

1-3-2019

## Design and Study of Forest Fire Forecasting Based on PSO and GA-BP Neural Network

Shuhua Bai

*Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330044, China;*

Mingxing Kuang

*Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330044, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Design and Study of Forest Fire Forecasting Based on PSO and GA-BP Neural Network

## Abstract

**Abstract:** This paper collects the 2013-2015 meteorological data of four stations (Nanchang, Jingdezhen, Gi'an, Ganzhou) in Jiangxi province, and the corresponding forest fire danger grading, to establish a neural network fire prediction model. *Corresponding network model is built respectively by adopting the genetic algorithm, particle swarm optimization (PSO) algorithm and particle swarm genetic hybrid algorithm to optimize the BP neural network.* By comparing the prediction results of BP network, GA-BP network, PSO-BP network and PSO-GA-BP network with the experiments data, it shows that the PSO-GA-BP network prediction model is of higher accuracy, the PSO and GA enjoy the best optimization effect.

## Keywords

forest fire danger grading, meteorological factors, PSO-GA-BP neural network, Forest fire forecast

## Recommended Citation

Bai Shuhua, Kuang Mingxing. Design and Study of Forest Fire Forecasting Based on PSO and GA-BP Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(5): 1739-1748.

# 基于 PSO-GA-BP 神经网络的林火预测设计与研究

白书华, 况明星

(南昌理工学院, 南昌 330044)

**摘要:** 搜集了江西省 4 个站点(南昌、景德镇、吉安、赣州)2013-2015 年的气象数据, 以及相对应的森林火险等级数据, 并建立神经网络林火预测模型。采用遗传算法、粒子群算法和粒子群遗传混合算法优化 BP 神经网络, 分别构建了相对应的网络模型。通过分析 BP 网络、GA-BP 网络、PSO-BP 网络和 PSO-GA-BP 网络的预测结果, 并与实验数据进行对比, 结果表明 PSO-GA-BP 网络预测模型的预测正确率最高, PSO-GA 的优化效果最佳。

**关键词:** 森林火险等级; 气象因子; PSO-GA-BP 神经网络; 林火预测

中图分类号: O657.7

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 05-1739-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201805015

## Design and Study of Forest Fire Forecasting Based on PSO and GA-BP Neural Network

Bai Shuhua, Kuang Mingxing

(Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330044, China)

**Abstract:** This paper collects the 2013-2015 meteorological data of four stations (Nanchang, Jingdezhen, Gi'an, Ganzhou) in Jiangxi province, and the corresponding forest fire danger grading, to establish a neural network fire prediction model. *Corresponding network model is built respectively by adopting the genetic algorithm, particle swarm optimization (PSO) algorithm and particle swarm genetic hybrid algorithm to optimize the BP neural network.* By comparing the prediction results of BP network, GA-BP network, PSO-BP network and PSO-GA-BP network with the experiments data, it shows that the PSO-GA-BP network prediction model is of higher accuracy, the PSO and GA enjoy the best optimization effect.

**Keywords:** forest fire danger grading; meteorological factors; PSO-GA-BP neural network; Forest fire forecast

## 引言

人类社会的发展依赖于森林中的丰富资源, 然而, 森林火灾严重威胁着现有的森林资源。

根据中国统计局的数据, 2004-2013 年期间,

全国共计发生森林火灾 86 609 次, 火场总面积 1 986 127.27  $\text{hm}^2$ , 受害森林总面积 852 558.59  $\text{hm}^2$ , 造成经济损失 128 784.81 万元。其中, 江西省共发生森林火灾 3 254 起, 占全国森林火灾的 3.76%; 总的森林受灾面积为 34 025.88  $\text{hm}^2$ , 占全国总的受灾森林面积 3.99%; 造成直接经济损失 10 283.148 万元, 占全国总的经济损失 7.98%; 共造成伤亡人数 102 人, 其中死亡 34 人。江西省的各类火灾数据均位于全国前十, 造成的损失巨大, 因此森林火灾的预警越来越重要。



收稿日期: 2017-03-22 修回日期: 2017-07-25;  
基金项目: 国家自然科学基金(61461033), 江西省教育厅科学技术项目(GJJ171041);  
作者简介: 白书华(1982-), 男, 河南, 硕士, 研究方向为电子信息科学与技术、信号与信息处理; 况明星(1944-), 男, 江西, 本科, 教授, 研究方向为信号与信息处理、电子信息科学与技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 1739 •

气象因子一直是影响森林火灾发生的重要影响因素。不少研究者利用气象因子构建人工神经网络林火预测模型,并取得了成果。因此,神经网络林火预测模型能够为森林防火工作提供预警作用,加大对森林火灾的预防工作。

现如今,森林火灾检测技术取得了长足进展。针对森林火灾特点,肖霞<sup>[1]</sup>等提出由于火灾区域温度的异常特性,进而可以利用类间方差算法来描述火灾区域前背景的差异,再进一步采用方差阈值来检测真实着火点。王伟等<sup>[2]</sup>提出在光谱分析的基础上,利用聚类算法对森林火灾进行检测,该算法主要是通过通过对烟雾在不同光谱波段的特性进行特征分析,选取有效的分类参量,并利用无监督聚类方法对烟雾的参量进行聚类以区别烟雾区域与正常区域,从而实现烟雾检测。黄儒乐<sup>[3]</sup>根据烟雾的移动性,提出了利用背景估计差分法判断视频图像森林火灾区域,同时改进了脉冲耦合神经网络算法,实现精确火灾检测。田少卿<sup>[4]</sup>提出利用边缘检测算法和BP神经网络模型及HIS颜色模型对森林火灾图像进行检测识别。岳姣姣<sup>[5]</sup>采用多种特征融合方法实现森林火灾图像特征提取,融合的特征有梯度方向直方图特征、质心距特征以及纹理特征,从而构成特征矩阵,并利用分类器进行判别。Vipin<sup>[6]</sup>提出利用颜色模型进行火灾检测,其颜色模型空间为RGB和 $YCbCr$ ,并定义了7种规则,满足上述规则的像素点则为火灾区域。此算法降低了计算复杂性,同时达到了较高的准确度。Radhakrishnan与Angayarkkani<sup>[7]</sup>将模糊逻辑和各向异性扩散技术应用用于森林火灾的检测和识别,利用颜色空间构成模糊集应用于火灾检测中。Kandil<sup>[8]</sup>采用边缘检测算法确定火灾区域,并通过小波变换技术来提取多种颜色特征,再利用BP神经网络来检测森林火灾。尽管上述方法有较多优势,但非常依赖专家经验选取特定特征。由于遗传算法和粒子群算法是一类借鉴了自然遗传机制和自然选择机理的随机搜索算法,通过多次迭代可以得到最优的候选群,直到收敛为止。因而,在上述方法基础上,本文采用了遗传算法、粒子群算法以及PSO-GA算法,并利用

BP神经网络构造了森林火灾检测模型。本文提出利用遗传算法和粒子群算法优化BP神经网络模型的连接权值和阈值,并将GA和PSO算法混合,从而融合了上述两种算法的优势。因此,本文算法既借助了BP神经网络在非线形模型的映射能力,又将遗传算法和粒子群算法最优化参数模型学习能力相结合,从而使得PSO-GA-BP网络预测模型的正确率达到最高和PSO-GA的优化获得最佳效果。本文同时搜集了2013年10月~2015年6月江西省南昌市、景德镇市、吉安和赣州4个地方的气象数据和森林火险等级数据,作为本文实验的样本数据,用来对江西省的火险等级进行预测与分析,并构建了BP神经网络林火预测模型,采用本文的样本数据进行训练和仿真预测<sup>[9]</sup>,得到了BP神经网络的预测正确率。为了提高预测正确率,分别采用遗传算法、粒子群算法和PSO-GA算法优化BP神经网络,并建立了相对最优的基于PSO-GA-BP神经网络的林火预测模型。

## 1 神经网络的基本算法

人工神经网络是对人类脑部神经网络的一种模拟仿真,其模型则是用数学语言描述生物神经元处理和传递信息的过程。神经网络是通过神经元的输入和输出、神经元的连接方式、神经元的连接权值和神经元的阈值来实现神经网络处理信息的功能<sup>[10]</sup>。目前常用的神经网络的算法包括遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)。

### 1.1 遗传算法(GA)

遗传算法是模仿生物进化和基因遗传原理的一种智能算法,引用了生物进化中的选择、交叉和变异三种操作。

- 1) 选择。是指从群体中选择适应能力高的个体组成新的种群。
- 2) 交叉。是指两个个体的染色体进行交换组合,形成新的个体染色体。
- 3) 变异。相当于遗传学中的基因突变,是指种群中某个个体的染色体发生变异,形成新的个体<sup>[11]</sup>。

遗传算法是一种能够进行全局搜索寻优的优化算法, 拥有自适应性、随机性和高并行性。遗传算法有着“优胜劣汰”的原则, 反复进行选择、交叉、变异操作, 以个体适应度为评价标准, 淘汰适应能力差的染色体, 保留适应度好的个体, 组成新的种群。具体的算法步骤如图 1 所示。

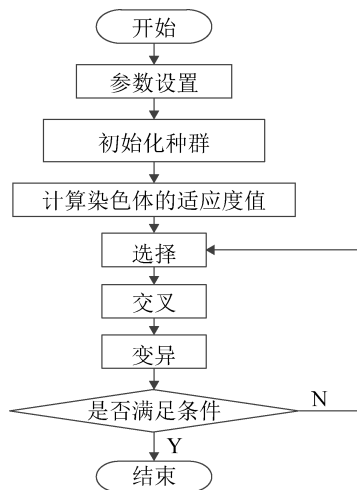


图 1 遗传算法的基本流程

Fig.1 Basic flow chart of genetic algorithm

## 1.2 粒子群(PSO)算法

粒子群算法是一种模拟鸟群捕食的算法, 鸟群在觅食过程中会呈现群体特征, 研究者就用计算机建模模拟这种群体行为, 最后经过发展演变, 形成了粒子群算法<sup>[12]</sup>。在粒子群算法中, 位置和速度是表示粒子的特征, 除了这两个特征之外, 还有适应度用来表示粒子的好坏。

粒子是根据两个极值来更新自己的位置和速度<sup>[13]</sup>, 一是个体极值  $P_{best}$ , 另一个是群体极值

$G_{best}$ 。  $P_{best}$  是指粒子自身找到的最优值, 群体极值  $G_{best}$  则是整个种群所寻的最优解。个体极值  $P_{best}$  与群体极值  $G_{best}$  也会随着种群中粒子的更新而不断更新。

## 1.3 比较与分析

以上两种算法均有缺点局限性。遗传算法不具备理想的局部搜索能力, 因此导致单纯的遗传算法效率不高, 容易早熟收敛; 遗传算法的适应度函数设计也十分重要, 若是选择不当, 会使得算法可能在局部最优点收敛, 而不是全局最优点; 此外, 遗传算法的一些参数, 比如种群规模、交叉概率及变异概率的确定设计方面没有具体的理论支持, 只能凭借经验来进行设定, 进而影响遗传算法的性能。粒子群算法的一些参数, 比如两个学习因子  $c_1$  和  $c_2$ 、惯性权重  $w$  的确定没有无统一的理论指导, 只能依靠设计者的经验进行确定, 不同的参数会影响粒子群算法的优化性能; 其次粒子群算法在迭代过程中早期收敛速度很快, 而后期收敛速度慢, 使得粒子群算法容易收敛于局部极值点。

正因为以上两种常用算法都存在缺陷, 故需要一种准确率更高、更有效的算法来代替。

## 2 构建神经网络预测模型

### 2.1 模型的构建

林火预测模型的构建包含 3 个部分: BP 神经网络的构建, BP 神经网络的训练, BP 神经网络预测。算法的流程如图 2 所示。

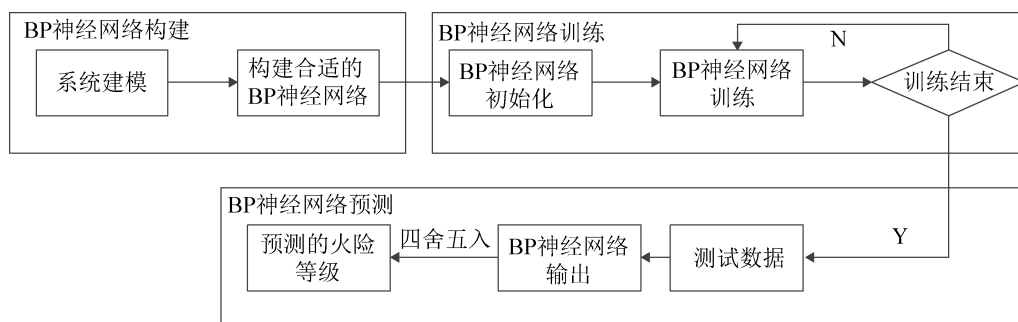


图 2 算法的流程

Fig. 2 Process of the algorithm

BP神经网络的构建主要是设计BP神经网络,包括网络的拓扑结构、学习率、初始权值和阈值等其他参数的设计。

BP神经网络的训练是指用实验数据样本中的训练数据集来训练BP神经网络,使得网络在不断学习中迭代。为了确保每次实验的公平,并且具有可对比性,本文所有实验都是使用同一样本数据集。本文所用的试验训练样本数据共有1 017组,其中3个等级各有339组数据,据此,每类等级选了320组作为网络训练数据,9组作为测试数据。因此,本论文中BP神经网络的训练数据共有960组,测试数据57组。

## 2.2 神经网络结构设计

本文神经网络的拓扑结构为13-16-1。输入层的神经元节点数为13,取决于气象因子的个数,这13个气象因子分别为:最大风速、极大风速、平均本站气压、日最高本站气压、日最低本站气压、平均相对湿度、最小相对湿度、大型蒸发量、平均气温、日最高气温、日最低气温、20-20时降水量和日照时数。部分实验样本数据如表1所示。隐含层(只有一层)的神经元个数为16,主要是通过经验公式和实验试凑法确定<sup>[14]</sup>。根据Hecht-Nielsen的理论,含有单隐含层的网络可实现任意函数。输出层的节点数为1,输出的是森林火险等级。

表1 部分实验样本数据

Tab. 1 Part of the experimental samples data

样本序号	最大风速	极大风速	平均本站气压	日最高本站气压	日最低本站气压	平均相对湿度	最小相对湿度	大型蒸发量	平均气温	日最高气温	日最低气温	20-20时降水量	日照时数	火险等级
1	39	84	9 999	10 016	9 975	91	69	18	262	314	226	108	6	1
2	47	93	9 970	9 998	9 940	78	56	32	293	344	243	0	90	3
3	60	118	9 936	9 954	9 918	70	62	36	295	327	269	0	10	2
4	27	56	9 961	9 981	9 936	93	75	19	242	276	226	332	0	1
5	25	41	9 998	10 007	9 981	85	66	26	251	284	225	0	0	2
6	33	55	10 002	10 018	9 984	82	54	25	270	325	234	2	73	2
7	50	93	9 998	10 007	9 982	94	81	33	238	273	221	175	0	1
8	24	66	9 988	10 002	9 971	99	84	19	228	274	210	622	0	1
9	47	76	9 970	9 987	9 949	77	58	28	303	344	260	0	99	3
10	55	119	9 948	9 966	9 925	70	57	45	311	349	281	0	89	3

## 2.3 实验数据处理

本文共搜集的实验样本数据共有1 017组。BP神经网络的数据包含了训练数据和测试数据,本文选择3个等级各320组共960组作为网络训练数据,剩余的57组数据作为神经网络的测试数据。

影响森林火险等级的各个气象因子其数值的量纲不同,导致各变量的分散程度差异较大。将原始数据标准化,能够消除数据之间由于量纲的不同带来的影响,从而提高网络计算的精度。在进行神经网络预测之前,通常采用数据归一化方法对样本数据进行处理,将样本数据都转变为[0,1]之间的数。这样做是为了消除样本数据集之间的数量

级差别,避免因数量级的差别而造成神经网络的预测误差<sup>[15]</sup>。

## 3 PSO-GA-BP实现步骤与流程

遗传算法和粒子群算法优化BP神经网络,均是通过优化BP神经网络的连接权值和阈值来实现的<sup>[16]</sup>。将GA和PSO算法混合,这种算法是以粒子群算法为主,然后在算法过程中加入遗传算法,这种混合算法结合了两者的优势,具有计算量少、收敛速度快、全局收敛性能好的优点<sup>[17]</sup>。PSO-GA算法实现步骤如图3所示。

1) 初始化参数、构建BP神经网络和初始化粒

子种群。

2) 计算粒子的适应度值和寻找  $P_{best}$  和  $G_{best}$ 。  
适应度函数的表达式为:  $Fitnee=Mse(An-Outputn)$ 。

$Mse$  是 MATLAB 中计算均方差的函数。也就是说本文的适应度函数为 BP 神经网络预测输出值与期望值的均方差。因此, 适应度值越小, 误差越小, 神经网络的预测精度越高, 表明适应度值最小的为最优解<sup>[18]</sup>。

3) 更新粒子的位置和速度。将适应度值由小到大进行排序, 并将其分为两等份。适应度值小的那份粒子定义为种群 P1, 另一份为种群 P2。

4) 加入遗传算法。对于种群 P1, 不用再做任何计算, 保留其粒子的位置、速度和适应度值。对于 P2, 对其进行遗传算法中的选择和交叉操作<sup>[19]</sup>。

5) 将适应度值再一次进行由小到大排序, 并将其分为两等份。适应度值小的那份粒子定义为种群 P3, 另一份为种群 P4。对 P3 不用再做任何操作, 对 P4 进行遗传算法中的遗传操作。

6) 更新  $P_{best}$  和  $G_{best}$ 。将种群 P1 的适应度值与经过遗传算法操作的种群 P2 和 P3 的适应度值相比较, 适应度值最小的粒子为最优粒子, 重新更新个体极值  $P_{best}$  和全局种群极值  $G_{best}$ 。

7) 结束条件。当达到所设定的最大迭代次数或者比较好的适应度值, 则 PSO-GA 算法结束; 否则返回步骤 2)。

8) 得到经过 PSO-GA 优化的连接权值和阈值。

9) 训练 BP 神经网络并用训练好的 BP 神经网络预测数据。

10) 更新  $P_{best}$  和  $G_{best}$ 。将种群 P1 的适应度值与经过遗传算法操作的种群 P2 和 P3 的适应度值相比较, 适应度值最小的粒子为最优粒子, 重新更新个体极值  $P_{best}$  和全局种群极值  $G_{best}$ 。

11) 结束条件。当达到所设定的最大迭代次数或者比较好的适应度值, 则 PSO-GA 算法结束。否则返回步骤 4)。

12) 得到经过 PSO-GA 优化的连接权值和阈值。

13) 训练 BP 神经网络并用训练好的 BP 神经网络预测数据。

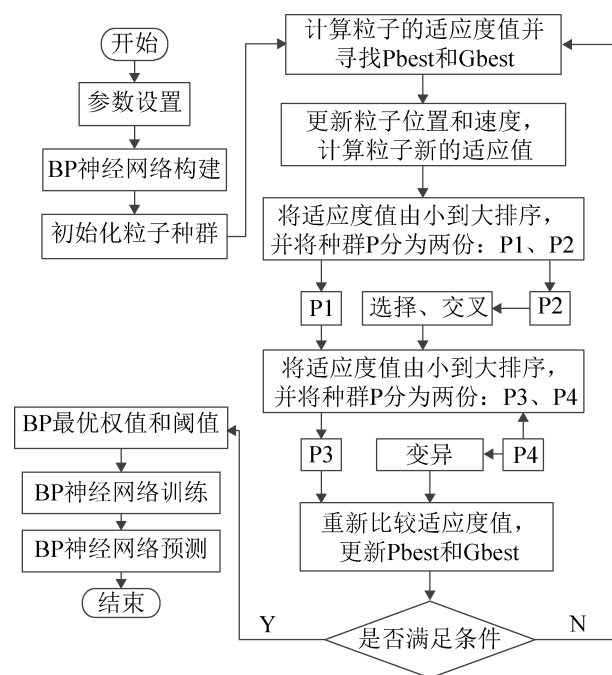


图 3 PSO-GA 优化 BP 神经网络算法流程

Fig. 3 Flowchart of PSO-GA optimized BP neural network algorithm

## 4 MATLAB 实验仿真结果分析

本文要设置的基本参数有 BP 神经网络、遗传算法、粒子群算法和 PSO-GA 算法的参数。为了能够比较几个算法的效果性能, 一些基本参数的设置应该保持一致性。

根据仿真实验分析, 确定 BP 神经网络的拓扑结构为 13-16-1, 隐含层的传递函数为 Tansig, 输出层为 Purelin, 神经网络的学习率  $\eta$  为 0.1, 训练目标最小收敛误差为 0.01, 最大训练次数为 100。

席裕庚等<sup>[20]</sup>建议的最优参数范围是: 种群规模  $Sizepop=20\sim200$ , 交叉概率  $P_{cross}=0.5\sim1.0$ , 变异概率  $P_{mutation}=0.0\sim0.05$ 。因此, 将遗传算法中的基本参数设为:  $Sizepop$  为 30, 最大进化次数(迭代次数)为 50,  $P_{cross}$  为 0.8,  $P_{mutation}$  为 0.05。

粒子群算法中的种群规模也为 30, 进化次数为 50, 惯性权重  $w$  为 0.7, 两个学习因子  $c_1$  和  $c_2$  都为 2, 限制的最大最小粒子速度为  $\pm 1$ , 最大最小

粒子位置为 $\pm 5$ 。PSO-GA 算法中所需要设置的参数和上述算法的参数一致。

本文的遗传算法、粒子群算法和 PSO-GA 算法的适应度函数的表达式为： $Fitness = \text{Mean}[\text{Abs}(\text{Output} - \text{Output}_n)]$ 。其中  $\text{Output}_n$  是用来训练 BP 神经网络的经过归一化的实际期望输出值， $\text{Output}$  表示 BP 神经网络的预测输出值， $\text{Mean}$  是 MATLAB 中计算平均值的函数。也就是说本文的适应度函数为 BP 神经网络预测输出值与期望值的平均误差。因此，适应度值越小，误差越小，神经网络的预测精度越高，表明适应度值最小的为最优解。

根据设置好的参数，在仿真平台 MATLAB R2011b，利用神经网络工具箱中的函数  $\text{Newff}$  实现 BP 神经网络的构建、训练和仿真<sup>[21]</sup>。本文用了 4 种算法对 BP 神经网络进行优化改进，为了更好地对比出四种算法的预测效果，所用的实验数据都是一样的。对于 4 种经优化算法改进的 BP 神经网络模型，主要从神经网络的误差性能、收敛速度和最终的预测正确率进行比较。

#### 4.1 最优个体适应度值

本文遗传算法、粒子群算法和粒子群遗传混合算法的适应度函数是 BP 神经网络的预测输出值与期望输出值之间的平均误差<sup>[22]</sup>。平均误差越小，适应度值越小，说明 BP 神经网络的系统误差越小。GA-BP 预测模型、PSO-BP 预测模型和 GA-PSO-BP 预测模型、PSO-GA-BP 预测模型的最优个体适应度值的变化曲线如图 4 所示。

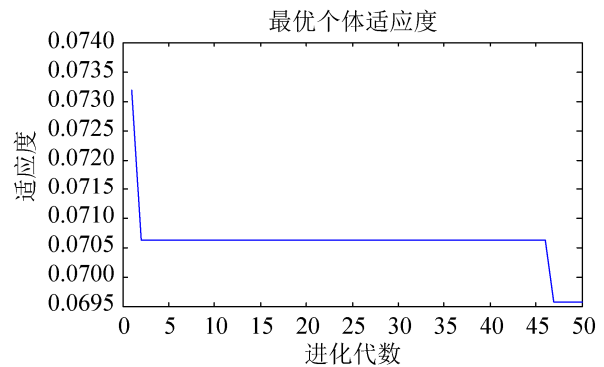
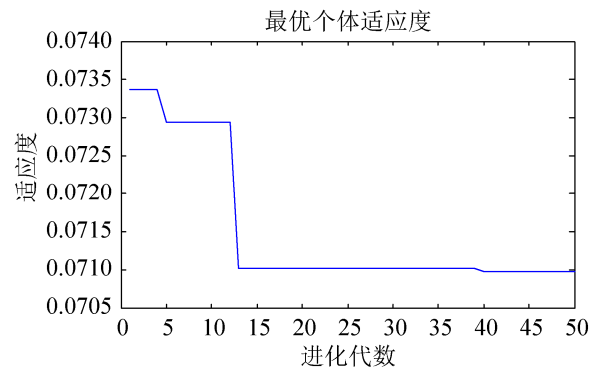
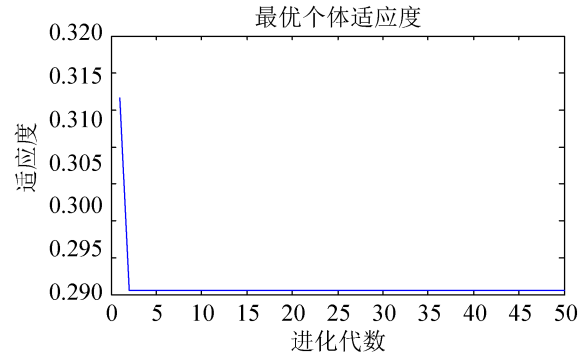
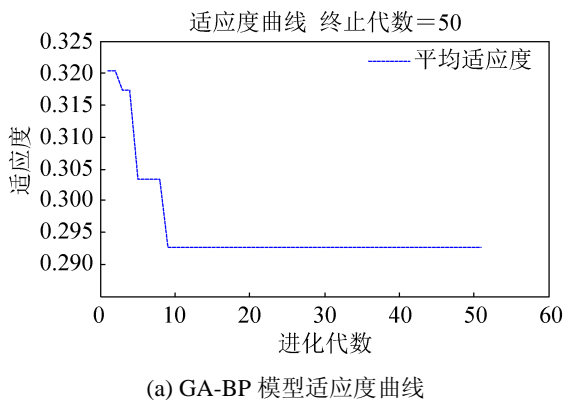


图 4 神经网络模型适应度曲线

Fig. 4 Adaptability curve for the neural network models

由图 4 可知，经过 50 次的种群进化，PSO-GA-BP 神经网络模型个体适应度值最小，其次是 GA-PSO-BP<sup>[9]</sup> 网络模型，然后是 PSO-BP 网络模型，最大的是 GA-BP 网络模型。表明 PSO-GA-BP 神经网络模型搜索到的最优值是这 4 种网络模型中最好的，PSO-GA 算法优于遗传算法(GA)和粒子群(PSO)算法，并且本文的 PSO-GA 算法优于文献[9]中的混合算法。



## 4.2 神经网络误差性能

训练神经网络时,网络训练的性能指标是网络输出的均方差。包含未经优化的 BP 神经网络模型在内的五个预测模型,网络设定的误差精度为 0.01,4 个模型在训练过程中的网络误差变化曲线如图 5 所示。

由图 5 可知,未经优化的 BP 神经网络经过 14 次迭代后停止,GA-BP 神经网络经过 11 次迭代停止,PSO-BP 网络经过 15 次停止迭代,GA-PSO-BP 网络模型经过 12 次,PSO-GA-BP 网络经过 14 次迭代。但是这 5 种算法迭代停止时,神经网络训练时的均方误差都没有达到设定期望值 0.01,但是 PSO-GA-BP 网络最接近于期望设定的误差。而 BP 神经网络经过迭代 8 次达到的最小误差为 0.45034,GA-BP 网络经过 5 次迭代达到的最小误差为 0.42545,PSO-BP 网络经 9 次迭

代达到的最小误差为 0.37918,GA-PSO-BP 网络在第 6 次迭代时最小的误差为 0.12085,PSO-GA-BP 网络迭代 8 次达到的最小误差为 0.10471。由此可以看出 PSO-GA-BP 网络模型的误差性能最好,优于 GA-BP 网络、PSO-BP 网络和 GA-PSO-BP 网络<sup>[23]</sup>。

在仿真平台 MATLAB R2011b,利用神经网络工具箱中的函数 newff 实现 BP 神经网络的构建、训练和仿真。本文共有 4 种林火预测模型,实验结果如图 6 所示。

表 2 为统计的 4 种神经网络的预测正确率。可以看出,在 4 种林火预测模型中,本文的 PSO-GA-BP 神经网络模型的预测正确率最高,达到 80.70%,高于 PSO-BP 和 GA-BP 神经网络模型的预测正确率,预测效果最佳。而未经优化的 BP 神经网络的预测正确率最低,为 70.18%。

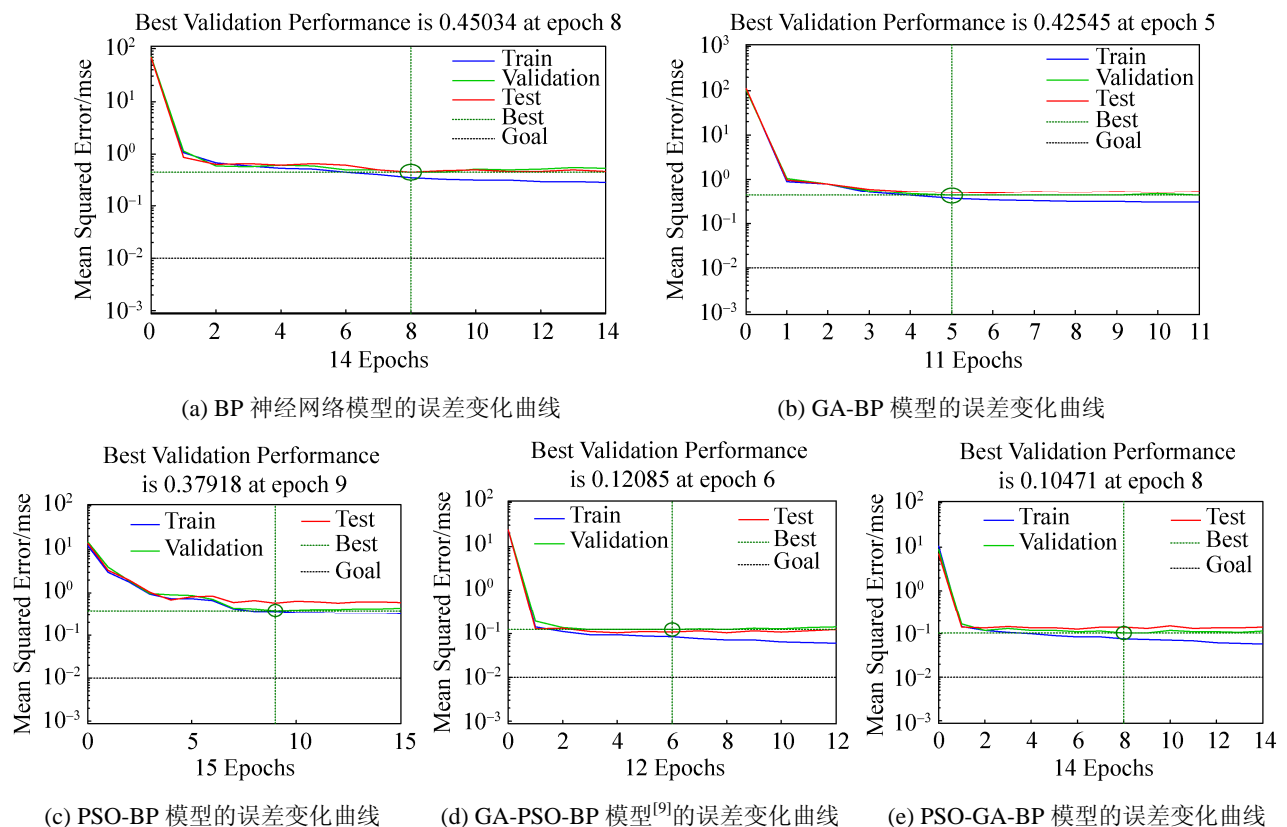


图 5 神经网络模型误差变化曲线  
Fig. 5 Error curve for the neural network models

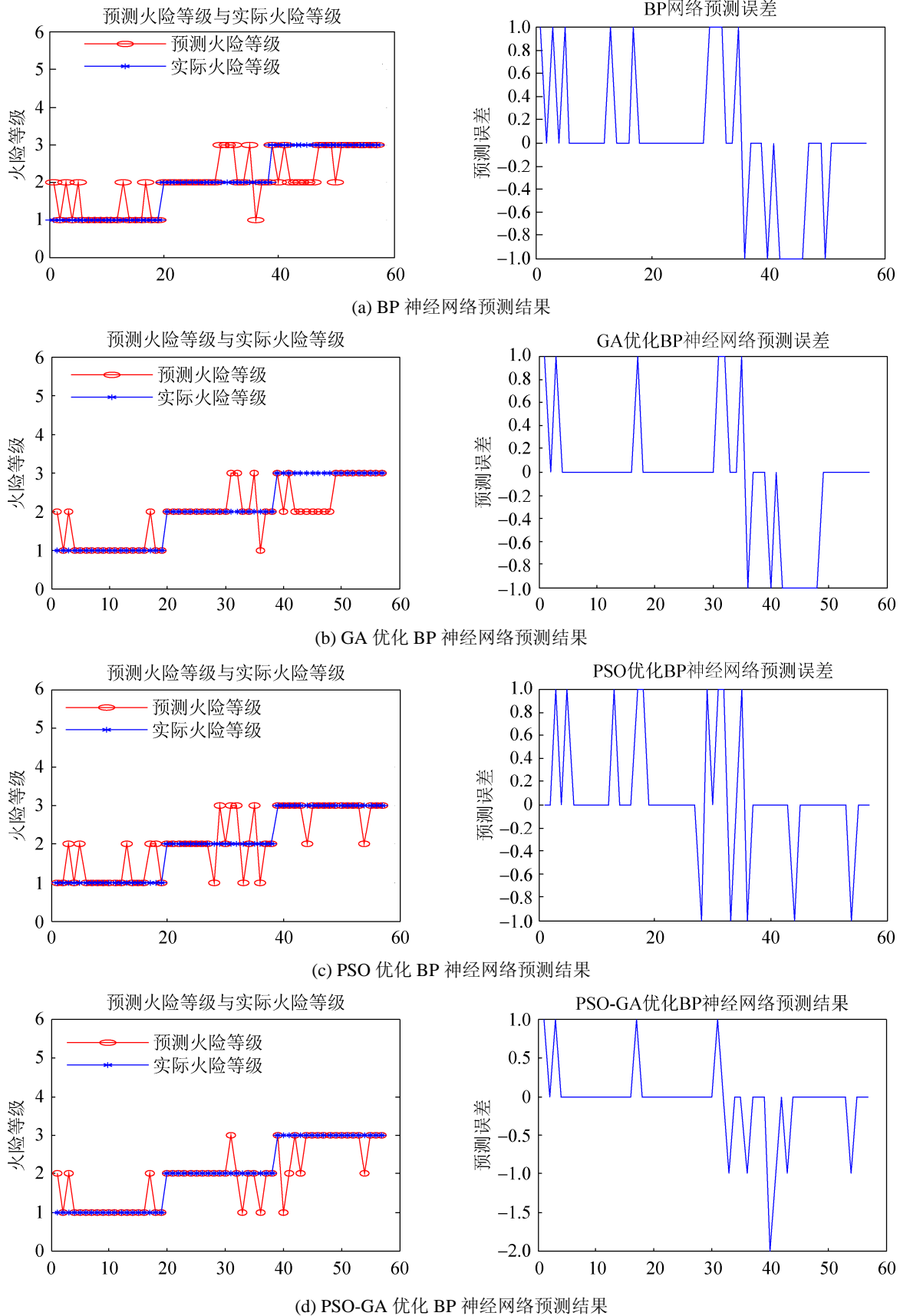


图6 四种模型的实验结果

Fig. 6 Experimental result of the four models

<http://www.china-simulation.com>

表 2 四种模型预测正确率对比  
Tab. 2 Comparison of the prediction accuracy of four models

林火预测模型	预测正确率/%	第一等级	第二等级	第三等级
BP 神经网络	70.18	0.736 8	0.736 8	0.631 6
GA-BP 神经网络	73.68	0.842 1	0.789 5	0.578 9
PSO-BP 神经网络	75.44	0.736 8	0.631 6	0.894 7
PSO-GA-BP 神经网络	80.70	0.894 7	0.789 5	0.736 8

## 5 结论

本文将遗传算法与粒子群算法相结合,以粒子群算法为主,再嵌入遗传算法,组成 PSO-GA 算法,并基于 PSO-GA 算法优化 BP 神经网络,构建了 BP 神经网络模型、GA-BP 网络模型、PSO-BP 网络模型、GA-PSO-BP 网络模型和 PSO-GA-BP 网络模型。针对 1 017 组实验数据进行仿真实验,比较了 4 种模型的训练误差性能和预测正确率,以及 4 种优化模型的最优个体适应度。实验结果表明,PSO-GA-BP 网络模型的预测性能最优。基于 PSO-GA-BP 神经网络的林火预测方法,可以更为有效和准确地预测森林火灾,值得推广。

## 参考文献:

- [1] 肖霞. 基于类间方差的 MODIS 森林火灾监测方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010: 201-206.  
XIAO X. Research on Forest Fire Monitoring Method Based on Interclass Variance MODIS[D]. Hefei: China University of Science and Technology, 2010: 201-206.
- [2] 王伟, 宋卫国, 刘士兴, 等. Kmeans 聚类与多光谱阈值相结合的 MODIS 云检测算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(4): 1061-1064.  
WANG W, SONG W G, LIU S X, et al. A Cloud Detection Algorithm for MODIS Images Combining Kmeans Clustering and Multi-Spectral Threshold Method[J]. Spectrum and Spectrum Analysis, 2011, 31(4): 1061-1064.
- [3] 黄儒乐. 基于视频图像的林火烟雾识别方法的研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2012: 111-119.  
HUANG R L. Research on Forest Fire Smoke Recognition Based on Video Image[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2012: 111-119.
- [4] 田少卿. 林火稳像与识别定位算法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2014: 68-73.  
TIAN S Q. Research on Forest Fire Stabilization and
- recognition Positioning Algorithm[D]. Haerbin: Northeast Forestry University, 2014: 68-73.
- [5] 岳姣姣. 基于多特征融合的林火烟雾检测算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016: 113-119.  
YUE J J. The Research on Forest Fire Smoke Detection Algorithm Based on Feature Fusion[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016: 113-119.
- [6] Vipin V. Image processing based forest fire detection[J]. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering (S2250-2459), 2012, 2(2): 87-95.
- [7] ANGAYARKKANI K, RADHAKRISHNAN N. Efficient forest fire detection system: A spatial data mining and image processing based approach[J]. International Journal of Computer Science and Network Security (S1738-7906), 2009, 9(3): 100-107.
- [8] KANDIL M, SALAMA M. A new hybrid algorithm for fire vision recognition[C]//Eurocon: Eurocon 09 IEEE, 2009: 1460-1466
- [9] 王丹丹, 黄家荣, 刘伟, 等. 基于人工神经网络的森林火险预测[J]. 西北林学院学报, 2010, 25(3): 143-146.  
WANG D D, HUANG J R, LIU W, et al. Benefit Evaluation of Conversion of Cropland to Forest Project in the Loess Plateau: A Review[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2010, 25(3): 143-146.
- [10] 苏漳文, 刘爱琴, 梁慧玲, 等. 基于气象因子的福建省森林火险预测模型[J]. 森林与环境学报, 2015, 35(4): 370-376.  
SU Z W, LIU A Q, LIANG H L, et al. Model to Predict Forest Fire Occurrence in Fujian Province Based on Meteorological Factors[J]. Journal of Forests and the Environment, 2015, 35(4): 370-376.
- [11] 钱兆楼. 一种基于改进粒子群算法优化 BP 神经网络的预测方法[J]. 电子测试, 2015(20): 39-40.  
QIAN Z L. A Prediction Method for Optimizing BP Neural Network Based on Improved Particle Group Algorithm[J]. Electronic Test, 2015(20): 39-40.
- [12] 王攀, 陈建, 曹中华, 等. 基于 GA-BP 神经网络的农业机械化综合水平预测模型[J]. 农业化研究, 2016(3):

- 75-79.  
WANG P, CHEN J, CAO Z H, et al. Model for Forecasting the Agricultural Mechanization Integrated Level Based on GA-BP Neural Network[J]. Agricultural Research, 2016(3): 75-79.
- [13] 王雅楠, 孟晓景. 基于动量 BP 算法的神经网络房价预测研究[J]. 软件导刊, 2015, 14(2): 59-61.  
WANG Y N, MENG X J. Research on the Forecasting of House Prices By Neural Network Based on Momentum BP Algorithm[J]. Software Guide, 2015, 14(2): 59-61.
- [14] 高玉明. 基于 GA-PSO 算法优化 BP 网络的短期电力负荷预测[D]. 贵阳: 贵州师范大学, 2014.  
GAO Y M. Forecasting Based on BP Neural Network optimized by GA-PSO Algorithm[D]. Guiyang: Guizhou Normal University, 2014.
- [15] Brown T J, Hall B L, Westerling A L. The Impact of Twenty-First Century Climate Change on Wildland Fire Danger in the Western United States: An Applications Perspective[J]. Climatic Change (S0165-0009), 2014(1): 68-72.
- [16] Pausas J G. Changes in Fire and Climate in the Eastern Iberian Peninsula (Mediterranean Basin)[J]. Climatic Change (S0165-0009), 2004(3): 112-116.
- [17] Jeremy S Fried, Margaret S Torn, Evan Mills. The Impact of Climate Change on Wildfire Severity: A Regional Forecast for Northern California[J]. Climatic Change (S0165-0009), 2014(1): 27-29.
- [18] Williams A A J, Karoly D J, Tapper N. The Sensitivity of Australian Fire Danger to Climate Change[J]. Climatic Change (S0165-0009), 2010(1): 159-163.
- [19] 唐阳山, 葛丽娜, 黄子龙, 等. 基于 BP 神经网络的交通事故预测方法研究[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2016, 36(1): 27-30.  
Tang Y S, Ge L N, Huang Z L, et al. Study on Traffic Accident Study on Traffic Accident Prediction Method Based on BP Neural Network[J]. Journal of Liaoning University of Technology(Natural Sciences), 2016, 36(1): 27-30.
- [20] 王珍. 基于因子分析-BP 神经网络模型在空气质量综合评价中的应用[D]. 昆明: 云南大学, 2015.  
WANG Z. Application of Factor Based Analysis-BP Neural Network Model in Comprehensive Evaluation of Air Quality[D]. Kunming: Yunnan University, 2015.
- [21] 胡瑞卿. 基于人工神经网络的煤矿安全评价研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2015.  
HU R Q. The Safety Evaluation Study of The Coal Mine Based on the Artificial Neural Network Measure[D]. Huinan: Anhui Polytechnic University, 2015.
- [22] 武艺. 人工神经网络在土壤质量监测中的应用[D]. 舟山: 浙江海洋学院, 2015.  
WU Y. Arts. Artificial Neural Networks Apply to Soil Quality Observation[D]. Zhoushan: Zhejiang Marine College, 2015.
- [23] 任谢楠. 基于遗传算法的 BP 神经网络的优化研究及 MATLAB 仿真[D]. 天津: 天津师范大学, 2014.  
Ren X N. Optimization Study and MATLAB Simulation of BP Neural Network Based on Genetic Algorithm[D]. Tianjin: Tianjin Normal University, 2014.