

文章编号: 2095-2163(2020)07-0294-03

中图分类号: TP183

文献标志码: A

基于决策树的BP神经网络权值初始化方法及其应用研究

高林娥

(运城师范高等专科学校 数计系, 山西 运城 044000)

摘要: 本文针对传统方法的BP神经网络初始化权值参数的随机性问题,提出了基于决策树算法的方法。本文概述了论题的研究背景,并针对C4.5决策树算法等进行了简要分析,通过实例分析的方式,对基于决策树的BP神经网络权值初始化方法的应用展开分析,以期对相关研究提供参考。

关键词: 权值初始化; 决策树; BP神经网络

Research on weight initialization method of BP neural network based on decision tree and its Application

GAO Lin'e

(Yuncheng Advanced Normal College, Yuncheng Shanxi 044000, China)

【Abstract】 Aiming at the randomness of the weight initialization method of BP neural network developed by traditional methods, a method based on decision tree algorithm is proposed. This paper discusses the research background of the topic first, and then makes a brief analysis on C4.5 decision tree algorithm. Finally, by case analysis it analyzes the application of BP neural network weight initialization method based on decision tree in order to provide reference for relevant research.

【Key words】 decision tree algorithm; BP neural network

0 引言

本文针对基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法(以下简称“方法”),展开了详细分析,结合BP神经网络和决策树分类模式存在等价性的特点,及决策树算法可以针对样本分类能力进行计算的特点,有效防止初始权值择选失误,导致的误差增大问题。基于实验结果,照比传统随机方法,此方法具有降低初始误差,优化训练精度的优势。

1 研究背景

BP神经网络是人工神经网络内应用频率最高的一种方法,采用对误差开展反向传输的方式,实现对模式的有效学习。其存在优良的模式类比分析等能力,在计算机视觉、模式分类等相关操作中具有较高实效性。但在现实应用中,出现收敛速度较慢、收敛至局部最小值几率较大等问题的可能性较高,导致其通常难以有效发挥学习实效性,引发上述问题的关键因素之一即为对权值参数开展的初始化操作缺乏合理性。如果无法开展科学的初始权值择选操作,极易产生误差增大、方向差等相关问题^[1]。

基于这种情况开展大量的研究和实践,针对BP神经网络,总结出的权值初始化方法具体包括:利用粒子群算法针对初始权值进行优化;通过遗传算法

针对最适宜、科学的初始权值开展全方位搜索等。但这些方法均存在一定程度的随机性,在现实应用中仍旧具有或多或少的局限性。

2 基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法及其应用

基于理论层面,只具备一个隐藏层的BP神经网络可逼近任意有理函数,自由扩大隐藏层数量,致使网络结构复杂程度更高的可能性较大,会使得神经网络训练时间大幅增加,相应的训练效率会随之降低。本文针对只存在一个隐藏层的BP神经网络展开探讨,针对BP神经网络开展权值初始化择选操作时,通过信息增益开展特征分类能力特点描述操作,进而对各神经元节点权值开展预估评价操作。同时,由于基于ID3决策树算法无法在连续型特征中有效发挥作用,且存在偏向数目较多特征的属相缺陷。因此,本文将利用C4.5决策树算法开展权值初始化操作。通过C4.5决策树对连续数据样本集开展训练的流程为:

(1) 训练过程中,针对数据集中特点较为明显的连续数据开展离散化操作,以达到补齐缺失值的目的;

(2) 根据处理结束的各数据集的基本特征,针对所对应的信息的增益及其增益率开展计算操作;

(3) 基于C4.5决策树算法,探寻信息增益大于

作者简介: 高林娥(1976-),女,硕士,讲师,主要研究方向:计算机应用技术。

收稿日期: 2020-03-13

平均数值的特征,随后基于所挑选特征探寻出增益率最高的个体,针对现存数据集开展分类操作,形成多个差异化子集,分别创建决策树模型^[2];

(4)对(2)、(3)开展递归调用操作,直到全部的特征均参与决策分类的过程中,依照结构开展完整的决策树模型创建操作。

2.1 基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法综述

基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法的基本思想:针对隐藏层及初始层连接权值开展初始化操作的过程中,基于C4.5决策树算法开展样本集分析操作,参考特征存在的输出特征分类作用,明确所输入的初始权值,此处的特征分类能力具体表现在特征信息增益中。算法流程为:

(1)设现存样本集A,样本的数量以|A|表示,基于决策特征集 $M = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_n\}$,以n为标准,对样本开展子集分类操作。 M_q 代表位于第q位的子集,如果此集合中存在元素的数量是 $|M_q|$ 。那么样本集A的信息熵可由公式(1)计算:

$$Ent(A) = - \sum_{q=1}^n p_q \log p_q, \dots, \quad (1)$$

其中, P_q 表示子集划分过程中,q出现的概率,通过 $P_q = |M_q| / |A|$ 计算。倘若通过特征B对样本集进行分类操作,并获得O个分支节点,且第m个分支节点中涵盖了A中全部于特征B上以 b_i 为数值的样本,以 A_i 表示,基于公式(1),对 D_i 的 $Ent(D_i)$ 展开计算。对特征B于A的信息增益展开计算,所得结果即为特征B对样本的分类能力,表达式(2):

$$Gain(A, B) = Ent(A) - \sum_{i=1}^O \frac{|A_i|}{A} Ent(D_i), \dots \quad (2)$$

利用信息增益开展数据集分类操作,会出现偏向可取值数量较多特征的情况。所以,还需要结合增益率针对特征开展最佳分类。同时,针对无法发挥作用的多值属性开展清洗操作^[3]。基于4.5决策树算法,开展决策树模型的构建操作。

(2)基于A,设BP神经网络输入层中存在c个节点和决策树内的特征子集相对应;隐藏层中存在d个节点;输出层内存在h个节点和决策树内的决策特征相对应。 w_{lp} 代表从第l个节点到隐藏层第p个节点的权重^[3]。

(3)基于特征B开展样本集分类,形成两个子集 n_1 以及 $(n - n_1)$,其中的 n_1 表示样本中数目最多的子集元素数量,那么BP神经网络中输入层初始权值应为公式(3):

$$w_{lp} = Gain(A, B) * \frac{n_1}{n}, \dots, \quad (3)$$

式中, $Gain(A, B)$ 表示A的信息增益值,对 w_{lp} 初始化时通过如下表达式(4)计算:

$$w_{lp} = w_1 + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(random(-\infty, +\infty))^2}{2}} \dots \quad (4)$$

(4)重复上述训练,实现权值的更新。

(5)确保误差满足规定要求时,训练终止,输出结果。

2.2 实践应用

本文主要以某油田岩石实验为例,提取其中的原始数据开展相关分析。对油气层水敏性存在突出影响的因素包括:粒度均值、石英含量、渗透率以及分选系数等。对油气层敏感性中水敏指数展开评价,其中个别训练样本见表1。

表1 水敏感性评价源数据

Tab. 1 Analysis of reservoir sensitivity evaluation results

序号	粒度均值/ mm	石英含量/ %	渗透率/ md	分选系数/ (g/L)
1	0.14	29.27	39.82	13.68
2	0.09	37.15	27.15	12.70
3	0.15	27.54	27.16	12.71
4	0.09	34.54	27.87	11.79
5	0.19	28.27	33.15	12.74

针对样本集数据进行离散处理,通过随机算法将其顺序打乱,选择完成处理的65%为训练样本,其余作为测试样本。对训练样本内信息的增益率及特征信息增益开展计算,创设C4.5决策树模型。随后,对训练样本数据归一操作,并将其当做BP神经网络内的输入层,通过信息增益对结束随机初始化的权值加权存里操作,阈值的初始化以0表示。在神经网络中引入结束处理的权值,开展相关训练,确保误差符合规定要求后,将最终结果输入,基于测试样本开展模型检测操作,分析其准确率。利用同一种网络结构及初始阈值开展BP神经网络的创设操作,利用随机方法初始化权值。利用同样的数据集迭代训练操作,对相应实验结构比对分析,结果见表2。

表2 油气层敏感性评价结果分析

Tab. 2 Source data of water sensitivity evaluation

初始化方法	初始误差	分类精确度	训练时间/s
随机	2.97	0.767	8.75
基于决策树的方法	1.86	0.799	7.60

由表2得知,基于决策树的方法,初始误差相对较低;训练结束后,分类精度的提升幅度不明显;训练的时间也具有细微的变化。实验中,通过比对得出基于决策树的方法初始训练误差小于随机方法,且达到误差最小值的速度较快。可见,基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法照比传统

的随机方法,突显出的优势主要包括:初始误差较小,模型分类精度有所增加,优化了BP神经网络收敛能力,加快了学习效率。

3 结束语

文章通过油气层敏感性评价实验,对基于C4.5决策树算法的BP神经网络权值初始化方法加以有效应用,可以达到大幅降低误差的效果,评价精准性相对较高,存在较为优良的实用价值。该方法的应用优势包括:有效发挥决策树算法实效性,可实现对

评估特点的有效区分,优化初始权值合理性,大幅降低局部极小值点影响。

参考文献

[1] 朱焜秋,颜磊,刁小燕. 基于BP神经网络左逆的无轴承永磁同步电机无位移传感器运行控制[J]. 中国电机工程学报,2020(11):3673-3681.
 [2] 杨晓雷,黄金波,姚剑峰. 基于BP神经网络优化的改进灰色模型在电量预测中的应用[J]. 机电信息,2019(36):36-39.
 [3] 张禹,李东升,董小野,等. 基于改进BP神经网络面向STEP-NC 2.5D制造特征的智能宏观工艺规划[J]. 机械工程学报,2019(1):148-156.

(上接第293页)

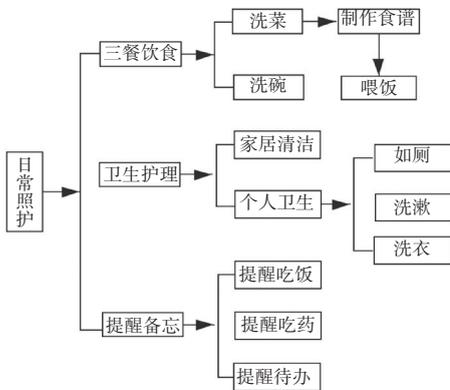


图2 日常照护子系统
Fig.2 Daily care subsystem

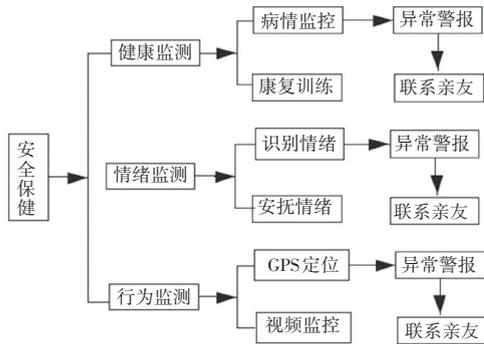


图3 安全保健子系统
Fig.3 Safety and health care subsystem

3.4 情感陪护子系统功能设计

老年群体最需要和最缺乏的就是亲人的陪伴与关怀,情感陪护功能能够让老年人与养老机器人进行交流,在老年人心理不适时给予一定的心理咨询,给予老年人心理慰藉。其功能模型如图4所示。

3.5 文化娱乐子系统功能设计

休闲娱乐功能通过游戏、影音、课程学习等,实现“老有所乐”、“老有所学”,满足老年人的精神文化需求和休闲娱乐需求,提升幸福感。其功能模型如图5所示。

4 结束语

科技的发展与进步,使得人工智能、机器人在未来具有广阔的发展空间,面对中国日益严峻的老龄

化形势,多功能的养老机器人也将成为未来老龄社会不可或缺的一部分,为老年群体提供更加优质的生活,缓解老龄化带来的一系列社会服务问题。

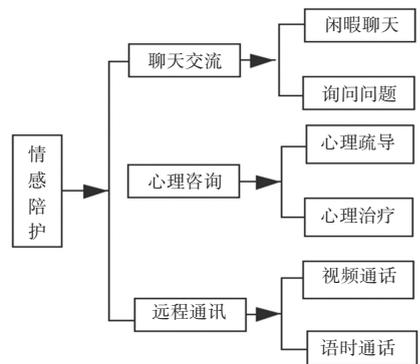


图4 情感陪护子系统
Fig.4 Emotional escort subsystem

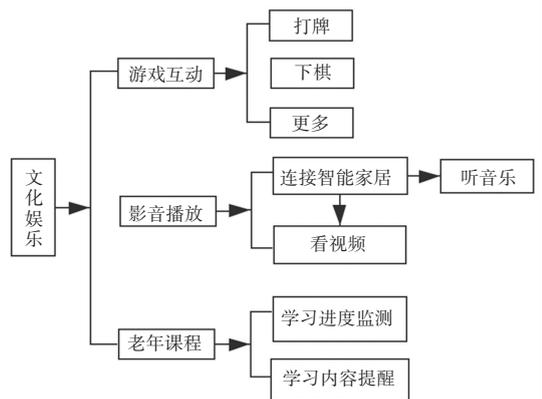


图5 文化娱乐子系统
Fig.5 Cultural and entertainment subsystem

参考文献

[1] 姜春力. 我国人口老龄化现状分析与“十三五”时期应对战略与措施[J]. 全球化,2016(8):90-105,135.
 [2] 刘珊,兰智高. 养老服务机器人的技术发展趋势[J]. 计算机测量与控制,2019(1):1-6.
 [3] 曹献雨. 人工智能养老的内涵、现状与实现路径[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版),2019,40(2):111-119.
 [4] 张嘉昕,张宇帆. 我国机器人产业成长途径与前景对策[J]. 商业研究,2012(8):16-19.
 [5] 张思锋,张泽涛. 中国养老服务机器人的市场需求与产业发展[J]. 西安交通大学学报(社会科学版),2017(5):57-58.