

基于BASFP- BP的可靠性预测模型研究

李红辉, 陈博, 鲁姝艺, 张骏温

引用本文

李红辉, 陈博, 鲁姝艺, 张骏温. 基于BASFP- BP的可靠性预测模型研究[J]. 计算机科学, 2023, 50(5): 31-37.

LI Honghui, CHEN Bo, LU Shuyi, ZHANG Junwen. [Study on Reliability Prediction Model Based on BASFP- BP](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(5): 31-37.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于改进人工势场的未知障碍物无人机编队避障](#)

Pop-up Obstacles Avoidance for UAV Formation Based on Improved Artificial Potential Field
计算机科学, 2022, 49(6A): 686-693. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500194>

[基于区块链的人事档案管理系统研究](#)

Research on Personnel File Management System Based on Blockchain
计算机科学, 2021, 48(11A): 713-718. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300051>

[融合模拟退火机制的自适应花朵授粉算法](#)

Adaptive Flower Pollination Algorithm with Simulated Annealing Mechanism
计算机科学, 2018, 45(11): 231-237. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.11.036>

[基于PXI平台的MEMS电场传感器自动测试系统的设计](#)

Design of MEMS Electric-field Sensor Test System Based on PXI
计算机科学, 2017, 44(Z11): 570-572. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.11A.121>

[MPEG—7和MPEG—7实验模型参考软件](#)

计算机科学, 2003, 30(6): 31-37.

基于 BASFPA-BP 的可靠性预测模型研究

李红辉^{1,2} 陈博¹ 鲁姝艺¹ 张骏温¹

1 北京交通大学计算机与信息技术学院 北京 100044

2 高速铁路网络管理教育部工程研究中心 北京 100044

(hhli@bjtu.edu.cn)

摘要 软件可靠性预测以软件可靠性预测模型为基础,对软件的可靠性以及与其直接相关的度量进行分析、评价和预测,利用软件运行中所收集的失效数据对未来的软件可靠性进行预测,成为了评估软件失效行为和保障软件可靠程度的重要手段。BP神经网络结构简单、参数少、易实现,在软件可靠性预测领域已经得到了广泛应用。然而基于传统BP神经网络搭建的软件可靠性预测模型的预测精度无法达到预期目标,因此提出了基于BASFPA-BP的软件可靠性预测模型。该模型利用软件失效数据,在BP神经网络训练过程中利用BASFPA算法优化网络权值、阈值,从而提高模型的预测精度。选用3组公开的软件失效数据,将实际值与预测值的均方误差作为预测结果的衡量标准,同时将BASFPA-BP与FPA-BP, BP, Elman这3种模型进行对比研究。实验结果表明,基于BASFPA-BP的软件可靠性预测模型在同类型模型中实现了较高的预测精度。

关键词: 软件可靠性预测模型; 天牛须搜索算法; 花朵授粉算法; BASFPA

中图分类号 TP311

Study on Reliability Prediction Model Based on BASFPA-BP

LI Honghui^{1,2}, CHEN Bo¹, LU Shuyi¹ and ZHANG Junwen¹

1 School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

2 China Engineering Research Center of Network Management Technology for High Speed Railway of MOE, Beijing 100044, China

Abstract Software reliability prediction is based on software reliability prediction model, which analyzes, evaluates and predicts software reliability and reliability-related measures. Using the failure data collected in software operation to predict the future software reliability. It has become an important means to evaluate software failure behavior and guarantee software reliability. BP neural network has been widely used in software reliability prediction because of its simple structure and few parameters. However, the prediction accuracy of the software reliability prediction model built based on the traditional BP neural network cannot reach the expected target. Therefore, this paper proposes a software reliability prediction model based on BASFPA-BP. This model utilizes software failure data and utilizes BASFPA algorithm to optimize network weights and thresholds in the training process of BP neural network. Thus, the prediction accuracy of the model is improved. In this paper, three groups of public software failure data are selected, and the mean square error between the actual value and the predicted value is taken as the measurement standard of the predicted results. Meanwhile, BASFPA-BP is compared with FPA-BP, BP and Elman models. Experimental results show that the software reliability prediction model based on BASFPA-BP achieves high prediction accuracy in the same type of model.

Keywords Software reliability prediction model, Beetle antennae search algorithm, Flower pollination algorithm, BASFPA

1 引言

软件可靠性是软件产品质量的重要特征之一,其在软件产品生命周期中的测量和管理技术对于生产和维护质量可靠的软件系统至关重要。其中,软件可靠性预测模型(Software Reliability Prediction Model, SRPM)^[1]是实现软件可靠性

预测的重要手段。这种模型可以概括为两大类。一类是基于统计学原理的数学模型,主要通过数学公式拟合软件失效曲线。这类模型也就是传统的软件可靠性增长模型,需要对软件内部错误及失效过程的特性做出很多假设,然后采用某种随机过程对其进行描述^[2]。由于该类模型种类繁多,如 Jelinski-Moranda (J-M) 模型^[3]、Musa 模型^[4]、Goel-Okumot (G-O)

到稿日期:2022-09-30 返修日期:2023-02-19

基金项目:国家重点研发计划(2019YFB2102500)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2019YFB2102500).

通信作者:陈博(1203768247@qq.com)

模型^[5]、Littlewood-Verral(L-V)模型^[6]、贝叶斯模型、Markov模型以及 Duane^[7]模型、Delayed S-shaped 模型^[8]等,在实际应用中涉及模型选择的问题。另一类是基于数据驱动的模型,通过对软件失效数据进行训练从而拟合失效曲线。这类模型基于观测到的软件失效数据,将其视为时间序列进行建模与分析,并对软件将来的失效行为做出预测。由于其不需要对软件内部错误及失效过程做任何不符合实际的假设,因此适用范围更广,准确度更高,且不存在实际应用中的模型选择问题。

在基于数据驱动的可靠性预测模型研究中,神经网络模型成为了近年来比较热门的研究方向。Liu 等^[9]结合模拟退火算法与动态模糊神经网络(Dynamic Fuzzy Neural Network, DFNN)建立的可靠性预测模型预测精度较高,但 DFNN 本身的网络结构太过复杂,实际应用中的调参会更加依赖研究人员的经验。此后又提出基于 FABP 的软件可靠性增长模型^[10-11],该模型虽然简化了神经网络的结构,但是实际应用中发现,在训练样本数量较少的场景下,模型的预测精度依然不够高。

为了在规避高级神经网络的复杂网络结构的同时保证软件可靠性预测精度,本文提出了基于天牛须-花朵授粉算法(BASFPA)结合 BP 神经网络(BASFPA-BP)建立具有一步向前预测能力的软件可靠性预测模型。

2 基于 BASFPA 算法的 BP 神经网络

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种依据误差反向传播算法训练的多层前馈网络,已被成功应用于软件风险分析、成本预测和可靠性估计等领域。其网络结构包含输入层、隐层以及输出层,使用梯度下降法修正误差,并通过误差的反向传播来调整网络的权值和阈值^[12]。BP 神经网络拓扑结构如图 1 所示。

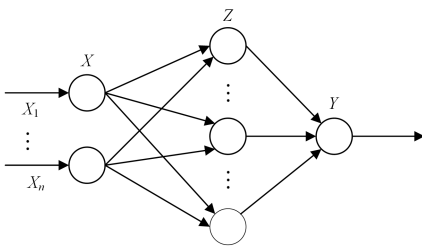


图 1 BP 神经网络拓扑结构

Fig. 1 Topology of BP neural network

由于本文的预测结果为单预测结果,因此我们选择单隐层多输入单输出的 BP 网络拓扑结构。网络的输入 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; 隐层节点 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$; 网络的输出为 Y 。输入层与隐层间的权值 $V = \{v_{ij}, \dots, v_{nm}\}$; 隐层与输出层间的权值 $W = \{w_{j1}, \dots, w_{m1}\}$; 隐层各节点的阈值为 T_z ; 输出层节点的阈值为 T_y 。

但仅使用 BP 神经网络作为预测模型来拟合软件可靠性预测曲线依然不足以满足目前实际应用的需要。由于 BP 网络通常采用梯度下降算法进行权值的更新,存在易陷入局部极小值的问题,导致 BP 网络的训练难以达到

预期目标。研究表明,使用优化算法对初始权值进行优化后再对网络进行训练能在很大程度上提升网络性能,极大地避免因随机初始化而使网络陷入局部最优的问题。本文选择 BASFPA 算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行寻优。

2.2 基于天牛须搜索算法优化的花朵授粉算法

花朵授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)是一种启发于模拟自然界开花植物授粉过程的群智能优化算法^[13-14]。为了提高效率,算法对花朵授粉过程进行简化,假定每株植物只开一朵花,且每朵花只产生一个花粉粒子。可以将一朵花或一个粒子对应于解空间中的一个候选解,并且每朵花繁衍后代的方式都是通过转换概率 p 进行异花授粉操作,或以概率 $1-p$ 进行自花授粉操作。异花授粉可看作算法的全局探测行为,自花授粉则可以视为算法的局部搜索过程^[15-16]。前者指花粉从一朵花转移到另一株植物的某朵花上,后者指花粉从一朵花转移到同一株植物的不同花上。FPA 算法的原理就是基于上述过程,即通过花粉传播让种群中更适龄的花朵存活下来。

FPA 算法主要基于以下几项原则:

- (1) 异花授粉属于全局搜索过程,基于 Levy 分布进行全局搜索;
- (2) 自花授粉则属于局部搜索过程;
- (3) 花粉成功授粉的概率与两朵花的相似性呈正相关;
- (4) 通过转换概率 p 控制全局搜索和局部搜索的相互切换。

尽管 FPA 算法效率较高,但对于一些给定的问题,它也存在一些不足之处,如耗时较长、收敛性较差等。许多改进的 FPA 算法通常只针对全局搜索或者局部搜索过程,没有从整体上对算法进行系统性的优化和改进,部分算法还存在着时间复杂度过高导致算法执行速度降低等问题。

天牛须搜索(Beetle Antennae Search, BAS)是 Jiang 等^[17]于 2017 年提出的一种智能优化算法。BAS 算法不需要知道函数的具体形式,只需要一个个体,相较于其他群智能算法大大降低了运算量。天牛是甲虫科的一种,大多数天牛都长有很长的触角,用于检测食物气味。其仿生原理启发于天牛觅食过程中根据食物气味的强弱来判断食物的位置并进行移动。每只天牛都有两根触角伸向左右两个方向,天牛下一步的移动路径总会朝向气味强度更大的方向。可以将食物气味看作一个函数,天牛的目的是找到全局气味强度最大,即函数值最大的点。

基于天牛须搜索的花朵授粉算法通过在 FPA 算法的全局搜索过程引入 BAS 算法来提升 FPA 算法的收敛速度^[18-19],通过在局部搜索过程中采用新的变异差分策略来提高 FPA 算法跳出局部最优的能力,从而最终形成 BASFPA 算法。改进后的全局搜索过程中,在花粉粒子依据 FPA 算法进行更新后,可将每个花粉粒子看作一只天牛,计算其依据 BAS 算法更新后的新解,并与更新前的解作比较,若更新后的解更优,则进行更新并保留该解,否则放弃本次更新。

算法具体实现流程如图 2 所示。

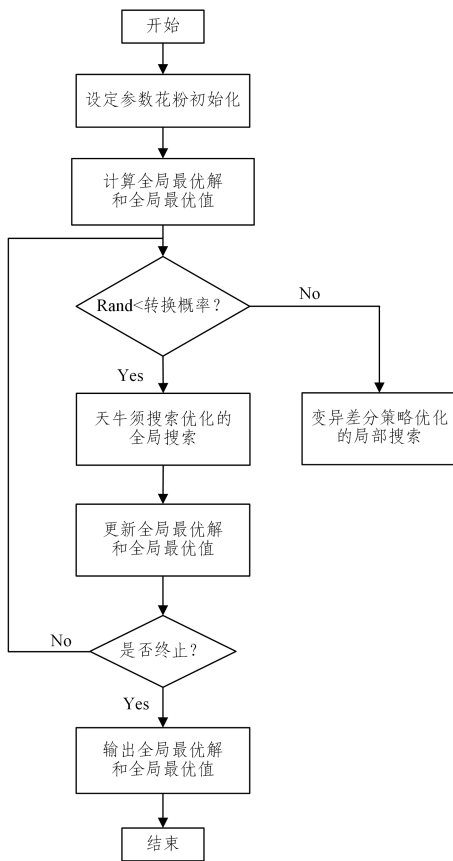


图 2 BASFPA 算法流程

Fig. 2 Flow of BASFPA algorithm

2.3 基于 BASFPA-BP 的可靠性预测模型

基于模型参数难以直接确定的问题,本文提出了基于 BASFPA-BP 神经网络的可靠性预测模型,有针对性地对预测模型进行优化。权值优化流程主要包括以下 4 个步骤:初始化 BP 神经网络结构、初始化 BASFPA 算法、建立网络权值和花粉粒子的映射关系、确定 BASFPA 算法的适应度函数。

(1) 初始化 BP 神经网络结构

基于神经网络建立的 SRPM 通常选择以 N 输入、 M 输出作为数据驱动框架,基于前期的缺陷数据对未来的缺陷数据进行预测。由于本文建立的模型属于一步向前预测模型,故选择 4 输入、1 输出的 BP 网络框架,即 $X_i, X_{i+1}, X_{i+2}, X_{i+3} \rightarrow X_{i+4}$ 。将实验中需要用到的软件失效数据集依据合理的比例划分为训练数据和测试数据并对数据进行预处理,包括归一化和输入数据格式的调整。

(2) 初始化 BASFPA 算法

在 BASFPA 算法中,每一个花粉粒子本身就是解空间中的一个解,代表着一组 BP 神经网络权值和阈值的可能性组合。因此在确定 BP 网络结构的前提下,可以通过 BP 网络中各个层的神经元节点的个数来确定神经网络权值和阈值的个数,进一步确定 BASFPA 花粉粒子编码长度。

(3) 建立网络权值和花粉粒子的映射关系

利用 BASFPA 算法对 BP 网络的初始权值、阈值进行优化前,需要对初始网络的权值和阈值进行编码处理。本文选择

向量编码的方式建立 BP 网络权值、阈值和 BASFPA 花粉粒子之间的映射关系。此时 BP 网络的训练过程可以被看成是寻找最优解的过程,而这个最优解就是使 BP 网络具有最佳预测性能的初始权值和阈值。

(4) 确定 BASFPA 算法的适应度函数

适应度函数用于在训练过程中对每个花粉粒子的寻优性能进行评估,本文将 BASFPA-BP 神经网络模型的预测值及实际值的均方差作为适应度函数,通常用 MSE 表示。该值越小表示粒子的寻优性能越好,计算步骤如式(1)所示:

$$MSE = \min_{i=1}^n (MSE_i) = \min_{i=1}^n \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

其中, MSE_i 表示每个粒子的局部最优解, MSE 则表示每次迭代的全局最优解, n 为算法种群数量, p 为训练数据的个数, y_i 和 \hat{y}_i 分别为输入数据的预测值和实际值。模型权值优化的具体流程如图 3 所示。

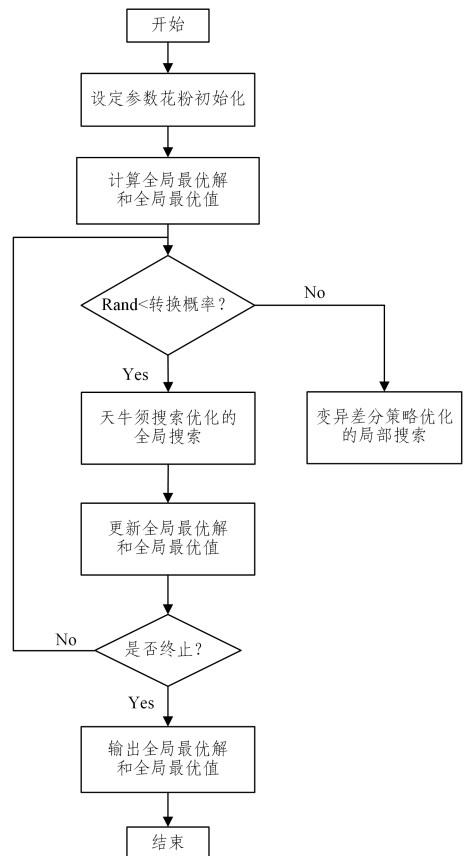


图 3 基于 BASFPA-BP 的可靠性预测模型权值优化流程

Fig. 3 Weight optimization process of reliability prediction model based on BASFPA-BP

基于 BASFPA-BP 的软件可靠性预测模型通过分析历史失效数据来对软件未来的失效行为进行预测,因此模型的网络结构通常设定为 m 个输入、 n 个输出。 m 个输入用于预测未来失效数据的历史时间步,共包括 m 个时刻的输入数据。本文中 m 的值通过对数据集进行自相关性分析得到。 n 个输出则表示通过模型预测到的未来 n 个时刻的软件失效数据。

假设输入数据为累计失效数据,测试频率为每天,且设置 $m=7, n=1$,则软件可靠性预测模型需要根据过去 7 天软件

的累计失效次数预测未来 1 天的累计失效次数。基于 BASFPA-BP 的软件可靠性预测模型如图 4 所示。其中, $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 表示输入的去 m 个时刻的历史失效数据, $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 表示输出的未来 n 个时刻的预测失效数据。

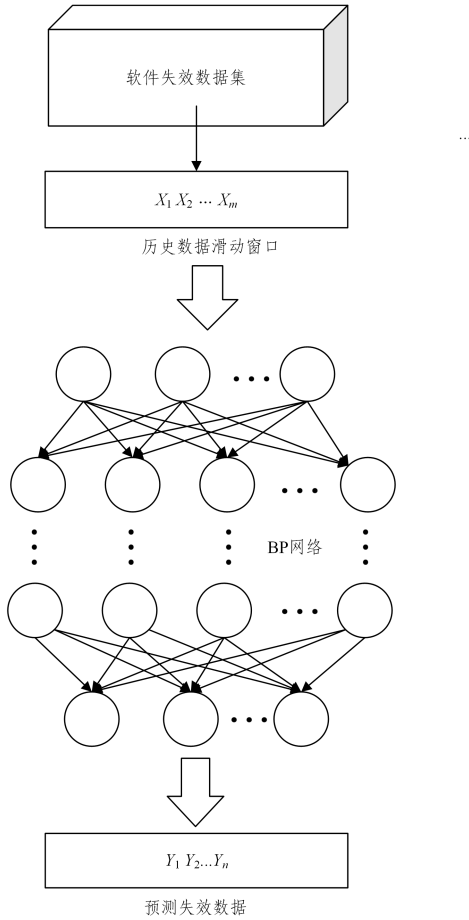


图 4 基于 BASFPA-BP 的可靠性预测模型

Fig. 4 Reliability prediction model based on BASFPA-BP

3 实验设计与分析

3.1 实验设计

本文利用 PyCharm 2020. 2. 1, 在硬件条件为 Intel(R) Core(TM) i5-6300U CPU @2.40GHz 2.50GHz, 8GB 内存的机器上, 实现了本文提出的基于 BASFPA-BP 建立的软件可靠性预测模型。首先将 BASFPA-BP 的结构设定为 4 输入、1 输出, 为了能更好地和 BP, FPA-BP, Elman 建立的预测模型进行对比, 将 BASFPA-BP 的隐层节点个数设置为 9, 与 BP, FPA-BP, Elman 神经网络的网络结构保持一致。因此, BASFPA-BP 网络结构为 4-9-1, 共有 $4 \times 9 + 9 \times 1 = 45$ 个权值以及 $9 + 1 = 10$ 个阈值, 这 55 个值构成了花粉粒子结构的编码长度。

本文模型的隐藏层神经元个数与训练样本批尺寸通过 BASFPA 算法优化得到, 这两个参数值构成了花粉粒子的待优化向量。BASFPA 算法中, 初始步长 $step=2$, 初始两须之间距离 $d_0=1$, 变步长参数 $etat=0.95$, 参数取值下界 $lb=-3$, 参数取值上界 $ub=3$, 转换概率 $p=0.8$, 花粉粒子种群

规模 $N=30$ 。BP 神经网络的迭代次数 $epochs=100$, 学习率 $eta=0.1$, 预测精度 $accuracy=0.00004$ 。

与本文提出的 BASFPA-BP 模型进行对比的模型为 BP, FPA-BP, Elman 这 3 种模型。为方便进行对比研究, 在之后的 3 组软件失效数据的实验中, 这 3 种模型的网络结构与参数设置均与上文保持一致。

3.2 软件失效数据

现阶段软件可靠性预测模型的研究通常需要基于公开的软件失效数据集进行验证, 因此所采用的数据集的质量很大程度上会对模型性能的优劣产生影响, 可以说软件失效数据集对模型本身的发展起到了关键性的作用。

软件失效数据是一种时序数据, 可分为累计失效数据和失效间隔数据两种类型, 这两种类型的数据集应用在不同模型上存在适用性差异。软件可靠性预测可以分为以下 3 个步骤: 首先收集软件测试后得到的软件失效数据; 其次建立软件可靠性预测模型并调整模型参数; 最后使用调整好的模型对失效数据进行拟合。通过输入历史失效数据, 软件可靠性预测模型可以从软件失效数据中学习到软件失效过程存在的内在规律, 从而对未来的软件失效进行预测。因此模型的输入选择何种类型的失效数据在一定程度上会影响到模型的预测性能。两类数据均具有各自的特点, 如图 5 和图 6 所示。失效间隔数据存在波动性, 不具备明显的整体趋势特征; 累计失效数据整体呈递增趋势, 增长模式稳定。这两种数据的差别主要在于数据的平稳性。时间序列的平稳性即序列数据的基本特性, 能够在一定时间内保持稳定, 从图形的角度来看, 就是由样本数据绘制出的曲线形态在之后的一段时间内具有一定的延续性。直观来说, 当数据没有明显的模式特征如趋势性、季节性等, 则可以认为该数据是平稳的。平稳序列为在固定时间和位置的概率分布与所有时间和位置的概率分布相同的随机过程, 且均值和方差等参数也不随时间和位置的变化而变化。

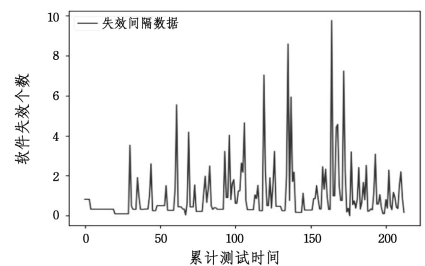


图 5 失效间隔数据曲线

Fig. 5 Curve of failure interval data

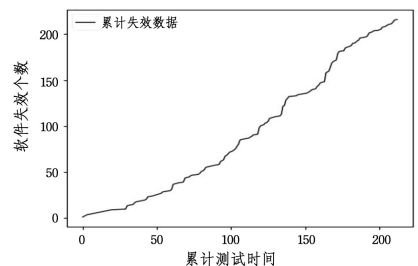


图 6 累计失效数据曲线

Fig. 6 Curve of cumulative failure data

在深度学习模型上,两类数据累计失效数据预测结果的均方误差小于失效间隔数据,且拟合度比失效间隔数据更接近 1。累计失效数据相较于失效间隔数据更适合作为基于深度学习算法搭建的软件可靠性预测模型的输入数据,因此在后续实验中,本文选择累计失效数据进行模型的训练和验证。

本文选择 3 组软件失效数据对基于 BASFPA 建立的软件可靠性预测模型的预测能力进行验证。3 组数据均采用文献中的软件失效数据,第一组数据采集自 Space 项目的测试过程;第二组数据来自 Anna80,该系统是一个飞行动态应用软件系统,包含 10000 行代码,累积测试时间以小时为单位;第三组数据采集自某控制器软件,测试时间跨度为 36 个月,软件失效数据为该软件特定版本代码中存在的缺陷,包括由该版本的用户报告的故障以及产品的后续发行过程中发现的缺陷,累积测试时间以天为单位。失效数据自变量为软件失效次数,因变量为发生软件失效的时间。

3.3 实验流程

(1)数据预处理

数据归一化:依据数据集的特点,采用“最大化-最小化”方法对其进行预处理,这样能够减少离散点的存在对最终的预测结果产生的干扰。计算步骤如式(2)所示:

$$X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

调整数据格式:由于本文实验设定的网络结构为 4 输入、1 输出,因此需要对实验数据进行切分,调整数据结构为 $train_X:train_Y=4:1$ 的模式,即时间步 $timestep=4$ 。假设存在一个 $list=[1,2,3,4,5,6,7,8]$, $timestep=4$,数据调整后所要达到的效果如表 1 所列。

表 1 调整后的数据格式
Table 1 Adjusted data format

$train_X$	$train_Y$
[1,2,3,4]	[5]
[2,3,4,5]	[6]
[3,4,5,6]	[7]
[4,5,6,7]	[8]

(2)算法实现

利用深度学习库 Tensorflow 框架实现 BP 神经网络,再利用优化算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值寻优。

在 3 组数据上使用模型预测未来软件失效情况前,需要使用本文提出的算法对基于 BP 神经网络的软件可靠性预测模型参数进行优化,只有找到最优的模型参数值才能够进一步优化模型的训练过程,提高训练效率。但模型参数的不确定性导致寻找最优初始参数的过程变得异常复杂,常规方法需要研究人员多次重复训练,观察训练效果,并根据经验设定模型参数。但纯粹依据经验进行参数值的设置会大大增加模型训练的难度,同时也很难使模型的预测精度达到最优。本文提出的优化算法对基于 BP 神经网络的软件可靠性预测模型的参数值进行寻优,这种方法可以很大程度上减少模型训练过程中的人为干预,使模型能够达到最优的预测效果。

在 BASFPA 算法中,每一个花粉粒子本身就是解空间中的一个解,代表着一组基于 BP 的软件可靠性预测模型参数

的可能性组合。参数优化过程与模型训练过程相同,需要准备待训练数据并对数据进行预处理,然后将预处理之后的数据划分为训练集和测试集。首先根据模型待优化的参数个数来确定花粉粒子的编码长度,通过向量编码的方式建立模型参数和花粉粒子的映射关系,这时 BP 网络的训练过程就被转换成了寻找使预测模型具有最佳预测精度的最优参数的过程。训练过程中使用 BASFPA 算法进行优化,不再根据经验对隐藏层神经元个数、训练样本批尺寸直接进行赋值,而是将这两个变量作为待优化参数输入到 BASFPA 算法中。算法使用适应度函数对每个花粉粒子的寻优性能进行评估,因此选择将基于 BASFPA 的软件可靠性预测模型的预测值及真实值的均方误差作为适应度函数,通常用 MSE 表示,该值越小表示粒子的寻优性能越好。之后设置合适的目标精度以及最大迭代次数,若经过优化后的模型最终达到目标精度则停止训练,输出此时的最优参数数值,并依据该组参数值搭建最终用于预测软件可靠性的 BASFPA 模型。若达到最大迭代次数时,最终模型损失值仍未达到目标精度,则更换初始随机参数值重新训练,直到最终模型参数达到目标精度。

经过参数寻优后,将参数优化后的模型与多次随机参数设置的模型进行对比,在上述 3 组数据集上验证 BASFPA 算法优化模型参数的效果,最优参数设置的模型预测均方误差较小,说明参数优化后的软件可靠性预测模型的预测效果更佳。

在此基础上建立 BASFPA-BP 软件可靠性预测模型,并在测试集上进行实验,以得到最终的软件可靠性预测结果,结果包括失效拟合曲线以及预测值与实际值的均方误差。同时,在同一数据集上对 BP, FPA-BP, Elman 这 3 种模型进行对比实验,将 BASFPA-BP 与这 3 种模型的预测结果进行比较分析。

3.4 实验结果及分析

第一组数据一共包含 21 组软件失效数据,将前 17 组数据作为训练集,将后 4 组数据作为测试集,对 4 种软件可靠性预测模型进行对比实验研究。从实验结果可以看出, BASFPA 算法每一代的最优适应度值随迭代次数的增加逐渐减小,如图 7 所示。当种群数量为 30 时,对数据进行归一化处理后的算法适应度曲线在进化到第 50 次时收敛于 0.000126。说明使用 BASFPA 算法寻找 BP 网络最优权值和阈值花费的代价较小。

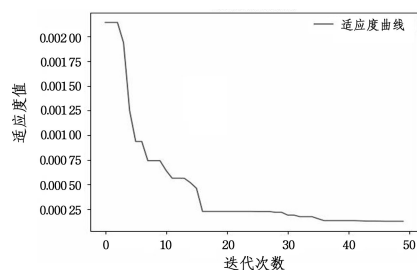


图 7 BASFPA 算法进化适应度曲线

Fig. 7 Evolutionary fitness curve of BASFPA algorithm

为了直观地比较几种模型的预测效果,使用 python 提供的 Matplotlib 工具绘制了 3 组数据上模型的预测曲线。第一

组数据中, BASFPA-BP, BP, FPA-BP, Elman 这 4 种软件可靠性预测模型的预测结果的拟合曲线如图 8 所示。其中横坐标代表软件失效次数, 纵坐标代表累计测试时间, 以小时为单位。可以看出, BASFPA-BP 模型对测试集的拟合效果优于 BP, Elman, FPA-BP, 其中 BASFPA-BP 模型相比 FPA-BP 模型性能略有提升, 而 Elman 模型在第一组数据上的预测性能相对较差。

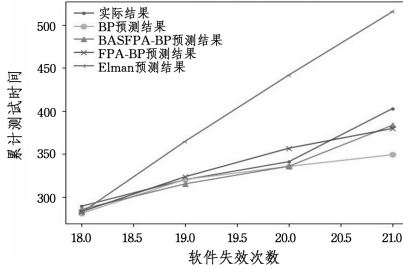


图 8 第一组数据中 4 种模型的预测结果

Fig. 8 Prediction results of four models in the first set of data

第二组数据共包括 118 组软件失效数据, 实验将前 100 组作为训练集, 将后 18 组作为测试集。第二组数据集中 4 种模型的预测结果的拟合曲线如图 9 所示。其中横坐标代表软件失效个数, 纵坐标代表累计测试时间, 以小时为单位。可以看出 BASFPA-BP 模型的拟合效果明显优于 BP 和 FPA-BP, 相比 Elman 模型的预测性能稍有提高。

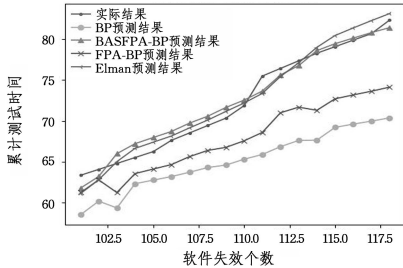


图 9 第二组数据中 4 种模型的预测结果

Fig. 9 Prediction results of four models in the second set of data

第三组数据共包括 111 组失效数据, 实验将前 100 组作为训练集, 将后 11 组作为测试集。第三组数据中 4 种模型的预测结果的拟合曲线如图 10 所示。其中横坐标代表软件失效个数, 纵坐标代表累计测试时间, 以小时为单位。可以看出, 相比 BP, Elman, FPA-BP 这 3 个模型, BASFPA-BP 模型的预测性能更好。

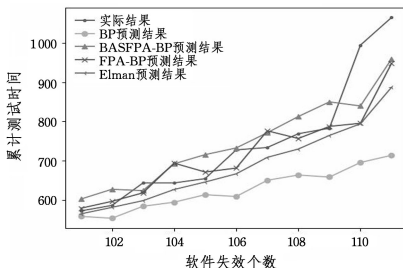


图 10 第三组数据中 4 种模型的预测结果

Fig. 10 Prediction results of four models in the third set of data

3 组数据中, 4 种模型预测结果的均方差如表 2 所列。在实验中使用均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为模型

最终预测结果的评价指标。MSE 指真实值与预测值的差值的平方求和之后的平均值, 当预测值与真实值完全相同时, MSE 值为 0, 误差越大, MSE 值越大。MSE1, MSE2, MSE3 分别表示各个模型分别在第一、二、三组数据的测试集上预测结果的均方误差。从表中可以看出, 在这 3 组数据中, BASFPA-BP 模型的预测精度在同类型模型中是最高的。

表 2 3 组数据中 4 种模型的 MSE 值

Table 2 MSE values of four models in three datasets

	SRPM	MSE1	MSE2	MSE3
BASFPA-BP		110.2498	1.2895	4703.7250
FPA-BP		210.3790	24.9237	5516.6217
BP		750.2306	60.7963	24301.1671
Elman		5539.4055	1.4213	7267.3057

从以上 3 组实验结果来看, BASFPA 算法对提高 BP 网络预测精度提供了很大的帮助, 基于该算法优化的 BASFPA-BP 软件可靠性预测模型在多组数据上实现了比 BP, Elman, FPA-BP 更小的预测误差, 在一定程度上提高了模型的预测精度, 使得预测结果更加可靠。

综上所述, 可以得出以下结论:

(1) BASFPA 算法相比单一 FPA 算法对 BP 神经网络的优化效果更好, 预测精度更高。

(2) 基于 BASFPA-BP 建立的 SRPM 的预测精度和稳定性明显优于 BP 和 Elman 等同类型神经网络模型的预测精度。

(3) 基于 BASFPA-BP 的 SRPM 可以根据不同软件失效数据的自身特点得到当前场景下最优的 BP 神经网络的权值和阈值, 再对待预测失效数据进行预测, 且网络结构简单, 具有一定的实际应用价值。

结束语 软件可靠性预测模型是软件工程的一个重点研究问题。针对 BP 神经网络在软件可靠性预测领域存在的预测精度低、收敛速度慢等问题, 提出了通过 BASFPA 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值的方法建立的 BASFPA-BP 软件可靠性预测模型。本文通过 3 组软件失效数据对模型进行了软件可靠性预测性能的对比实验。与 FPA-BP, BP, Elman 模型相比, 所提模型在相对简单的网络结构的基础上提高了收敛速度, 实现了更高的预测精度。结果表明, 本文提出的基于 BASFPA 算法优化的 BP 神经网络软件可靠性预测模型在同类型模型中预测精度最高, 且网络结构简单, 具有一定的实际应用价值。

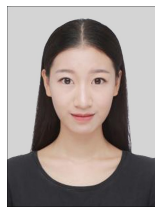
参考文献

- [1] NIKORA A, FIONDELLA L, WANDJI T, SFRAT-An Extendable Software Reliability Assessment Tool[C]//2018 IEEE International Symposium on Software Reliability Engineering Workshops(ISSREW). IEEE, 2018:65-70.
- [2] BAL P R, MOHAPATRA D P. Software reliability prediction based on radial basis function neuralnetwork[M]. Singapore: Springer, 2017:101-110.
- [3] JELINSKI Z, MORANDA P. Software reliability research [M]// Statistical Computer Performance Evaluation. Academic Press, 1972:465-484.

- [4] MUSA J D, OKUMOTO K. A logarithmic Poisson execution time model for software reliability measurement [C] // Proceedings of the 7th International Conference on Software Engineering. 1984; 230-238.
- [5] OKUMOTO K, GOEL A L. Availability and other performance measures of software systems under imperfect maintenance [C] // The IEEE Computer Society's Second International Computer Software and Applications Conference (COMPSAC'78). IEEE, 1978; 66-70.
- [6] LITTLEWOOD B, VERRALL J L. A Bayesian reliability growth model for computer software [J]. Journal of the Royal Statistical Society; Series C (Applied Statistics), 1973, 22(3): 332-346.
- [7] DUANE J T. Learning Curve Approach to Reliability Monitoring [J]. IEEE Transactions on Aerospace, 1964, 2(2): 563-566.
- [8] YAMADA S, OHBA M, OSAKI S. S-Shaped Reliability Growth Modeling for Software Error Detection [J]. IEEE Transactions on Reliability, 1983, 32(5): 475-484.
- [9] LIU L, HA J H, WANG A B. Software reliability growth model based on FABP [J]. Computer simulation, 2015, 32(6): 440-446.
- [10] WANG J, ZHANG C. Software reliability prediction using a deep learning model based on the RNN encoder-decoder [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 170: 73-82.
- [11] KUZNETSOVV, MARIET Z. Foundations of Sequence-to-Sequence Modeling for Time Series [C] // Machine Learning Research. 2019; 408-417.
- [12] YAN A, GU J, MU Y, et al. Research on photovoltaic ultra short-term power prediction algorithm based on attention and LSTM [C] // IOP Conference Series; Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2021.
- [13] DUBEY H M, PANDIT M, PANIGRAHI B K. A Biologically Inspired Modified Flower Pollination Algorithm for Solving Economic Dispatch Problems in Modern Power Systems [J]. Cognitive Computation, 2015, 7(5): 594-608.
- [14] HE X, YANG X S, KARAMANOGLU M, et al. Global Convergence Analysis of the Flower Pollination Algorithm: A Discrete-Time Markov Chain Approach [J]. Procedia Computer Science, 2017, 108: 1354-1363.
- [15] BIAN H J, HE X S, YANG X S. Adaptive pollination optimization algorithm based on Firefly algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(21): 162-167, 217.
- [16] XIAO H H, WANG C X, DUAN Y M, et al. Flower pollination optimization algorithm based on Gaussian mutation and Powell method [J]. Computer Science and Exploration, 2017, 11(3): 478-490.
- [17] JIANG X, LI S. BAS: Beetle Antennae Search Algorithm for Optimization Problems [J]. arXiv: 1701. 10724, 2017.
- [18] SHAO L S, HAN R D. Flower Pollination algorithm based on Longicorn beard search [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(18): 188-194.
- [19] LU S Y. Research on Software reliability prediction model based on LSTM [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.



LI Honghui, born in 1964, master, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include software testing technology, big data analysis and mining.



CHEN Bo, born in 1998, master, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include software test verification and analysis techniques.

(责任编辑:何杨)