

基于量子遗传优化的改进极限学习机及应用

李雪艳¹, 廖一鹏²

(1. 阳光学院 人工智能学院, 福建 福州 350015;

2. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘要:主要研究的是神经网络的一种新型训练方式——极限学习机算法的优化和改进。首先通过与传统的神经网络算法的对比,介绍极限学习机算法的主要思想和流程,展现其特点及优势;其次,由于常规极限学习机在预测的精度上及运用的稳定上存在不小的缺陷,通过阐述几个智能寻优算法及优缺点比较,引出该文的重点量子遗传算法,并利用此算法去优化极限学习机的连接权值和阈值,选取最优的权值和阈值赋予测试网络,达到良好的使用效果;最后,介绍了改进极限学习机算法在 MATLAB 上进行实验仿真及结果分析的步骤与流程,实验结果说明改进后的算法相比于经典算法在回归问题的预测上有优势,预测精度更高,且结果更稳定;在分类问题的处理上,准确性也具有压倒性优势。

关键词:极限学习机;量子遗传算法;回归拟合;分类;人工神经网络

中图分类号:TP391

文献标识码:A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.03.006

引用格式:李雪艳,廖一鹏.基于量子遗传优化的改进极限学习机及应用[J].信息技术与网络安全,2020,39(3):29-34,39.

Improved extreme learning machine based on quantum genetic algorithm and its application

Li Xueyan¹, Liao Yipeng²

(1. College of Artificial Intelligence, Yango University, Fuzhou 350015, China;

2. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Artificial neural network is an important learning method of machine learning, and this paper mainly studies the optimization and improvement of the new training method of neural network-the algorithm of extreme learning machine. This paper firstly studies traditional neural network algorithms, introduces the main ideas and processes of the algorithm, and compares it with the traditional algorithm to show its characteristics and advantages. Secondly, due to the fact that the algorithm has no small flaws in the accuracy of the prediction and the stability of the application, by describing several intelligent optimization algorithms and comparing their advantages and disadvantages, it introduces the focus of this article quantum genetic algorithm, and uses this algorithm to select the optimal weight and threshold to give the test network, to achieve good results. Finally, the steps and processes of the improved limit learning machine algorithm for experimental simulation and result analysis on MATLAB are introduced. The experimental results show that the improved algorithm has an advantage over the classical algorithm in the prediction of regression problems, with higher prediction accuracy and more stable results. The accuracy of classification is also overwhelming.

Key words: extreme learning machine; quantum genetic algorithm; regression fit; classification; artificial neural networks

0 引言

人工神经网络是机器学习的一种重要学习方式,而对神经网络的研究已经很久了,有些训练算法已经非常成熟,如经典的多层前馈(Back Propagation, BP)神经网络等,应用已经非常广泛,大量地应

用于回归拟合和分类问题之中^[1]。但是这种被广泛应用于多层前馈神经网络的经典训练算法,大多是基于梯度下降的方式来调整权值和阈值^[2]。这类算法的训练速度慢、有可能得到的不是全局最优而是陷入局部最优,还有着参数调整复杂的问题。

HUANG G B 等人在 2004 年提出了一种新型的前馈神经网络即极限学习机 (ELM)^[3]。极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 是用于单隐层神经网络 (Single hidden Layer Feed-forward Neural networks, SLFNs) 训练的一种高效的训练算法。ELM 不同于经典的神经网络, 它不需要梯度下降算法中繁琐的迭代过程去调参而耗费很多时间。其随机产生所有的权值和隐层节点阈值。并且它在训练中一直不变, 需要人为设定的只有节点个数, 然后求逆矩阵得到输出权值, 便能计算得到最优值^[4]。相较于传统的 SLFNs, ELM 的训练速度显著提升, 效率远高于之前算法, 且泛化性能好^[5]。ELM 作为优秀的分类器, 拥有良好的应用前景。但是在实际应用中, 尤其是在处理回归拟合的问题上, 它的效果并不好, 准确度一般。为了达到理想的误差精度, ELM 需要庞大的隐含层神经元。而由于它的输入权值和阈值是随机设定的, 这导致庞大的基数中有很多神经元是无效的, 即存在随机出的输入权值和阈值为 0。

因此, 本文尝试改进算法, 在牺牲一点原算法的训练时间的条件下, 利用量子遗传算法去优化 ELM 的各个参数如权值和节点阈值等。选取最优的参数, 以期能够减少隐含层节点的数量和网络的整体维度, 提升 ELM 的整体性能, 使得算法预测上能够更精确, 且效果更稳定。

1 人工神经网络算法

目前传统的人工神经网络算法有 BP 神经网络^[6]和径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络^[7], 以及本文研究的重点算法极限学习机算法。BP 神经网络算法的核心是通过误差反向传递来调参, 通过层层迭代调整参数。RBF 神经网络的拓扑结构不再是一成不变了, 而是随着要处理的问题情况自动地调整隐层节点数。神经元的输入离径向基函数中心越远, 神经元的激活程度就越低。RBF 网络的输出与数据中心离输入模式较劲的“局部”隐节点关系较大, RBF 神经网络因此具有“局部映射”特性。

极限学习机是一种新型的、快速的神经网络学习算法。不同于传统的神经网络, ELM 中所有的输入层和隐层之间的连接权值和隐层参数均为随机产生, 它的输出权值是通过求解矩阵的广义逆得到^[8]。因此, 与常规算法比较, 该算法学习速度快,

拥有更好的实用性。

设神经网络的输出值 T 为:

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_Q]_{m \times Q},$$

$$t_j = \begin{bmatrix} t_{1j} \\ t_{2j} \\ \vdots \\ t_{mj} \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} g(w_i x_j + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} g(w_i x_j + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} g(w_i x_j + b_i) \end{bmatrix}_{m \times 1}, j = 1, 2, \dots, Q \quad (1)$$

式(1)可表示为:

$$H\beta = T' \quad (2)$$

其中 H 是神经网络的隐层输出矩阵, 具体如下:

$$H(w_1, w_2, \dots, w_l, b_1, b_2, \dots, b_l, x_1, x_2, \dots, x_Q) = \begin{bmatrix} g(w_1 x_1 + b_1) & g(w_2 x_1 + b_2) & \cdots & g(w_l x_1 + b_l) \\ g(w_1 x_2 + b_1) & g(w_2 x_2 + b_2) & \cdots & g(w_l x_2 + b_l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g(w_1 x_Q + b_1) & g(w_2 x_Q + b_2) & \cdots & g(w_l x_Q + b_l) \end{bmatrix} \quad (3)$$

根据式(2)可解得隐含层与输出层之间的权值 β 为:

$$\hat{\beta} = H^+ T' \quad (4)$$

2 量子遗传算法

量子遗传算法 (Quantum Genetic Algorithm, QGA) 这一概念是在 1996 年由 NARAYANAN A 提出的。2002 年 KUK-HYUNHAN 引入量子染色体的概念, 提出了采用量子门的概率操作保持动态性的量子进化算法, 并用来解决 0-1 背包问题, 得到了比传统算法更好的结果^[9]。量子遗传算法是遗传算法的改进。QGA 算法将量子态矢量表达引入染色体编码, 使得一条染色体拥有多个态的叠加。与传统遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 比较, QGA 算法的种群有更多种可能性, 能够及时跳出局部最优解, 具有更广泛适用性, 收敛更加快速, 达到更好的使用效果。

QGA 算法中有两个比较重要的概念, 分别是新型的编码方式: 量子比特编码, 以及编码出来的种群的更新方式。

2.1 量子比特编码

量子计算中, 量子比特是用来储存信息的物理介质。量子位是不确定的, 测量前并不知道它到底是什么状态, 比如这便是一个量子比特: $|\varphi\rangle = \alpha|$

$0\rangle\beta|1\rangle$ 。其中 (α,β) 是两个幅常数, $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$, $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 表示自旋态。由前式可得一个量子位同时包含 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 两个态的信息。量子比特编码对多态问题进行编码, 两态用一个量子比特进行编码。该方法通用性好, 量子编码 n 个参数的基因如下:

$$q_j' = \begin{pmatrix} \alpha_{11}' & \alpha_{12}' & \cdots & \alpha_{1k}' & \alpha_{21}' & \alpha_{22}' & \cdots & \alpha_{2k}' & \alpha_{m1}' & \alpha_{m2}' & \cdots & \alpha_{mk}' \\ \beta_{11}' & \beta_{12}' & \cdots & \beta_{1k}' & \beta_{21}' & \beta_{22}' & \cdots & \beta_{2k}' & \beta_{m1}' & \beta_{m2}' & \cdots & \beta_{mk}' \end{pmatrix} \quad (5)$$

2.2 量子门更新

量子门是进化操作的机构, 用来调整量子比特让其朝着有力的方向进化。量子门有很多种, 在遗传算法中采用量子旋转门^[10]。其调整操作如公式(6)、(7)所示:

$$U(\theta_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

更新过程如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $(\alpha_i, \beta_i)^T$ 表示第 i 个量子比特旋转门的概率幅, θ_i 为事先设定好的旋转角。

3 人工神经网络算法

常规极限学习机算法初始化网络时, 是随机生成输入层和隐层之间的权值及隐层阈值。然后利用这些随机生成的值和训练样本中的输出矩阵, 通过求逆矩阵的方式计算出输出权值^[11]。但是, 随机生成的参数并不是最理想的, 甚至有可能效果很差, 影响性能^[12]。这些参数有可能在训练过程中起到的效果很小。比如若是阈值生成 0 值, 那么这个隐层节点就相当于浪费了。在庞大的网络中, 这样随机产生的数值会造成网络很多节点资源的浪费, 使得网路规模臃肿庞大。

所以, 本文考虑使用量子遗传算法去优化权值和阈值。选取最优秀的权值和阈值赋予测试网络, 完成整个的优化过程。这样可以减少节点的浪费。在非常复杂的问题上, 可以大幅度减少神经元的个数, 有效降低网络的维度。

量子遗传优化的改进 ELM 算法流程如下:

(1) 初始化量子比特编码的种群。种群大小为 N 。种群中个体参数变量的个数为权值和阈值的个数。权值范围 $[-1, 1]$, 阈值范围为 $0 \sim 1$ 。参数具体数目随样本输入变量及隐层神经元个数而定。

(2) 测量种群得到二进制编码种群。

(3) 赋予极限学习机权值阈值。将种群中待优化变量解码, 转化为十进制数, 将这些变量赋给极限学习机。这样便产生 N 个极限学习机。

(4) 利用训练样本训练这些极限学习机, 根据式(4)计算输出权值, 并求出网络输出 $\hat{T}$ 。

(5) 计算适应度值。适应度值 fitness 为网络输出与训练样本输出之间的均方差, 公式为

$$\text{fitness} = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{T}_i - T_i)^2}{m} \quad (8)$$

其中 m 为输出变量个数。

(6) 找出并记录每代最优适应度值及最优解, 然后利用量子旋转门进化种群。

(7) 将新种群的变量值赋给极限学习机, 重复步骤(4)。

(8) 计算适应度值。

(9) 判断是否满足结束条件, 满足跳出循环; 否则回到步骤(6)。

(10) 将最优解赋给测试极限学习机, 利用测试样本测试其性能。

4 实验结果与分析

在讨论几种寻优算法在复杂函数问题上的表现, 分析为何量子遗传算法适合极限学习机参数的优化后, 用实验结果来充分证明量子遗传极限学习机在回归拟合、分类等问题上的适应性, 通过与其他几种算法的对比体现其优势。

4.1 智能算法寻优结果

通过对复杂二元函数求最值

$$\max f(x, y) = x \sin(4\pi x) + y \sin(20\pi x)$$

$$\begin{cases} -3.0 \leq x_1 \leq 12.1 \\ 4.1 \leq x_2 \leq 5.8 \end{cases} \quad (9)$$

从时间、迭代次数及是否会陷入局部最优解等几个方面评价各智能算法的性能, 比较它们的优缺点。本文选取的算法有: QGA 算法、GA 算法、PSO (Particle Swarm Optimization) 算法、多种群 GA 算法、鱼群算法。图 1 所示为目标函数图像, 图 2 为进化过程。

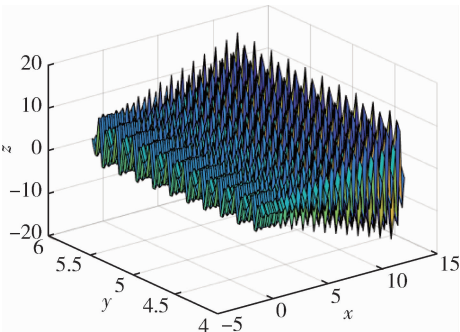


图1 目标函数图像

由表1的实验数据分析可知,传统遗传算法在函数逼近的问题当中收敛速度极快,运行时间较短,但是非常容易陷入局部最优解,而且难以跳出。

而 QGA 算法收敛速度适中,且在局部最优解这个问题上表现很好。综合性能来说,QGA 算法总体较优,是理想的优化算法,适用于本文用来优化 ELM 的参数。

表1 各算法结果及性能

智能寻优算法	平均收敛代数	迭代 100 次平均 运行时间/s
遗传算法	30	0.984
量子遗传算法	90	1.496
粒子群算法	100	0.566
多种群遗传算法	40	1.499
鱼群算法	30	3.245

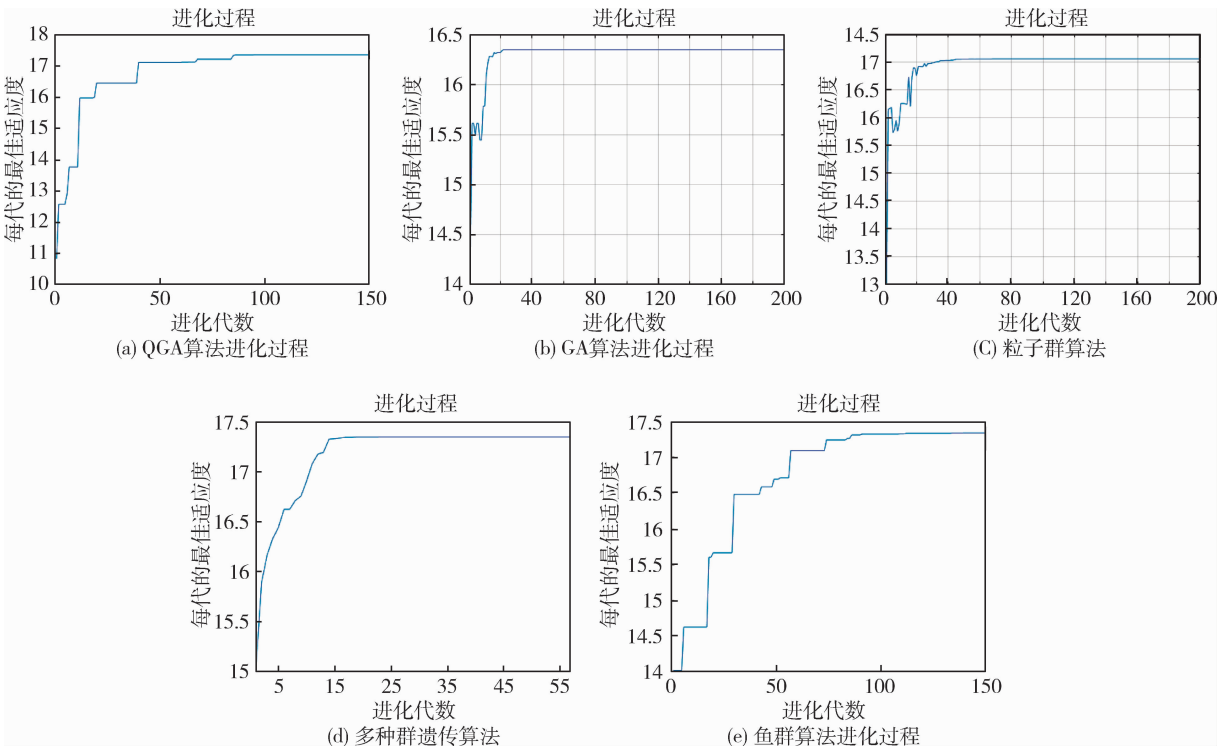


图2 各算法进化过程

4.2 回归拟合问题实验结果

问题描述:汽油的检测指标中辛烷值是最重要的指标。但传统的检测方法用时长,耗资高,现发展起近红外光谱分析法,已得到广泛应用。现已采集到 60 组汽油样品的近红外光谱数据,在 900 nm ~ 1 700 nm 范围内选取 400 个不同的波长点采集到它们的吸光度数据。

现分别用 BP 神经网络、RBF 神经网络、传统 ELM、支持向量机以及本文的量子遗传算法极限学

习机处理此问题,并比较性能,预测结果如图 3 所示,预测性能评估如表 2 所示。

表2 预测性能评估

各智能算法	预测均方误差 MSE (多次取平均)	平均运 行时间/s
BP 神经网络	0.143 1	6.45
RBF 神经网络	0.225 6	7.23
传统极限学习机	0.335 4	1.49
支持向量机	0.012 8	13.45
量子遗传极限学习机	0.085 6	9.245

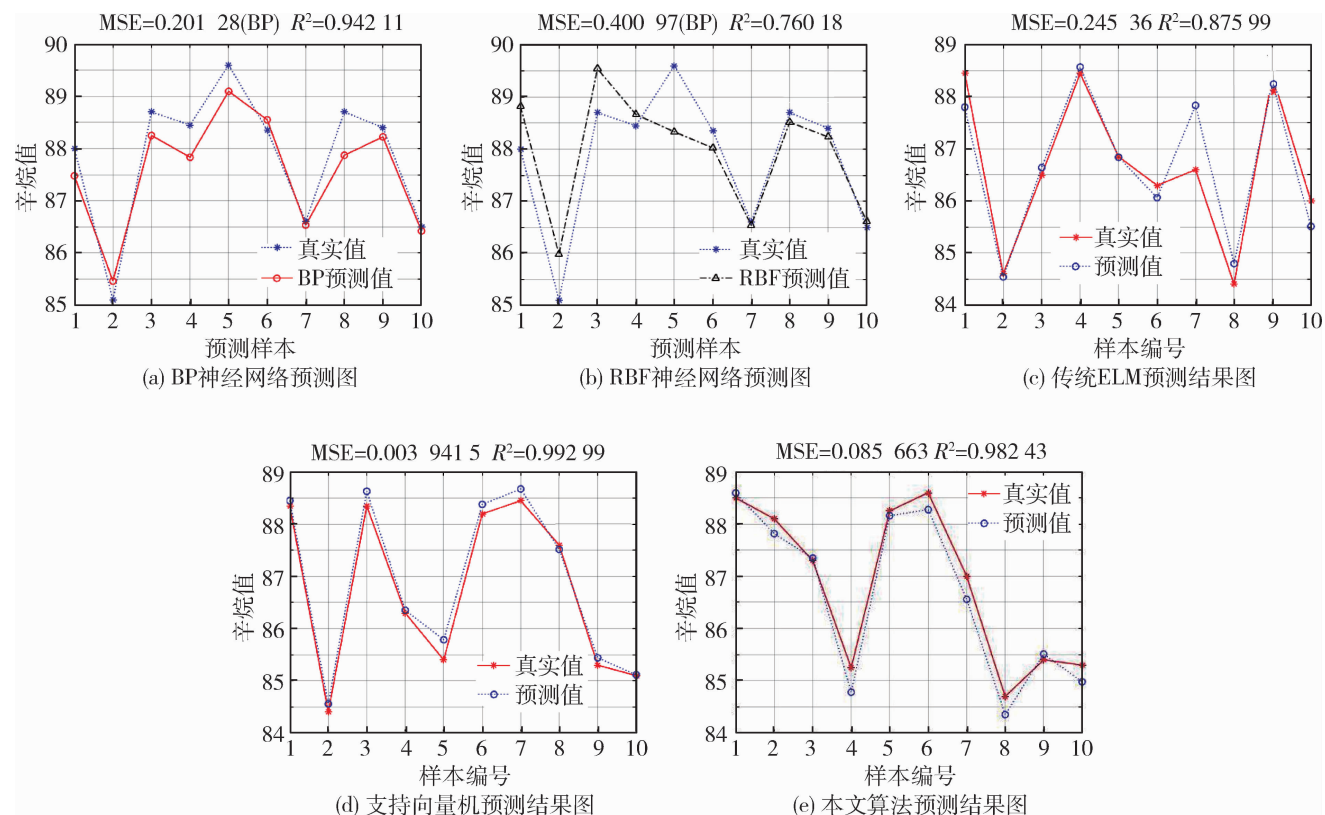


图3 汽油辛烷值预测结果图

表2中均方误差MSE公式为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (T_{sim,i} - T_{test,i})^2}{n} \quad (10)$$

其中 n 为输出值个数, $T_{sim,i}$ 为网络第 i 个输出, $T_{test,i}$ 为样本测试集的第 i 个输出。MSE越小越好。

决定系数公式:

$$R^2 = \frac{(l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^l \hat{y}_i - \sum_{i=1}^l y_i)^2}{(l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i^2 - (\sum_{i=1}^l \hat{y}_i)^2)(l \sum_{i=1}^l y_i^2 - (\sum_{i=1}^l y_i)^2)} \quad (11)$$

其中 $\hat{y}_i$ 是网络第 i 个预测值, y_i 是样本测试集第 i 个输出。决定系数在0~1之间,越接近1表示为网络性能越好。

由表2可以看出BP神经网络、RBF神经网络预测误差较小,但学习速度较慢,效率不够高。与之相对应的是传统ELM,其拥有相当快的学习速度,然而高速带来的是较大的测试误差,它的均方误差很大。支持向量机速度最慢,然而它的测试误

差最小,适用于精确预测的场合。本文算法训练速度也相对较慢,但是其测试误差控制得很好,决定系数表现也是最好的,可以看出其综合性能在几种算法中排名前列。

4.3 分类问题实验结果

问题描述:葡萄酒的品质分级向来很严格,不同品质的葡萄酒价格差距相当大。除了请品酒师来鉴定葡萄酒的等级外,还可以通过分析葡萄酒中的化学成分含量来判断葡萄酒的品质。现已采集到三种不同等级葡萄酒样本150个。通过分析葡萄酒中酒精、苹果酸、脯氨酸等13种化学成分含量来将它们分类,结果如图4所示。

由表3可知,由于此次用来分类的葡萄酒样本数据变量过多且代表性不是很好,因此各算法分类的准确性皆不是很高,而且受训练样本的选取影响很大,没有表现出良好的泛化性能。然而可以看到本文算法在如此恶劣条件下表现出良好的准确性,且相当稳定,在这一指标上呈现压倒性优势。但不足的是耗时过多,有待改进。

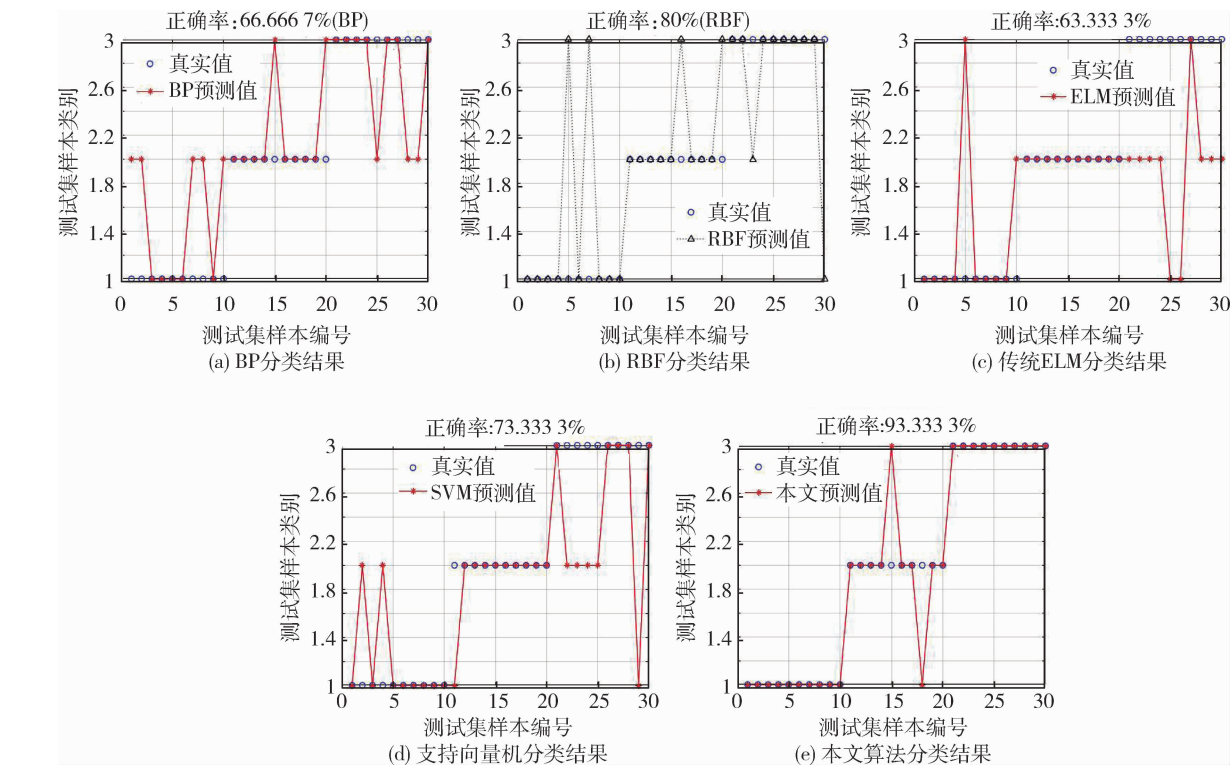


图4 各算法分类结果图

表3 分类性能评估

各智能算法	分类准确率	平均运行时间/s
BP 神经网络	66.6%	6.34
RBF 神经网络	73.3%	6.23
传统极限学习机	63.3%	1.21
支持向量机	73.3%	11.45
量子遗传极限学习机	90%	25.245

5 结束语

本文利用量子遗传算法优化极限学习机的连接权值和阈值,达到了改进的目的,并取得不错的实用效果。本课题实验结果分析表明,在样本数目不是很多的回归问题和分类问题上,基于量子遗传优化的改进极限学习机算法的预测精准度高于原算法,综合性能也略优于原算法。本文算法为在回归问题的预测和分类问题的处理上提供了一种新的思路。

参考文献

[1] 贾桐. 深度学习常用优化算法研究[J]. 信息技术与网络安全,2019,38(7):42-46.
[2] 马致远. 基于极限学习机的增量学习关键技术及应用研究[D]. 成都:电子科技大学,2018.

[3] HUANG G B,ZHU C K,SIEW C K. Extreme learning machine:Theory and applications [J]. Neurocomputing,2006,70(1):489-501.
[4] 朱抗,杨洪明,孟科. 基于极限学习机的短期风力发电预测[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(2):106-111.
[5] 杜帮俊,陆慧娟,严珂,等. PSO 和 Cholesky 分解的 KELM 的基因表达数据分类[J]. 中国计量学院学报,2016,27(2):204-209.
[6] 张文博,姬红兵. 融合极限学习机[J]. 电子与信息学报,2013(11):2728-2732.
[7] 刘云涛. 基于蝴蝶优化的粒子滤波算法[J]. 信息技术与网络安全,2018,37(7):37-41.
[8] 单东. 融合非负矩阵分解和极限学习机的多标签学习方法研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2018.
[9] 廖一鹏,王卫星. 结合非下采样 Contourlet 变换的改进图论 MST 图像分割[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2017(7):143-152.
[10] 胡晓燕. 基于先验信息和二进制粒子群优化的基因表达谱数据处理的研究与实现[D]. 镇江:江苏大学,2019.
[11] 廖一鹏,王卫星. 结合多尺度边缘增强及自适应谷底检测的浮选气泡图像分割[J]. 光学精密工程,2016,34(10):2589-2600.

(下转第 39 页)

参考文献

- [1] 李博. 游戏人工智能关键技术的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.
- [2] KINKADE N, JOLLA L, LIM K. Dota 2 win prediction[J]. Univ Calif, 2015, 1: 1-13.
- [3] RAVARI Y N, BAKKES S, SPRONCK P. Starcraft winner prediction[C]. Twelfth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference, 2016.
- [4] VINYALS O, EWALDS T, BARTUNOV S, et al. Starcraft ii: a new challenge for reinforcement learning[J]. arXiv preprint arXiv:1708.04782, 2017.
- [5] ONTANON S, SYNNAEVE G, URIARTE A, et al. A survey of real-time strategy game AI research and competition in StarCraft[J]. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2013, 5(4): 293-311.
- [6] BARRIGA N A, STANESCU M, BURO M. Building placement optimization in real-time strategy games[C]. Tenth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference, 2014.
- [7] CERTICKY M. Implementing a wall-in building placement

in starcraft with declarative programming[J]. arXiv preprint arXiv:1306.4460, 2013.

- [8] WU H K, ZHANG J G, HUANG K Q. MSC: a dataset for macro-management in StarCraft II[J]. arXiv preprint arXiv:1710.03131, 2017.
- [9] CHEN T Q, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system[C]. Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2016: 785-794.
- [10] ZHANG D H, QIAN L Y, MAO B J, et al. A data-driven design for fault detection of wind turbines using random forests and XGboost[J]. IEEE Access, 2018, 6: 21020-21031.

(收稿日期: 2020-01-14)

作者简介:

温叶廷(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 即时战略游戏中的人工智能。

黄海于(1970-), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 计算机应用、人机交互。

(上接第 34 页)

- [12] 林加润, 殷建平, 张晓峰, 等. 云计算环境下安全的极限学习机外包优化部署机制[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(1): 157-160, 230.

(收稿日期: 2020-01-14)

作者简介:

李雪艳(1983-), 女, 硕士, 实验师, 主要研究方向: 图像识别应用、深度学习。

廖一鹏(1982-), 通信作者, 男, 博士, 主要研究方向: 图像处理、模式识别。E-mail: fzu_lyp@163.com。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所