

一种基于大脑情感学习的 快速分类改进算法

梅 英^{1,2}, 谭冠政¹, 刘振焘³

(1. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083; 2. 湖南文理学院电气与信息工程学院, 湖南常德 415000;
3. 中国地质大学自动化学院, 湖北武汉 430074)

摘 要: 为了提高数据分类的快速性与准确性, 本文在大脑情感学习 (Brain Emotional Learning, BEL) 模型的基础上, 结合遗传算法 (Genetic Algorithm, GA), 提出了一种基于 GA-BEL 的快速分类改进算法. BEL 模型根据大脑中杏仁体和眶额皮质之间相互学习的神经生物学原理建立, 模拟了情感刺激在大脑短反射通路中被快速处理的过程. 因此, 基于 BEL 模型的网络运算速度快. 进一步采用遗传算法优化 BEL 网络权值, 提高其分类正确率. 在 UCI 数据集上的对比实验结果表明, 无论对于小样本还是大样本数据集, 较其他分类算法, GA-BEL 算法均有较高的分类正确率和计算效率.

关键词: 快速分类; 大脑情感学习; 遗传算法; 数据集

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)11-2663-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.11.013

Improved Brain Emotional Learning Algorithm for Fast Classification

MEI Ying^{1,2}, TAN Guan-zheng¹, LIU Zhen-tao³

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China;
2. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Arts and Science, Changde, Hunan 415000, China;
3. School of Automation, China University of Geoscience, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: An improved fast classification algorithm based on Brain Emotional Learning (BEL) and Genetic Algorithm (GA) is proposed to enhance the accuracy and efficiency. Inspired by the neurobiology research of emotional learning mechanism in amygdala and orbitofrontal cortex, the BEL model is constructed to mimic the mechanism of emotional stimulus processing in human brain. For the short path in the emotional brain, BEL can speed up the learning process. Furthermore, the learning weights in BEL are optimized by GA in order to improve the accuracy. Experiments using UCI datasets are performed, by which the results show that GA-BEL classification obtains higher accuracy and less computing time compared to other classifiers, in both small and large sample datasets.

Key words: fast classification; brain emotional learning; genetic algorithm; datasets

1 引言

分类问题是机器学习、模式识别与数据挖掘等领域内重要的研究内容, 迄今已有大量的分类算法被相继提出. 然而, 随着数据复杂度的增加, 传统分类方法已难以满足对不同类型数据进行快速、准确分类的要求. 因此, 构建性能优良的分类模型, 解决数据分类的

快速性与准确性的问题, 为理论研究和实际应用提供科学指导与有力帮助, 正是目前研究者们致力解决的问题.

神经心理学研究表明, 情感是人类智能的重要组成部分^[1]. 目前, 情感智能已经成为人工智能的一个重要研究分支, 有关情感的计算模型研究受到了国内外学者的广泛关注. 2002年初, Moren^[2]提出了基于大脑

情感学习(Brain Emotional Learning, BEL)的计算模型,该模型根据大脑中杏仁体和眶额皮质之间的信息作用产生情感反应的神经生物学原理建立,BEL模型在模仿生物智能行为上表现出了良好的自适应性能.因此,BEL模型在智能控制系统中取得了良好的应用^[3-5];另一方面,BEL模型模拟了情感刺激在大脑短反射通路中引起快速情感反应的机制,计算复杂度低,运算速度快.因此,基于BEL的神经网络可以克服传统神经网络训练时间长的缺点,其极快的训练速度在分类、预测与模式识别等方面也表现出了一定的优势^[6-8].

然而,在分类正确率方面,BEL模型还有待改进.根据BEL计算模型结构,大脑情感学习主要发生在杏仁体内,杏仁体内的学习过程即为权值的动态调节过程.奖励信号决定了权值的变化规则,杏仁体的输出直接体现了对奖励信号的跟踪.因此,大脑情感学习的效果对奖励信号有明显的依赖性.而关于奖励信号的设定方法,目前尚没有统一的规定.后来,研究者们根据不同的应用提出了不同的奖励信号设定方法.Lucas^[9]将奖励信号定义为误差的PID控制器函数形式,该方法在基于BEL模型的智能控制系统中取得了成功的应用.Abd^[10]在多智能体的研究中定义奖励信号由强化信号和相关权值的乘积组成,但该方法中权值的选取缺乏理论指导.Lotfi^[11]以输入模式对应的目标值作为奖励信号,利用强化作用调节BEL网络权值的大小,但该方法构成的模型适应性不强.在此基础上,文献[12]在奖励信号中引入衰减因子,用于时间序列预测模型的权值调节,但该方法用在分类上的效果不够理想.

为了进一步提高BEL模型的分类识别能力,本文对BEL模型进行适当改进,采用遗传算法^[13](Genetic Algorithm, GA)代替奖励信号的作用对BEL网络权值进行优化调整.遗传算法是一种通用性很强的全局优化算法,广泛用于人工神经网络的参数优化中^[14].BEL模型是一种新颖的类神经网络模型,迄今为止,尚无将遗传算法引入BEL网络用于分类的报道.本文将GA引入BEL网络中,对其权值进行优化调整,其思想是将BEL网络权值分布在染色体基因序列上,用适应度函数评估网络输出,选出最优染色体,经过解码后得到最优的网络权值.该方法既能利用GA对整个解空间进行全局搜索,又能利用BEL算法的局部搜索能力引导GA向最优解快速逼近.这样避免了GA存在局部振荡、收敛速度慢的问题.同时,通过对遗传算子进行改进,提高了种群的多样性,从而在一定程度上避免了GA局部收敛即“早熟”现象的发生.基于UCI数据集的实验表明,GA-BEL算法无论是对大样本数据还是小样本数据都具有较高的分类正确率和收敛速度.

2 大脑情感学习(BEL)模型

2.1 BEL模型的基本结构

神经生物学的研究表明,人脑中对外界刺激有两条反射通路^[15]:(1)长通路,传输路径为:刺激→丘脑→扣带回→大脑各区域相应皮质;(2)短通路,传输路径为:刺激→丘脑→杏仁体.在短反射通路中,信息传递路径短,处理速度更快.短反射通路中的杏仁体(Amygdala)负责根据刺激产生情感并促进情感记忆,避免重复学习;眶额皮质(Oorbitofrontal Cortex)主要对杏仁体的学习起辅助作用^[16].BEL模型模拟了刺激在大脑短反射通路中引起快速情感反应的机制,计算复杂度低.该模型主要由丘脑、感官皮质、眶额皮质、杏仁体四大部分组成,基本结构框图如图1所示.

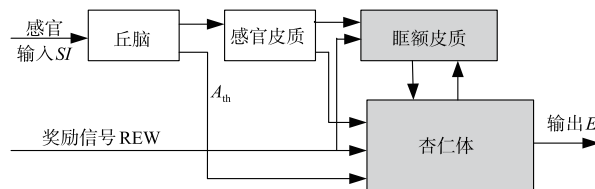


图1 大脑情感学习模型的基本结构框图

由图1可知,杏仁体中的各个输入节点同时接收感官输入信号SI(Sensory Input)和奖励信号REW及丘脑信号 A_h ;眶额皮质接收感官输入信号SI和奖励信号REW进行调节输出.大脑情感学习的过程主要发生在杏仁体内,眶额皮质对杏仁体的学习起增强或抑制的作用,避免出现欠学习或过学习的现象.

2.2 基于BEL模型的改进网络

在BEL基本模型中,杏仁体的输出直接体现了对奖励信号的跟踪,而不同的奖励信号设定方法会对训练时间、收敛性及泛化能力造成很大的差异.为了增强BEL模型的适应性,提高其在数据分类中的识别能力,本文将基本BEL模型的网络结构进行适当改进,采用遗传算法代替奖励信号的作用,实现对BEL网络中杏仁体和眶额皮质的权值进行优化调整,优化算法见第3节.

图2是一个多输入单输出的改进BEL网络结构,通过扩展,可以形成多输入多输出的网络用于解决多输入多输出的分类问题.杏仁体和眶额皮质是网络的主要组成部分.对于任意输入模式,在两者的共同作用下形成输出模式.因此,该网络可以用于数据分类、预测与模式识别等方面.

在图2所示的BEL网络中,设感官输入信号 $SI = [S_1, S_2, \dots, S_m]$,感官输入信号的最大值通过丘脑传递给杏仁体,则 $A_h = \max(S_1, S_2, \dots, S_m)$.

对于每一个输入信号 S_i ,杏仁体内均有一个对应节点 A_i 来接收,表示为:

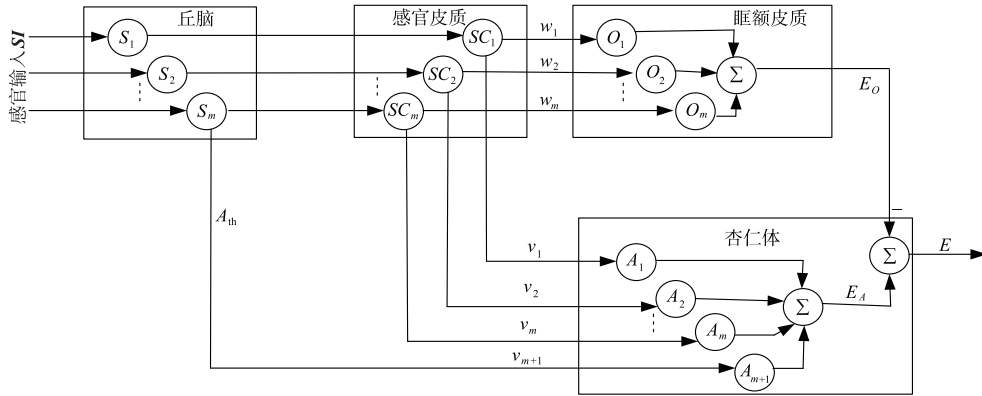


图2 基于BEL模型的改进网络结构

$$A_i = S_i \cdot v_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中 m 表示输入信号数目, v_i 表示杏仁体各节点间的权值. 则杏仁体总体输出表示为:

$$E_A = \sum_{i=1}^m S_i \cdot v_i + A_m v_{m+1} \quad (2)$$

对于每一个输入信号 S_i , 眶额皮质内也有一个对应节点 O_i 来接收, 它的输出为表示为:

$$O_i = S_i \cdot w_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

其中 w_i 表示眶额皮质各节点间的权值. 则眶额皮质总体输出 E_o 表示为:

$$E_o = \sum_{i=1}^m S_i \cdot w_i \quad (4)$$

在杏仁体和眶额皮质的共同作用下产生 BEL 网络输出, 输出表达式为:

$$E = E_A - E_o \quad (5)$$

由以上描述可知, 大脑情感学习主要包括杏仁体和眶额皮质的学习. 杏仁体的学习过程即为权值的动态调节过程; 眶额皮质的学习是通过动态调节所有节点权值实现对杏仁体学习的修正, 使杏仁体朝着期望值学习. 一旦系统输出达到目标值, 则权值调整结束.

采用不同的方法调整权值, 会对大脑情感学习的效果产生造成很大的差异. 在基本 BEL 模型中, 杏仁体和眶额皮质的权值调节律是一个基于奖励信号 REW 的函数^[5]. 但该方法用在数据分类上的效果并不理想, 为了更好地解决 BEL 网络的权值分配问题, 本文将基本 BEL 网络进行改进后, 用 GA 代替奖励信号的作用, 实现对杏仁体和眶额皮质权值的优化调整, 形成 GA-BEL 算法进一步提高网络的分类性能.

3 GA-BEL 算法

3.1 编码方式

采用 GA 进行参数优化时, 首先将需要优化的参数编码成一个有限长的字符串, 称之为染色体 (Chromosome). 常用的编码方法有二进制编码和实数编码. 二

进制编码虽然操作简单, 但从二进制数到实数之间存在转换误差. 由于 BEL 网络的每个权值为实数, 为了提高参数提取精度, 保持种群的多样性, 本文采用实数编码方式. 将 BEL 网络权值分布在染色体基因序列上, 以图 2 所示的 BEL 网络为例, 染色体编码形式如下:

$$Ch = [v_1, \dots, v_{m+1}, w_1, \dots, w_m] \quad (6)$$

其中 v_1, \dots, v_{m+1} 表示杏仁体各节点间的权值, w_1, \dots, w_m 表示眶额皮质各节点间的权值, m 为输入信号数量, 则每条染色体包含的基因数为 $2m + 1$.

在染色体的作用下, 对于任意一种输入模式, BEL 网络输出可表示为:

$$E_k = E(SI_k, Ch_k) \quad (7)$$

其中 SI_k 为第 k 种输入模式, Ch_k 表示第 k 种输入模式下染色体中的权值分配, E_k 为第 k 种输入模式下 BEL 网络输出值, 可以按式(1)~式(5)计算出来.

3.2 适应度函数

GA 中使用适应度来评价染色体在优化计算中有可能达到或接近最优解的程度, 适应性强的染色体被选择产生后代的机会较大. 用于计算染色体适应度值的适应度函数是影响遗传算法性能的主要因素之一. 适应度函数要有效地指导搜索沿着参数优化方向, 逐渐逼近最优解. 因此, 适应度函数选取合理与否不仅影响算法的收敛速度, 而且关系到全局最优解能否实现. 针对 BEL 网络的训练要求, 训练误差越小则染色体越优. 因此, 本文采用以下适应度函数计算与所有个体对应的网络实际输出值与目标值间的平均误差, 定义为:

$$\text{Fitness}(Ch_k) = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{k=1}^n (E_k - T_k)^2} \quad (8)$$

其中 n 为样本数量, E_k 是第 k 种输入模式下 BEL 网络输出的实际值, T_k 是第 k 种输入模式下的目标值. 由适应度函数表达式可知, 针对所训练的样本, 要使网络输出误差最小, 则要保证适应度函数输出值最小. 根据适

应度函数的输出,则可以选出最优染色体 Ch_k ,即最优权值组合.

3.3 遗传算子的改进

传统的遗传算法采用轮盘赌方式选择交配组,然而,由于概率选择具有随机性的特点,容易出现随机误差.为了提高 GA 的收敛性,本文采用轮盘赌与最优个体保留相结合的方法,父代中的最优个体被保留到子代参与竞争,保证最优个体始终参与遗传操作,提高算法的搜索速度.

为了提高种群的多样性,本文采用采用父子代多点位单基因交叉方式,从初始种群开始,对最优的染色体进行保存,通过保存的父代最优染色体与子代进行交叉操作.每次交叉后都对父个体和子个体进行评价.如果父个体的适应度大于子个体,则仍保留父个体进入下一代,否则选择子个体进入下一代.

为了提高遗传算法的执行效率,在变异操作中,首先判断每条染色体是否需要变异,如果需要,则随机选取其中某个基因位进行变异.通过变异可以保持种群的多样性,有利于扩大搜索空间.

3.4 GA-BEL 算法流程

本文算法流程描述如算法 1.

算法 1

1. 根据数据样本建立 BEL 网络.
2. 染色体编码,设置遗传参数,产生初始种群.
3. 染色体解码,用式(1)~式(5)计算 BEL 网络输出.
4. 调用式(8)评价染色体,保存父代最优个体.
5. 利用轮盘赌法选择较好的个体组成下一代种群.
6. 采用父子代多点位单基因交叉方式进行交叉操作,保留最优个体进入下一步遗传操作.
7. 根据变异概率,判断每个个体是否需要变异操作,如果需要,则随机选择某个基因位进行变异,产生新个体.
8. 判断是否满足终止条件,满足,则终止,输出目标解,即 BEL 最优权值组合;否则,转到步骤 5 进行新一轮遗传进化操作.
9. 输出最优解,即最优权值组合.

具体算法流程图如图 3 所示.

GA-BEL 算法既能利用 GA 对整个解空间进行全局搜索,又能利用 BEL 算法的局部搜索能力引导 GA 向最优解快速逼近.与其他改进遗传算法(如,自适应遗传算法)相比,GA-BEL 算法不需要通过反复判断适应度并改变交叉率和变异率来改进算法性能,因而节省了运算上的额外开销;加上 GA-BEL 算法模拟了大脑情感学习机制,自学习能力强,计算复杂度低,运行速度快;进一步通过改进遗传算子提高算法的搜索速度.

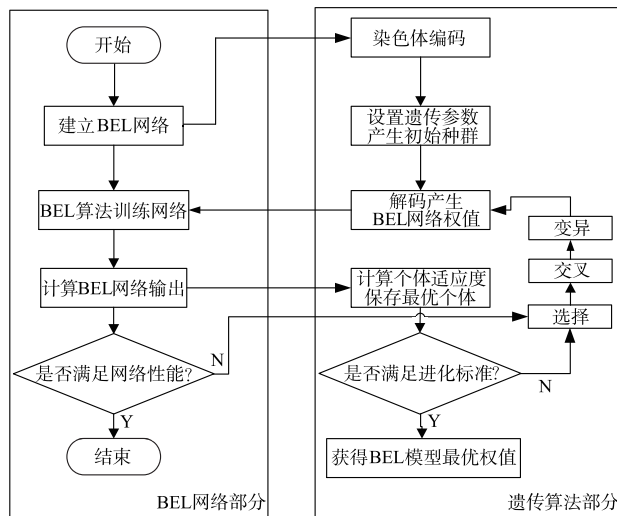


图3 GA-BEL算法流程图

4 实验与分析

4.1 实验环境与数据集

实验中采用 Intel 酷睿 i5-2430 处理器,主频 2.4GHz,4G 内存,Windows 7 操作系统,Matlab 2010b 编程环境.

在标准机器学习数据库 UCI (<https://archive.ics.uci.edu>) 中,本文选用了七组常用于算法性能对比研究的数据集.这些数据包含二分类数据和多分类数据,它们在维度上可相对划分为高维和低维,在样本规模上可相对划分为大样本和小样本.七组数据集的具体描述见表 1.

表 1 数据集说明

Data sets	# Samples	#Features	#Classes
BreastCancer	699	9	2
Heart	270	13	2
Diabetes	768	8	2
Ionosphere	351	34	2
Wine	178	13	3
Iris	150	4	3
Vehicle	846	18	4

4.2 性能评价指标

为了验证 GA-BEL 算法的有效性与快速性,本文从分类正确率、计算时间和标准差三方面来衡量.

机器学习领域中,对于非平衡数据分类的评价标准常采用基于混淆矩阵的若干度量^[17],如召回率(Recall)、精度(Precision)和正确率(Accuracy)等.本文中,分类输出结果采用如图 4 所示的混淆矩阵表示.

其中 TP (True Positives)表示真正正类率, TN (True

Confusion Matrix			
Output Class	TP	FP	Precision 1
	FN	TN	Precision 2
	Recall 1	Recall 2	Accuracy
			Target Class

图4 混淆矩阵

Negatives)表示真实负类率, FN (False Negatives)表示被错误地划分为负类的概率, FP (False Positives)表示被错误地划分为正类的概率. 分类正确率 Accuracy 的计算如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (9)$$

采用网络运算时间来衡量 GA-BEL 算法的快速性, 采用标准差 (Standard Deviation, SD) 表示分类数据的离散程度.

4.3 参数设置及实验结果

实验参数设置包括 GA 和 BEL 算法两部分. 在 BEL 设置中, 70% 的样本数据划分为训练集, 30% 的样本数据划分为测试集. 网络输入节点数为样本特征数量, 输出节点数为可分类的类别数, 隐含层节点数目采用试错法确定. 根据 3.1 节的介绍, 染色体长度设置为 $2m + 1$ (m 为输入样本特征数量). 不同数据集因样本大小不同, 在实验参数设置上也不同. 以 BreastCancer 数据集为例, 在 BEL 网络中, 设置输入节点为 9 个, 输出节点为 2 个, 隐含层节点数为 19 个. 在遗传算法参数设置中, 取种群大小为 200, 最大进化代数为 100, 染色体长度为 19, 采用多点交叉及均匀变异, 交叉率和变异率分别为 0.8 和 0.1. GA-BEL 算法运行结果如图 5 和图 6 所示.

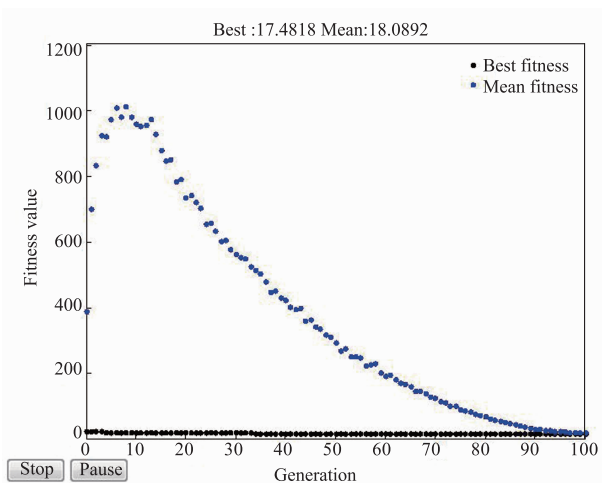


图5 适应度值变化曲线 (BreastCancer数据集)

图 5 给出了染色体适应度值随进化代数的变化情况, 从图中可以看出, 当进化到第 100 代时网络完全收敛, 且平均适应度值与最佳的适应度值很接近. 从图 6

Training Confusion Matrix			Test Confusion Matrix								
Output Class	1	316 64.6%	8 1.6%	97.5%	2.5%	Output Class	1	131 62.4%	5 2.4%	96.3%	3.7%
	2	11 2.2%	154 31.5%	93.3%	6.7%		2	0 0.0%	74 35.2%	100%	0.0%
		96.9% 3.4%	95.1% 4.9%	96.1% 3.9%				100% 0.0%	93.7% 6.3%	97.6% 2.4%	
			1	2	Target Class				1	2	Target Class

图6 BreastCancer数据集分类混淆矩阵

所示的混淆矩阵信息可以看出, 参与实验的训练样本有 489 个, 测试样本有 210 个, 对 BreastCancer 训练数据和测试数据的分类正确率分别为 96.1% 和 97.6%. 说明对于 BreastCancer 这样的维度较低样本较大的数据, GA-BEL 算法的收敛性较好, 分类正确率较高.

为了验证 GA-BEL 算法对维度相对较高而样本相对较少的数据的分类性能, 采用在 Heart 数据集进行验证. Heart 数据集包含 13 个输入特征, 只有 270 个样本. 在 BEL 网络中, 设置输入节点为 13 个, 输出节点为 2 个, 隐含层节点数为 25 个. 在遗传算法中的参数设置中, 取种群大小为 200, 最大进化代数为 700, 染色体长度为 27, 交叉率和变异率分别为 0.8 和 0.1. 算法运行结果如图 7 和图 8 所示.

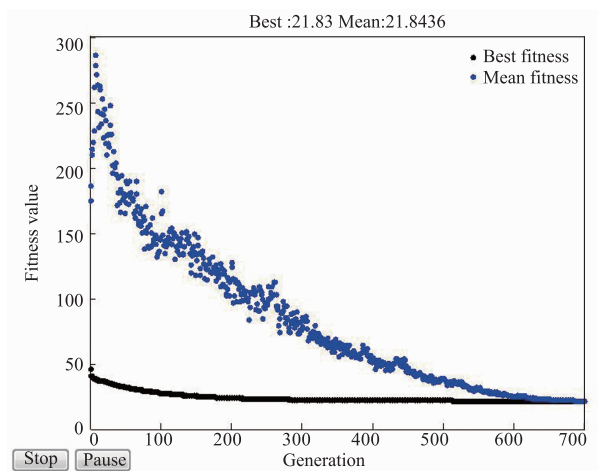


图7 适应度值变化曲线 (Heart数据集)

从图 7 中可以看出, 当达到最大进化代数 700 时网络完全收敛, 且平均适应度值与最佳适应度值非常接近. 从图 8 所示的混淆矩阵信息可以看出, 参与实验的训练样本有 189 个, 测试样本有 81 个, 对 Heart 训练数据和测试数据的分类正确率分别为 86.2% 和 88.9%.

为了进一步验证 GA-BEL 算法的学习能力, 选取只包含 150 组数据的小样本数据集 Iris 进行测试. 设置输入层节点数为 4, 输出层节点数为 3, 隐含层节点数为

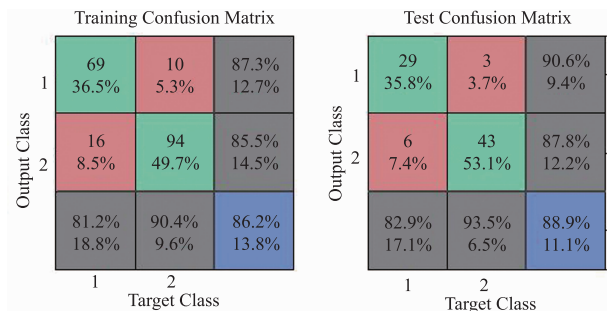


图8 Heart数据集分类混淆矩阵

9,种群个数和最大进化代数均为100,染色体长度为9,交叉率和变异率分别为0.8和0.1.为了直观地体现GA-BEL算法的收敛能力,采用图形化方式显示分类正确率随进化代数变化的情况,运行结果如图9所示.

从图9中可以看出,GA-BEL算法只需经过进化20代左右其分类正确率可达到98.3%,且稳定性好,说明

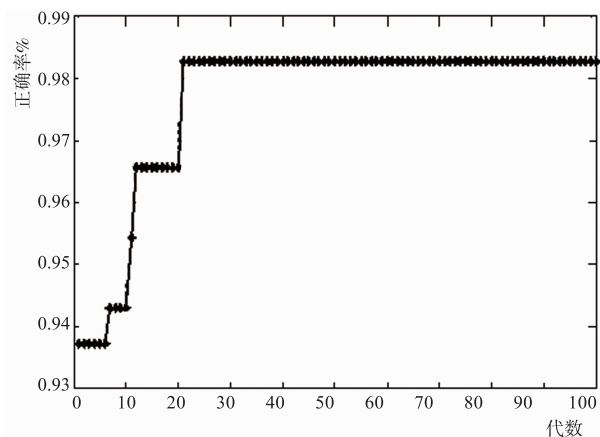


图9 分类正确率Iris数据集

GA-BEL算法的学习能力强,对于低维度小样本的数据,分类正确率高,收敛速度快.

随后,逐一对待Diabetes、Wine等数据集进行测试.限于篇幅,对其他数据集的分类测试情况对比结果见4.4节.

4.4 实验结果比较分析

4.4.1 与其他分类算法比较

为了比较GA-BEL算法的性能,本文采用基本BEL算法^[18]、SVM算法^[19]和BP算法^[20]分别对以上七组数据集进行分类实验.表2给出了四种不同算法的分类正确率,计算时间和标准差三方面的指标,这些指标综合了训练样本与测试样本的结果,可以对算法的有效性、快速性和收敛性进行综合评判.

从表2可以看出,在算法快速性方面,基于BEL方法的计算时间均较短.由于GA-BEL算法,改进了权值调整方法,增强了网络逼近能力,所以在分类正确率方面,GA-BEL算法具有明显的优势.对以上七组数据的分类中,有五组数据的分类结果优于其他三种算法.对于较大样本的BreastCancer数据集和小样本Iris数据集,GA-BEL算法的收敛速度快,分类正确率分别达到96.9%和98.3%.但对于高维度相对较高的数据,如Ionosphere,GA-BEL算法不及SVM算法的分类结果,但优于BP算法和BEL算法.在标准差方面,GA-BEL算法对以上五组数据分类的标准差均低于其他三种算法.

综合以上分析,我们可以得出结论:较基本BEL算法,GA-BEL改进算法在分类正确率、快速性和收敛性上得到了明显的提高.对于维度相对不高的数据,无论是大样本数据还是小样本数据,GA-BEL算法在分类正确率、运行时间和标准差方面都具有明显的优势,充分说明了GA-BEL算法的有效性.

表2 不同算法的分类性能对比

Data sets	SVM			BP			BEL			GA-BEL		
	Accuracy (%)	Time (s)	Dev (%)	Accuracy (%)	Time (s)	Dev (%)	Accuracy (%)	Time (s)	Dev (%)	Accuracy (%)	Time (s)	Dev (%)
BreastCancer	90.6	2.91e+1	2.61	91.2	5.63e+2	1.95	94.7	1.13e-1	1.55	96.9	4.27e-2	1.34
Heart	82.2	2.73e+1	2.57	81.5	4.28e+1	2.16	85.2	8.16e-1	2.49	87.6	3.37e-1	1.96
Diabetes	72.1	5.33e+1	4.65	76.2	6.17e+2	3.14	80.1	2.17e-1	2.77	85.7	4.65e-2	2.55
Ionosphere	93.1	4.71e+1	2.79	89.3	5.33e+1	4.38	90.7	9.12e-1	3.52	91.5	5.37e-1	3.17
Wine	94.8	3.85e+1	2.40	91.7	5.12e+2	2.26	96.4	6.93e-1	1.64	98.9	2.51e-1	1.18
Iris	94.3	2.37e+1	2.33	91.2	7.61e+2	2.49	93.7	1.87e-1	2.18	98.3	2.35e-2	1.73
Vehicle	84.3	5.38e+1	2.58	77.2	8.33e+2	2.93	78.0	9.15e-1	2.83	82.4	6.23e-1	2.76

4.4.2 与近期文献实验结果比较

为了进一步比较GA-BEL算法的分类性能,本文统计了近三年来其他文献中针对同类数据集的分类结

果,并与前面的实验结果作比较.由于有些文献的实验结果只给出了分类正确率,所以这里只对同类数据集的分类正确率作比较,结果见表3.

表 3 本文算法与其他文献方法的分类正确率对比

Data sets	Samples	Study	Algorithms	Accuracy(%)
Heart	270	Lotfi E ^[18]	BEL (Brain Emotional Learning)	85.4
		This study	GA-BEL	87.6
Vehicle	846	Lotfi E ^[18]	BEL (Brain Emotional Learning)	77.9
		This study	GA-BEL	82.4
Ionosphere	351	Deng Z L ^[21]	DHPAINC (Decision Hyper Plane Heuristic Based Artificial ImmuneNetwork Classification)	94.3
		This study	GA-BEL	91.5
Breast Cancer	699	Zhang Z ^[22]	GSCCA (Group Sparse Canonical Correlation Analysis)	61.6
		This study	GA-BEL	96.9
Diabetes	768	Bai Z ^[23]	SELM (Sparse Extreme Learning Machine. gaussian kernel)	79.8
		This study	GA-BEL	85.7
Wine	178	Bai Z ^[23]	SELM (Sparse Extreme Learning Machine. polynomial kernel)	98.5
		This study	GA-BEL	98.9
Iris	150	Sartra W ^[24]	CAC (Cellular Automata-based Classifier)	96.0
		This study	GA-BEL	98.3

从表 3 可以看出,在相同样本类型及数量的情况下,GA-BEL 算法除对 Ionosphere 数据集的分类正确率稍低一点外,对于其他六组数据集的分类,其分类正确率明显优于其他文献中的实验结果. 通过以上数据的对比,进一步体现了 GA-BEL 算法用于数据分类的有效性.

5 结论

本文在新颖的大脑情感学习 (BEL) 模型的基础上,结合遗传算法 (GA), 提出了一种改进分类算法 GA-BEL. 主要创新点体现在以下三个方面:

(1) 对基本 BEL 网络进行适当改进,用 GA 代替奖励信号的作用,实现对 BEL 网络中杏仁体和眶额皮质权值的优化调整.

(2) 将 GA 与 BEL 算法结合,既利用 GA 对整个解空间进行全局搜索,又利用 BEL 算法的局部搜索能力引导 GA 向最优解快速逼近,提高算法的搜索能力与速度.

(3) 改进选择与交叉遗传算子,既保证最优个体始终参与遗传操作,又保持种群的多样性.

GA-BEL 算法模拟了大脑短反射通路中的情感学习机制,具有很强的自学习能力,且计算复杂度低,执行效率高. 在 UCI 数据集上的分类实验结果表明,与其他典型分类算法相比,GA-BEL 算法在分类正确率、计算时间和标准差等指标上都具有较明显的优势;与近期文献中的实验结果相比,GA-BEL 算法也具有较强的竞争力. 下一步,我们将研究基于 GA-BEL 算法的高维数据分类问题.

参考文献

- [1] ACAMPORA G, VITIELLO A. Interoperable neuro-fuzzy services for emotion-aware ambient intelligence [J]. Neurocomputing, 2013, 122 (122) : 3 - 12.
- [2] MOREN J. Emotion and learning-A Computational Model of the Amygdala [D]. Sweden: Lund University, 2002.
- [3] KHOOBAN M H, JAVIDAN R. A novel control strategy for DVR: Optimal bi-objective structure emotional learning [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 83 : 259 - 269.
- [4] LIN C M, CHUNG C C. Fuzzy brain emotional learning control system design for nonlinear systems [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2015, 17 (2) : 117 - 128.
- [5] 陈建平, 王建彬, 杨宜民. 基于大脑情感学习的四轮驱动机器人速度补偿控制 [J]. 智能系统学报, 2013 (4) : 361 - 366.
CHEN Jianping, WANG Jianbin, YANG Yimin. Velocity compensation control for a four-wheel drive robot based on brain emotional learning [J]. Transactions on Intelligent Systems, 2013 (4) : 361 - 366. (in Chinese)
- [6] HADI R M, SHOKRI S, SOJODISHIJANI O. Brain emotional learning for classification problem [J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12 (8) : 105 - 107.
- [7] LOTFI E, KHOSRAVI A, AKBARZADEH-T M R, et al. Wind power forecasting using emotional neural networks [A]. Proceedings of the Congress on Systems, Man and Cybernetics [C]. USA: IEEE, 2014. 311 - 316.
- [8] SETAYESHI S. A neural basis computational model of e-

- motional brain for online visual object recognition[J]. Applied Artificial Intelligence, 2014, 28(8):814-834.
- [9] LUCAS C, DANIAL Shahmirzadi, NIMA Sheikholeslami. Introducing BELBIC: brain emotional learning based intelligent controller[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2004, 10(1):11-21.
- [10] ABDI J, MOSHIRI B, ABDULHAI B, et al. Forecasting of short-term traffic-flow based on improved neurofuzzy models via emotional temporal difference learning algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(5):1022-1042.
- [11] LOTFI E, AKBARZADEH-T M R. Practical emotional neural networks[J]. Neural Networks, 2014, 59(11):61-72.
- [12] LOTFI E, AKBARZADEH-T M R. Adaptive brain emotional decayed learning for online prediction of geomagnetic activity indices [J]. Neurocomputing, 2014, 126(3):188-196.
- [13] LUO R, ZHANG C, NA N, et al. A low-complexity PTS based on greedy and genetic algorithm for ofdm systems [J]. Chinese Journal of Electronics, 2015, 24(4):857-861.
- [14] ARMAGHANI D J, HASANIPANAH M, MAHDIYAR A, et al. Airblast prediction through a hybrid genetic algorithm-ANN model [A]. Neural Computing & Applications [C]. Berlin: Springer, 2016. 1-11.
- [15] LEDOUX J E. Emotional memory systems in the brain [J]. Behavioural Brain Research, 1993, 58(1):69-79.
- [16] LEDOUX J E. Emotion and the limbic system concept [J]. Neuroscience, 1991, 115(2):169-199.
- [17] DENG X, LIU Q, DENG Y, et al. An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem [J]. Information Sciences, 2016, 34(1):250-261.
- [18] LOTFI E, AKBARZADEH-T M R. Brain emotional learning-based pattern recognizer [J]. Cybernetics & Systems, 2013, 44(5):402-421.
- [19] CHANG Chih-Chung, LIN Chih-Jen. LIBSVM-A Library for Support Vector Machines [OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, [2016-07-25].
- [20] DENG R. Multidimensional data classification based on BP neural network algorithm [J]. Metallurgical & Mining Industry, 2015(10):122-128.
- [21] DENG Z L, TAN G Z. A decision hyper plane heuristic based artificial immune network classification algorithm [J]. Journal of Central South University, 2013, 20(7):1852-1860.
- [22] ZHANG Z, ZHAO M, CHOW T W S. Binary and multi-class group sparse canonical correlation analysis for feature extraction and classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2013, 25(10):2192-2205.
- [23] BAI Z, HUANG G B, WANG D. Sparse extreme learning machine for classification [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(10):1858-1870.
- [24] SARTRA W, PONKAEW J. A cellular automata-based learning method for classification [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 49:99-111.

作者简介



梅 英 女, 1978 年 12 月出生于湖南常德. 现为中南大学博士研究生, 湖南文理学院讲师, 主要研究方向包括人工智能、机器学习与情感计算.
Email: 63641214@qq.com



谭冠政(通讯作者) 男, 1962 年 10 月出生于湖南湘潭. 1992 年博士毕业于南京航空航天大学, 现为中南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为人工智能、机器人、智能控制等.
E-mail: tgz@csu.edu.cn