训练次数达到最大值或者误差达到要求的精度,则训练结束,即找到全局最优解^[8]。

1.2 BP 神经网络预测模型设计

文中采用多隐层 BP 神经网络进行设计^[9]。BP 神经网络结构对移动用户行为进行预测的实质是利用移动用户的行为参数 (通话行为和网络行为) 构成的样本数据作为输入值,通过隐含层不断地学习、判断、更新,从输出层得到移动用户当前的操作行为的预测结果,并及时做出决策。步骤如下:

- (1) 采集用户真实行为数据作为样本数据,将样本数据分为两部分,一部分作为训练数据,一部分作为测试数据;
- (2) 数据预处理;
- (3) 构建 BP 神经网络的隐层数,迭代次数,目标函数;
- (4) 使用训练数据训练 BP 神经网络模型;
- (5) 用测试数据测试训练后网络模型;
- (6) 分析预测数据与期望数据之间的误差。

BP 网络预测模型见图 1。

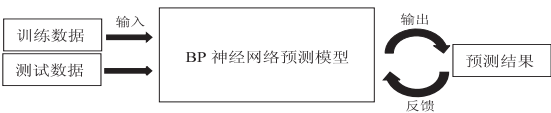


图 1 BP 网络预测模型

2 改进的 PSO-GA-BP 算法

2.1 改进的 PSO 算法

粒子群算法 (particle swarm: optimization, PSO)^[10] 是一种智能优化算法,通过模拟鸟类的觅食过程实现寻优。作为一种高效并行优化算法,可用于解决大量非线性、不可微的复杂优化命题,且具有实现简单、容易理解、收敛速度较快等优点^[11]。同其他群体智能优化算法一样,PSO 算法容易产生早收敛、全局收敛性能差的问题^[12]。原因是在粒子寻优过程中,速度更新公式会对寻优结果产生直接的影响,速度较大可以增加算法的全局搜索能力,速度较小可以增加算法的局部搜索能力,如何平衡 PSO 算法全局和局部搜索能力是 PSO 算法改进的核心。为进一步提高 PSO 算法的全局搜索能力,避免陷入局部最优解,同时又不错过全局最优解,文中提出对惯性权重进行非线性递减的优化公式。改进后的算法减弱了粒子优化早期和后期变化不稳定的问题,防止搜索过程中引起强烈振荡,从而提高了 PSO 算法的性能。

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{1 + e^{-\lambda(\frac{t}{s})}} \tag{1}$$

其中, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为最大和最小权重; λ 为控制因子,控制惯性权重和加速因子同时变化引起的振荡; t 为当前迭代次数; s 为最大迭代次数。

2.2 遗传算法

遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[13] 是通过模拟自然界中生物进化规则而实现的一种搜索算法,具有操作简便、非线性、全局寻优以及并行性好等优点^[14]。文中引入遗传算法的交叉、变异操作来增加优化后期粒子的多样性,从而扩大粒子搜索空间,防止陷入局部最优解。

交叉操作是产生新个体的重要操作,在二进制编码过程中,使用单点交叉法^[15],从两个双亲子串中随机选择一点 k 作为交叉点,通过复制交叉点产生两个新的后代,每个后代的第 k 位从它的某个双亲的第 k 位复制得来,交叉点在第 k 位进行交叉操作的方法为:

$$\begin{matrix} (a_1 a_2 \cdots a_k a_{k+1} \cdots a_m) & (a_1 a_2 \cdots a_k b_{k+1} \cdots b_m) \\ (b_1 b_2 \cdots b_k b_{k+1} \cdots b_m) & (b_1 b_2 \cdots b_k a_{k+1} \cdots a_m) \end{matrix} \rightarrow \tag{2}$$

变异操作是维持种群的多样性和提高算法局部寻优能力的重要手段。依据变异概率将个体编码串中的某些基因值用其他基因值来替换,从而形成一个新的个体。对于变异方式,文中采用单点变异^[16]。

交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 对遗传算法的优化性能起着重要的作用。为了避免种群发散和陷入局部极值,概率采用自适应变化^[17] 的遗传概率,在保证种群多样性的情况下不破坏适应度值高的种群。当种群在

进化过程中由于陷入局部搜索空间而不能跳出时,可通过增加 p_m 来摆脱这种情况,当种群在解空间比较分散时, p_c 和 p_m 可适当减小。

$$p_c = \begin{cases} \sigma_1 (f_{\max} - \bar{f}) / (f_{\max} - \bar{f}), f' \geq \bar{f} \\ \sigma_2, f' \leq \bar{f} \end{cases} \quad (3)$$

$$p_m = \begin{cases} \sigma_3 (f_{\max} - \bar{f}) / (f_{\max} - \bar{f}), f' \geq \bar{f} \\ \sigma_4, f' < \bar{f} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\sigma_1 \sim \sigma_4$ 为 0 ~ 1 之间的常数; f_{\max} 为种群中的最大适应度; \bar{f} 为种群中适应度的平均值; f' 为交叉粒子的适应度; f 为变异粒子的适应度。

文中利用 PSO 算法收敛较快和 GA 算法全局搜索能力较强两方面的优势来弥补 BP 神经网络预测模型的不足。本质上是将 BP 神经网络的训练误差作为 PSO 算法和 GA 算法的待优化目标函数,通过不断地评价粒子的适应度值来更新并寻找最优粒子所在的位置,直到达到预设的最大迭代次数或最小误差,最后将得到的最优值作为 BP 神经网络的较优初始连接权值和阈值,从而提高该预测模型的收敛速度和准确性。

2.3 基于改进的 PSO-GA-BP 算法的步骤

(1) 确定 BP 网络拓扑结构,初始化 PSO 维度、速度、位置、惯性权重、学习因子、最大迭代次数等参数。

(2) 根据适应度函数计算每个粒子的适应度值,将粒子当前所处的位置当作自身最优位置 p_{ib} ,将初始种群中粒子最优位置当作全局最优位置 p_{gb} 。适应度函数为:

$$f(X_i) = E(X_i)^{-1} \quad (5)$$

其中, $E(X_i)$ 见式 8

(3) 按以下公式更新每个粒子的速度和位置。

$$\begin{aligned} v_{ij}^{(t+1)} &= \omega(t) v_{ij}^{(t)} + c_1 * r_1 * (p_{ij} - x_{ij}^{(t)}) + \\ &\quad c_2 * r_2 * (p_{gi} - x_{ij}^{(t)}) \\ x_{ij}^{(t+1)} &= x_{ij}^{(t)} + v_{ij}^{(t+1)}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, d \end{aligned} \quad (6)$$

(7)

其中, r_1, r_2 为 0 ~ 1 之间的随机数; c_1, c_2 为学习因子; n 为粒子数; d 为解空间维度。

(4) 更新粒子群算法的惯性权重 ω (同式 1),随着算法迭代次数的非线性变化结果为:

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{1 + e^{-\lambda(\frac{t}{T})}}$$

其中,最大权重 $\omega_{\max} = 0.9$;最小权重 $\omega_{\min} = 0.1$; λ 为控制因子,控制惯性权重和加速因子同时变化引起的振荡,为了保证在整个搜索过程中输出误差平稳递减, λ 通常取 3。

(5) 再次计算粒子适应度值,根据交叉、变异规则选择适当的粒子进行交叉、变异操作,更新种群。

(6) 重复步骤 2 ~ 5,采用改进的 PSO 算法和 GA 算法的交叉、变异操作优化 BP 神经网络的权值和阈值,直至达到预设的目标,则停止搜索,将优化后的权值和阈值作为 BP 神经网络训练的初始权值和阈值。

(7) 进行 BP 神经网络训练,通过公式计算误差,直至达到预设的最大训练次数或者满足最小误差,训练结束。

$$E(v, \omega, \xi, \eta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^m [y_i(t) - \hat{y}_i(t)]^2 \quad (8)$$

$$\hat{y}_i(t) = f\left\{ \sum_{i=1}^m v_{ii} p \left[\sum_{j=i}^d \omega_{ij} x_j(t) - \xi_i \right] \right\} - \eta_i \quad (9)$$

其中, \hat{y}_i 为实际输出; y_i 为期望输出; f 为 BP 神经网络输出神经元的激励函数; p 为 BP 神经网络隐含层神经元的激励函数; ω_{ij} 为输入层和隐含层节点连接的权值; v_{ii} 为隐含层和输出层节点连接的权值; ξ_i 为隐含层的阈值; η_i 为输出层的阈值。

(8) 将优化后的 BP 神经网络用于对移动用户的行为预测。

3 实验

3.1 实验条件

数据来源:徐州移动分公司 2017 年第一季度鼓楼区 4G 移动用户数据。

数据处理:对数据进行提炼、转换,获取该区域 1 000 名 4G 用户的行为特征,主要分为两类,即通话行为和 network 行为。通话行为分为:通话时长、通话次数、短呼次数、长呼次数、漫游(主叫或被叫)呼叫次数、周末或工作日呼叫次数、短信收发条数等。网络行为分为:视频聊天时长、网上购物次数、网页浏览频率等,所有的行为属性为数值性属性。

参数设置:BP 神经网络采用多隐层网络结构,隐含层传递函数设置为“logsig”,输出层函数选用 purelin,迭代数取 100,训练目标 $1.0e-005$ 。遗传参数设置为:种群规模 40,进化代数 100,交叉概率 0.7,变异概率 0.01。粒子群算法参数设为:种群规模 40,进化代数 100,加速因子 $c_1 = c_2 = 2$,粒子最大速度 $v_{\max} = 0.5$,惯性权重取值区间 $[0.2, 0.9]$ 。

评测指标:误差 e ,均方根误差 E_{MSE} ,相对误差 err,均方误差 MSE, y_i 是期望输出, \hat{y}_i 是实际输出。

$$e = y_i - \hat{y}_i \quad (10)$$

$$E_{\text{MSE}} = \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \right)^{1/2} \quad (11)$$

$$\text{err} = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{n=1}^N y_i^2} \quad (12)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

3.2 实验结果

在 Matlab2011a 环境下,使用 Matlab 语言编程,构建三种预测模型,即:BP 神经网络预测模型(BP)、基于标准 PSO 算法的 BP 神经网络预测模型(PSO-BP)和基于改进的 PSO 算法和 GA 算法的 BP 神经网络预测模型(IPSO-GA-BP)。通过这三种模型分别对移动用户行为进行预测。

采用 Matlab 进行实验仿真,对徐州移动分公司提供的测试数据进行预处理,得到符合模型要求的数据类型,然后输入到基于 Matlab 实现的 BP 神经网络移动用户行为分析模型中,最后得出输出的移动用户操作行为和实际移动用户操作行为的结果。图 2~4 是将测试数据分别输入到 BP、PSO-BP 和 IPSO-GA-BP 得到的预测结果。图 5 是三种网络预测模型的输出与实际用户行为值的误差对比图。表 1 是三种模型的误差指标比对。

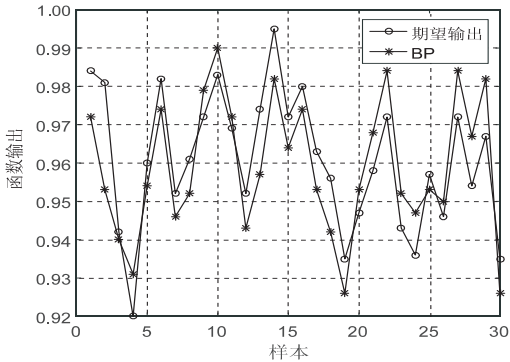


图2 BP 网络模型预测输出

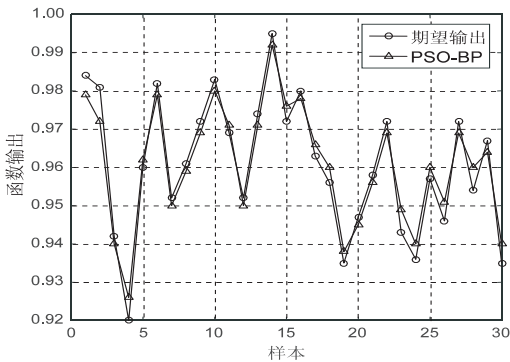


图3 PSO-BP 网络模型预测输出

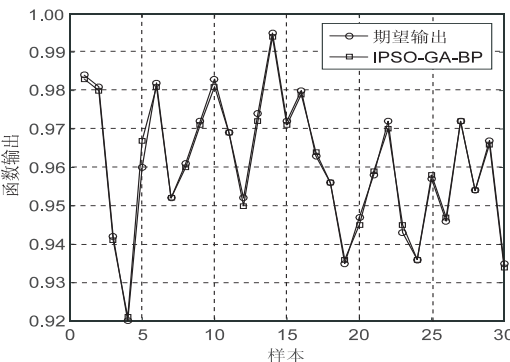


图4 IPSO-GA-BP 网络模型预测输出

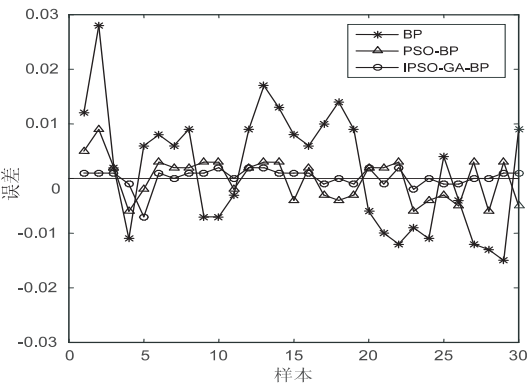


图5 三种网络模型预测误差

表1 三种网络模型预测误差对比

算法	MSE	E_{MSE}	err
BP	0.000 117 533	0.010 841 279	0.000 127
PSO-BP	1.49E-05	0.003 860 052	0.000 016
IPSO-GA-BP	0.000 003	0.001 732 051	0.000 003

3.3 实验分析

通过仿真结果,对比图 2~4 可知,基于 BP 神经网络算法的网络预测模型输出拟合度最差,其次是 PSO-BP 网络预测模型。从图 4 可明显看出,基于 IPSO-GA-BP 算法的网络预测模型的预测结果更接近目标值,原因是 IPSO-GA-BP 算法融合了 IPSO 算法和 GA 算法的优势,弥补了 BP 神经网络算法易陷入局部极值、收敛速度慢、寻优精度低的缺陷。从图 5 和表 1 可知,IPSO-GA-BP 算法比 BP 算法和 PSO-BP 算法更稳定、可靠。因此,文中提出的 IPSO-GA-BP 算法的网络预测模型在预测移动用户行为的准确性和可靠性方面具有较高的应用价值。

4 结束语

采用 BP 神经网络模型对移动用户行为进行预测,针对 BP 神经网络算法存在易陷入局部最优解、寻优精度低、收敛速度慢的问题,提出一种基于改进的 PSO 算法和 GA 算法的 BP 神经网络混合算法,即 IPSO-GA-BP 算法。该算法在 BP 神经网络算法的基础上融合了 PSO 算法和 GA 算法的优势,仿真结果表明,算法在对移动用户行为预测的精确度和稳定性上均有所提高。

参考文献:

[1] 罗海艳,杨 勇,王 珏,等.基于人工蜂群改进的 BP 神经网络移动用户行为分析及预测方法[J].沈阳农业大学学报,2015,46(6):757-761.

[2] 胡 丽,陈 斌,赖启明,等.BP 神经网络的改进[J].计算技术与自动化,2015,34(4):86-89.

[3] 刘春艳,凌建春,寇林元,等.GA-BP 神经网络与 BP 神经

时导致丢包情况,严重情况下甚至出现死机的情况。

6 结束语

综上所述,在应对多个外部应用程序的情况下,无操作系统模拟层的 UDP 服务器编程,虽然避免了数据的拷贝,但是无法应对多个外部应用程序。所以将 LWIP 移植到 μcos 操作系统下,不仅减少了内存开销,而且能够应对多个外部应用程序。文中的研究成果已经成功应用于嵌入式网管系统项目并实际运行,不仅提高了基于 STM32 平台 μcos 操作系统下测量仪器代理模块的传输效率,提高了系统的实时性,而且节约了内存开销。

参考文献:

- [1] CAROFIGLIO G, MUSCARELLO L. On the impact of TCP and per-flow scheduling on internet performance[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(2): 52–56.
- [2] SHERWANI S A, KHIYAL M S H. Real-time scheduler for transport protocols[J]. Information Technology Journal, 2007, 6(3): 376–379.
- [3] LI Jinlei, ZHENG Wengang, SHEN Changjun, et al. Application of modbus protocol based on $\mu\text{C}/\text{TCPIP}$ in water saving irrigation in facility agricultural[C]//International conference on computer and computing technologies in agriculture. [s. l.]: [s. n.], 2014.
- [4] SCHIEPEK G, AICHHORN W. Real-time monitoring of

psychotherapeutic change processes[J]. Psychotherapie, Psychosomatik, Medizinische Psychologie, 2013, 63(1): 39–47.

- [5] 陈实,武杰.一种基于以太网的嵌入式数据传输速率优化方法研究[J]. 微型机与应用, 2015, 34(4): 64–66.
- [6] 张庆辉,马延立. STM32F103VET6 和 ENC28J60 的嵌入式以太网接口设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2012(9): 23–25.
- [7] 张齐,劳焱元. 轻量级协议栈 LWIP 的分析与改进[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(10): 2169–2171.
- [8] 蔡雄飞,王新华,郭淑琴. 嵌入式 TCP/IP 协议 LWIP 的内存管理机制研究[J]. 杭州电子科技大学学报, 2012, 32(4): 118–121.
- [9] 付晓军,夏应清,何轩. 嵌入式 LWIP 协议栈的内存管理[J]. 电子技术应用, 2006, 32(3): 56–58.
- [10] 李茂正. 嵌入式系统中实现网络协议[D]. 南京: 南京大学, 2011.
- [11] 苏勇辉. 基于 ARM 微处理器 TCP/IP 协议栈 LwIP 实现[J]. 国外电子测量技术, 2009, 28(10): 76–78.
- [12] MOLAY B. Unix/Linux 编程实践教程[M]. 杨宗源, 黄海涛, 译. 北京: 清华大学出版社, 2004: 464–475.
- [13] LABROSSE J J. 嵌入式实时操作系统 $\mu\text{C}/\text{OS-II}$ [M]. 邵贝贝, 译. 北京: 航空航天大学出版社, 2012: 143–150.
- [14] STEINKE R C, NUTT G J. A unified theory of shared memory consistency[J]. Journal of the ACM, 2004, 51(5): 800–849.
- [15] 任哲. 嵌入式实时操作系统 $\mu\text{C}/\text{OS-II}$ 原理及应用[M]. 北京: 航空航天大学出版社, 2005: 133–139.

(上接第 181 页)

- 网络性能比较[J]. 中国卫生统计, 2013, 30(2): 173–176.
- [4] 卢辉斌,李丹丹,孙海艳. PSO 优化 BP 神经网络的混沌时间序列预测[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(2): 224–229.
- [5] 游丹丹,陈福集. 基于改进粒子群和 BP 神经网络的网络舆情预测研究[J]. 情报杂志, 2016, 35(8): 156–161.
- [6] 张宝堃,张宝一. 基于 BP 神经网络的非线性函数拟合[J]. 电脑知识与技术, 2012, 8(27): 6579–6583.
- [7] BUSCEMA M. Back propagation neural networks[J]. Substance Use & Misuse, 1998, 33(2): 233–270.
- [8] 范广坡,余学飞,卢广文,等. 改进 PSO-BP 算法的压力导丝温度及非线性补偿研究[J]. 自动化仪表, 2016, 37(6): 16–20.
- [9] 崔东文. 多隐层 BP 神经网络模型在径流预测中的应用[J]. 水文, 2013, 33(1): 68–73.
- [10] JIAN Huajiang, BU Yunsheng, LI Xiongong, et al. PSO algorithm based task allocation in dynamic virtual enterprise[J]. Advanced Materials Research, 2011, 189–193: 2572–2576.

- [11] 朱小明,张慧斌. PSO 算法的稳定性分析及算法改进[J]. 计算机科学, 2013, 40(3): 275–278.
- [12] 涂娟娟. PSO 优化神经网络算法的研究及其应用[D]. 镇江: 江苏大学, 2013.
- [13] LIU Lilan, HU Rongsong, HU Xiangping, et al. A hybrid PSO-GA algorithm for job shop scheduling in machine tool production[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(19): 5755–5781.
- [14] 梅金平,张士兵,王海莲. 基于 PSO-GA 算法的多用户 OFDM 系统资源分配[J]. 电视技术, 2014, 38(1): 115–119.
- [15] 崔宝才. 基于 GA 改进 BP 神经网络网络异常检测方法[J]. 现代电子技术, 2016, 39(3): 90–93.
- [16] 马福祥,马秀娟. 一种基于二次变异策略的改进型遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(13): 62–65.
- [17] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656–667.