

模型分类精度,这说明本文通过特征选择方式能有效降低噪声数据的影响,提高分类的稳定性.

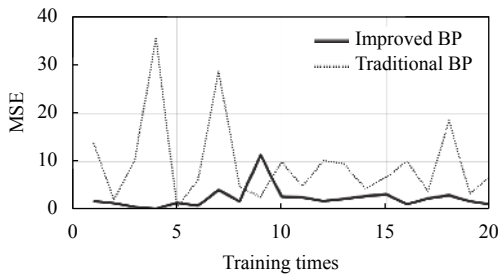


图7 均方差对比图

3.2.2 单一模型与组合模型的对比

实验按照如下参数建立训练模型:输入层神经元数目为相关度大的前20个最优特征属性;隐藏层的神经元数目通过决策树优化后为12个;输出层的神经元数目为1个;种群规模为100,进化次数为200次,个体交叉率和基因变异率分别60%和2%.为突出本文提出的DTGA-BP组合模型的优越性,分别从误差、收敛速度、分类精度几方面与GA-BP, BP分类模型做对比.

BP, GA-BP和DTGA-BP 3个模型的误差随迭代次数变化的曲线如图8所示.

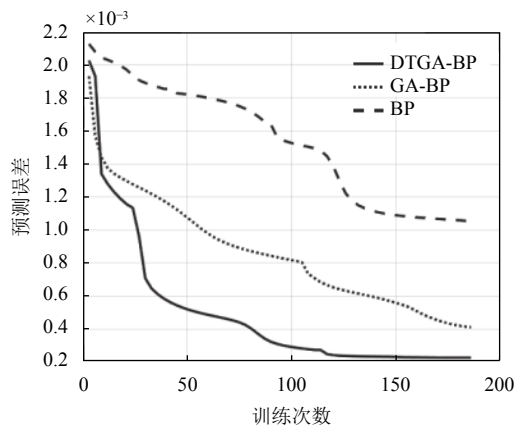


图8 3种模型的误差随训练次数的变化情况

由图8可知BP模型和GA-BP模型在迭代次数大约为150次时开始逐渐收敛,但GA-BP模型的误差低于BP模型.而DTGA-BP模型在迭代100次后趋于稳定,且收敛后的误差要低于GA-BP模型,GA-BP模型要达到与DTGA-BP模型相同的误差需要更多的训练次数.尤其与BP模型相比,优化后的DTGA-BP模型无论在训练次数还是误差方面都好很多.由图8、图9可以看出通过DTGA优化后的BP神经网络在收敛

过程中很稳定,说明改进神经网络结构和初始权值后的分类模型克服了易陷入局部最优的缺陷,神经网络会逐渐接近全局最优.

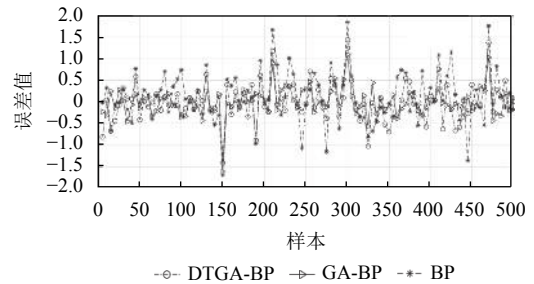


图9 3种模型的误差对比

3种模型的平均评估精度结果如表3. BP神经网络模型的平均精度为57.18%, GA-BP模型的平均评价精度为78.71%,而基于决策树和遗传算法优化的BP神经网络模型的平均评价精度为98.22%,结合表4得到,DTGA-BP组合模型在分类精度上相比GA-BP提高了20%,相比单一BP模型提高了41%.由此看出DTGA-BP组合模型的评价结果精度更高. MAE (平均绝对误差), RMSE (均方根误差)的计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y})^2} \quad (9)$$

表3 3种模型平均精度对比

类别	DTGA-BP	GA-BP	BP
精度 (%)	98.22	78.71	57.18

表4 3种模型指标对比

类别	DTGA-BP	GA-BP	BP
MAE	0.2653	0.3320	0.4454
RMSE	0.3565	0.4278	0.6240

4 结束语

本文围绕区域自主创新能力评价问题展开研究,针对当特征属性较多时, BP神经网络出现的结构复杂、收敛速度慢和易陷入局部最优等问题,提出一种决策树遗传算法优化BP神经网络的组合模型.首先通过对各个特征属性计算信息增益率,排列顺序后选出

最优组合特征, 以此降低噪声数据对神经网络模型的影响; 其次通过生成的决策树的最长规则链的非叶子结点来确定隐藏层节点数, 以此优化神经网络的结构, 能够在加快收敛速度的同时降低误差; 最后通过改进后的遗传算法优化神经网络的初始权重, 采用最优保存策略与最坏保存策略相结合的选择算子方式以及非线性的交叉变异概率值, 保证了种群多样性和收敛性. 结果证明 DTGA-BP 组合模型实现了对专家经验的自学习, 并且在训练时间、收敛度、分类精度等方面相比传统的人工评估以及单一模型评估方式均有优势.

参考文献

- 1 易平涛, 李伟伟, 郭亚军. 基于指标特征分析的区域创新能力评价及实证. 科研管理, 2016, 37(S1): 371-378.
- 2 李兴光, 王玉荣, 周海娟. 京津冀区域创新能力动态变化分析——基于《中国区域创新能力评价报告(2009-2016)》的研究. 经济与管理, 2018, 32(2): 9-16. [doi: 10.3969/j.issn.1003-3890.2018.02.003]
- 3 Turkina E, Oreshkin B, Kali R. Regional innovation clusters and firm innovation performance: An interactionist approach. Regional Studies, 2019, 53(8): 1193-1206. [doi: 10.1080/00343404.2019.1566697]
- 4 Cumming D, Johan S. The internet and regional economic development. Academy of Management Annual Meeting Proceedings. 2007. 1-7. [doi: 10.5465/AMBPP.2007.26508390]
- 5 戴德宝, 范体军, 刘小涛. 互联网技术发展与当前中国经济发展互动效能分析. 中国软科学, 2016, (8): 184-192. [doi: 10.3969/j.issn.1002-9753.2016.08.017]
- 6 Banda W. An integrated framework comprising of AHP, expert questionnaire survey and sensitivity analysis for risk assessment in mining projects. International Journal of Management Science and Engineering Management, 2019, 14(3): 180-192. [doi: 10.1080/17509653.2018.1516577]
- 7 Chuang TY, Liu EZF, Shiu WY. Game-based creativity assessment system: The application of fuzzy theory. Multimedia Tools and Applications, 2015, 74(21): 9141-9155. [doi: 10.1007/s11042-014-2070-7]
- 8 Huang ZL, Zhang YM, Liu Z. The comparative study on Bohai rim regional technology innovation ability. Physics Procedia, 2012, 33: 294-300. [doi: 10.1016/j.phpro.2012.05.065]
- 9 Zhao SL, Song W, Zhu DY, et al. Evaluating China's regional collaboration innovation capability from the innovation actors perspective —An AHP and cluster analytical approach. Technology in Society, 2013, 35(3): 182-190. [doi: 10.1016/j.techsoc.2013.06.001]
- 10 杨宏进. 基于关键词检查属性指标的方法研究. 统计研究, 2013, 30(8): 10-16. [doi: 10.3969/j.issn.1002-4565.2013.08.002]
- 11 崔铭, 吴亚光. 基于改进 BP 神经网络的高校教师创新创业教学能力评价研究. 江汉大学学报(自然科学版), 2018, 46(2): 125-129.
- 12 梅强, 范茜. 基于 BP 神经网络的高新技术企业自主创新评价研究. 科技管理研究, 2011, 31(11): 1-4. [doi: 10.3969/j.issn.1000-7695.2011.11.001]
- 13 岳琪, 温新. 改进 GA-BP 神经网络在高校教学质量评价中的应用. 黑龙江大学自然科学学报, 2019, 36(3): 353-358.
- 14 潘文婵, 刘尚东. BP 神经网络的优化研究与应用. 计算机技术与发展, 2019, 29(5): 74-76, 101. [doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.05.016]
- 15 张志, 杨清海. 基于 BP 神经网络和改进 D-S 证据理论的目标识别方法. 计算机应用与软件, 2018, 35(3): 151-156. [doi: 10.3969/j.issn.1000-386x.2018.03.029]
- 16 Liu TH, Yin SL. An improved particle swarm optimization algorithm used for BP neural network and multimedia course-ware evaluation. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(9): 11961-11974. [doi: 10.1007/s11042-016-3776-5]
- 17 谢姐姐. 决策树算法综述. 软件导刊, 2015, 14(11): 63-65.