

基于粒子群优化 BP 神经网络的养肠胃菜谱判定

张 璐 雷雪梅

(北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083)

摘 要 提出了一种基于粒子群优化 BP 神经网络的养肠胃菜谱判定的方法。粒子群算法通过自身良好的搜寻能力,对 BP 神经网络的权值和阈值进行了优化,弥补了 BP 神经网络中收敛性慢、存在多个局部极值点的缺陷。并分别通过误差曲线图、线性回归图等,对 BP 神经网络模型与 PSO-BP 神经网络模型进行比较分析。实验结果表明,PSO-BP 模型判定较准确,在调养肠胃的饮食食谱选择中起到了指导作用。

关键词 PSO-BP 神经网络模型,粒子群优化算法,调养肠胃菜谱

中图法分类号 TP183 文献标识码 A

Optimized Approach on Stomach Nourishing Decision Based on PSO-BP Neural Network

ZHANG Lu LEI Xue-mei

(School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract The conventional BP neural network has the problems of slow convergence and multi-local extreme value. An optimized approach on stomach nourishing decision based on PSO-BP neural network was proposed. The robust searching ability of particle swarm optimization enables the weight and threshold of BP neural network to optimize. By the error curve and linear regression, we compared PSO-BP and BP method. The results show that the proposed approach can get a more accurate decision on stomach nourishing and provide better guidance on food selection.

Keywords PSO-BP neural network, Particle swarm optimization, Stomach nourishing recipe

1 引言

经济的快速发展使人们的生活节奏进一步加快,忙碌和紧张的生活节奏导致了生活压力的增加,也对人们的身体和心理健康产生了消极的影响。随着生活节奏的加快以及工作压力变大,人们在饮食习惯方面越来越不注重,日常饮食经常不规律,一日三餐的食量以及时间也不固定,大多数人没有固定吃三餐的习惯。人们不注重吃早饭,吃夜宵以及零食的现象越来越普遍^[1]。长期的不健康饮食习惯增加了肠胃的负担,对肠胃损害较大,甚至会引起其他的疾病。而如今一些有关养肠胃的菜谱只能从专门的书籍中寻找,人们也只是通过养肠胃书籍中的指导按照书中的菜谱做菜。但是工作的原因造成时间有限,人们每天的饮食并不能很好地控制。因此如果可以判定出平常的菜谱中哪些对肠胃有好处或者对肠胃刺激较小,就可以对人们平常的饮食提供很好的指导作用。目前,有关养肠胃食谱的识别研究甚少。

本文提出了一种基于粒子群优化 BP 神经网络的养肠胃菜谱判定方法,粒子群算法通过自身很好的搜寻能力,弥补了 BP 神经网络中收敛性慢、存在多个局部极值点的缺陷。经过实验仿真以及测试,所提方法得到了较满意的实验结果,可以对人们调养肠胃起指导作用。

2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈

网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 神经网络^[2-4]物理逻辑清晰、工作状态稳定,适用于模式识别、图像处理、最优预测以及系统仿真等领域。它是一种模仿类似于人体大脑结构中的神经突触等相互连接的结构来进行分布式并行处理信息的数学模型,其中每个节点代表一类特定的输出函数,称为激励函数,任意两个节点之间都有一个连接彼此的加权值,称为权重。图 1 为一个典型的 BP 神经元模型。

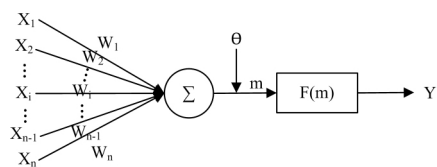


图 1 BP 神经元模型示意图

其中 $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n (n \geq 1)$ 是该神经元模型的输入信号集合, $W_1, W_2, \dots, W_{n-1}, W_n$ 是神经元之间的连接权重,常数 θ 是该神经元模型的阈值, m 是经过阈值调整后的输入信号组合后的值, $F(m)$ 函数是该神经元模型的激励函数,激励函数在总误差函数中占重要地位,它的选取会影响整个 BP 神经网络的收敛速度,具体的模型计算公式如下所示:

$$Y = F(m) = F\left(\sum_{i=1}^n X_i W_i + \theta\right) \quad (1)$$

误差函数公式如式(2)所示。其中, n 为神经网络输出节点个数, y_j^* 和 y_j 分别为神经网络第 j 个参考输出和实际输出。

张 璐(1991—),女,硕士,主要研究方向为数据分析、数据挖掘,E-mail:596210605@qq.com;雷雪梅(1972—),女,博士生,高级工程师,主要研究方向为数据分析、数据挖掘。

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j^* - y_j)^2 \quad (2)$$

3 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[5] 起源于复杂适应系统,最早是在 1995 年由 Eberhart 和 Kennedy 提出。他们由鸟群在飞行觅食的过程中如何快速的找到食物而得到的启发。该算法经常用于模式识别、神经网络训练、生物系统建模、决策支持以及仿真等领域。在粒子群优化算法中,每个优化问题的潜在可能解均可以类比成鸟群觅食过程中的任何一只鸟,即维搜索空间内的点,将这样的点称为粒子 (Particle),粒子在 n 维搜索空间中寻找最优解的过程就对应鸟群觅食的整个过程。

粒子群优化算法的数学描述^[6,7]如下。

假设在一个 N 维的目标搜索空间中,存在 m 个粒子组成的种群,这些粒子代表着潜在可能的问题解,其中第 i 个粒子在 N 维空间中的位置表示为 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}$,第 i 个粒子的速度表示为 $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}\}, i = 1, 2, \dots, m$ 。将粒子的位置代入相应的优化函数中即可求解得到该粒子的适应值,从而判断该粒子是否处于较优越的位置。在求解过程中可以得到第 i 个粒子搜索到的个体最优值 $PBest$,各维分量分别记作 $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN}\}$,同时可以得到整个粒子群搜索到的全局最优值 $gBest$,各维分量分别记作 $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN}\}$,从而得到粒子群算法中粒子更新位置和速度的方法,如式(3)和式(4)所示:

$$V_m^{s+1} = \omega * v_m^s + c_1 * rand() * (p_{im} - x_m^s) + c_2 * rand() * (p_{gm} - x_m^s) \quad (3)$$

$$X_m^{s+1} = x_m^s + v_m^{s+1} \quad (4)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$, 搜索空间的维数 $n = 1, 2, \dots, N$, S 为迭代次数, c_1, c_2 为两个相等的学习因子。 $rand()$ 是随机函数,取随机分布在 $[0, 1]$ 之间的常数。为了控制 v_m^s 的各个空间维度的分量能在合理的区间内,需要设置速度的最大值 V_{max} ,它决定了粒子在一个循环中的最大移动距离。 ω 是惯性权重,根据 V_{max} 的大小来指定,如果没有相关信息,一般情况下 $\omega = 0.8$ 是一个比较合适的取值。

4 基于 PSO 优化的 BP 神经网络养肠胃菜谱判定模型

BP 神经网络采用的训练算法是梯度下降法,其导数偏大或者偏小都会引起较大的振荡现象,进而陷入局部最优解,造成预测的误差较大。粒子群算法^[8,9]有很好的通用性,优化目标函数时不需要计算函数的梯度信息,只需要依据适应度函数通过粒子的速度和位置更新公式来优化函数,缓解了 BP 神经网络收敛速度慢、容易陷入局部最优解的问题。

本文方法的主要思想是利用粒子群算法良好的搜寻能力帮助 BP 神经网络找到一个较优的初始权值以及阈值,然后对 BP 神经网络进行训练,直到网络模型的误差减小到设定的值,即可得到一个较好的神经网络模型。

4.1 数据的归一化

因为输入的数据范围比较大,会导致神经网络收敛速度较慢、训练时间变长。为了避免这些问题,使实验结果更加准确,在数据输入之前对数据进行归一化处理,目的是减小各维

数据之间数量级的差别对网络学习训练过程的影响。本文采用 Matlab 自带的 `mapminmax` 函数进行归一化。所有数据都转化为 $[-1, 1]$ 。表 1 所列为部分数据归一化之前与之后的值。

表 1 归一化前后数据比较

归一化之前		
calories	carbohydrate	fat
205.91	34.4	5.03
74.95	3.48	4.48
52.17	3.13	2.14
31.19	4.04	1.37
22.93	5.08	0.13
归一化之后		
calories	carbohydrate	fat
0.09884	-0.8168	-0.9737
-0.5485	-0.9799	-0.97337
-0.6901	-0.9814	-0.9871
-0.7822	-0.9718	-0.9903
-0.8559	-0.9683	-0.9998

4.2 BP 神经网络参数选取

(1) 输入层节点的设计

每一个菜谱中含有 23 种营养成分,每一种成分都对肠胃有着不同程度的影响。为了提高实验结果的准确度,将全部的 23 种营养成分都作为神经网络的输入层节点数,分别为:热量、碳水化合物、脂肪、蛋白质、纤维素、维生素 A、维生素 C、维生素 E、胡萝卜素、硫胺素、核黄素、烟酸、胆固醇、镁、钙、铁、锌、铜、锰、钾、磷、钠、硒。

(2) 隐层节点数的设计

隐层节点数选择的一般原则^[10]为:在能正确反映输入输出的基础上选用较少的隐层节点数来使网络结构尽量简单。本文在参照公式的基础上,先确定一个较小的隐层节点数,然后进行实验仿真逐步增加节点数,直到实验结果的误差不再有很大的变化。

已知公式: $n = \sqrt{23+1} + a$, 得出较小的初始隐层节点数为 5,在经过实验后,得出隐层节点数为 5、6、7 时实验结果的正确率比较高,所以选定候选节点数为 5、6、7。图 2 示出了经过实验后选不同的隐层节点数时实验结果正确率的变化。

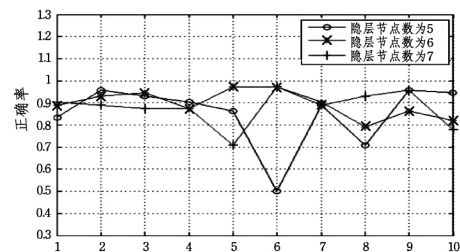


图 2 不同节点数的正确率比较

从图 2 可以看出,节点数为 5 时,正确率最不稳定,相比较而言,节点数为 6 时,正确率相对稳定,最高与最低正确率相差较小。因此设计隐层节点数为 6。

正确率定义为 d ,如式(5)所示:

$$d = \frac{s}{n} \quad (5)$$

其中, n 为实验数据的个数, s 为实际输出与期望一致的数据个数。

(3) 输出节点的设计

神经网络最终训练的输出结果为一个 $[-1, 1]$ 间的数值, 根据这个数值的大小来判断菜谱对肠胃有益的程度, 因此输出层节点数为 1。

(4) 激活函数的选择

激活函数是 BP 网络的重要组成部分, 将神经网络的输入转换为输出。常见的激活函数有 S 型对数、正切函数和线性函数。

logsig 函数为 S 型对数函数:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}, 0 < f(x) < 1 \quad (6)$$

tansig 函数为双曲正切函数:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-2x}}, -1 < f(x) < 1 \quad (7)$$

purelin 函数为线性函数:

$$f(x) = x \quad (8)$$

激活函数对收敛速度和识别率有很大的影响, 在逼近高次曲线时, S 函数的精度要比线性函数高。本文选定激活函数为 tansig 函数, 可以得到比较理想的实验结果。

(5) 初始权值与初始阈值的选择

根据粒子群优化算法找到最优的初始权值与阈值, 并赋值给网络模型对其进行训练, 直到得到一个最优的模型。

(6) 学习率的选择

学习率对网络收敛速度有着很重要的作用, 当学习率较小时, 可以保证网络收敛于一个很小的值, 但是收敛速度较慢, 学习时间过长。相反, 太大的学习率会使网络不稳定, 出现难以收敛的现象。一般情况下根据实验的误差结果来选取学习率。根据经验, 常采用较小的学习率来保证网络的收敛性, 采取的学习速率的范围为 $0.05 \sim 0.7$ 。

4.3 粒子群算法

粒子群算法^[11]经过每个粒子的不断寻优确定了最终的参数, 然后将其作为网络训练的初始阈值和权值。设置粒子数为 20, 最大的迭代次数为 70, 加速常数为 $c1=c2=2$, 最大限制速度为 1。图 3 所示为粒子的适应度变化图, 可以看出适应度随着迭代次数的增加而逐渐减小。

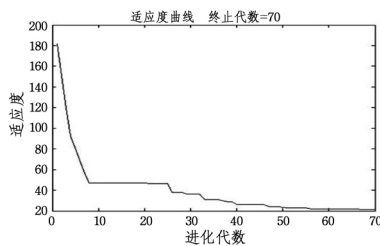


图 3 粒子群适应度变化图

5 实验仿真结果

本文先抽取 200 条样本数据, 其中 150 条数据为专家已经确定的养肠胃数据, 是一些权威的养肠胃书籍中的菜谱数据, 剩下 50 条为突出的对肠胃不利的数据。然后对神经网络进行训练, 并确定网络模型。完成网络的建立和训练后, 随机抽取 500 条菜谱数据对其进行测试。图 4 示出 PSO-BP 神经网络模型的仿真结果。

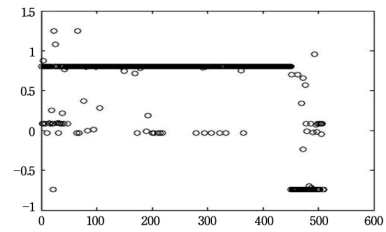


图 4 养肠胃判定结果图

图 4 输出值的大小表示对肠胃的有益程度, 由图中可以看出, 输出结果被分为 3 部分: 输出值在 $0.7 \sim 1$ 之间的是对肠胃有益的菜谱; 输出值在 $-1 \sim -0.7$ 之间的是对肠胃有损害的菜谱; 输出值在 $-0.5 \sim 0.5$ 之间的是没有特性的菜谱, 这些菜谱可以理解为一般菜谱, 即既不是明显对肠胃有益也不是明显对肠胃有损害的菜谱。

输出值在 $0.7 \sim 1$ 之间的为养肠胃菜谱, 其部分数据如表 2 所列。表中数据输出结果都为 0.79897, 说明这些菜谱对肠胃的作用基本相同, 都是对肠胃有益的菜谱。

表 2 养肠胃菜谱输出结果

viewName	calories	carbohydrate	fat	输出
红枣南瓜汤	27.33	6.81	0.06	0.79897
清炖羊肉汤	37.1	0.82	1.14	0.79897
青菜粥	37.88	7.95	0.31	0.79897
黑米红豆粥	44.28	9.35	0.21	0.79897
薏仁豆浆	21.73	2.63	0.78	0.79897

输出值在 $-0.5 \sim 0.5$ 之间的为一般无特性菜谱, 其部分数据如表 3 所列。表中数据输出结果在 $-0.03 \sim 0.08$ 之间, 说明这些菜谱既不是明显对肠胃有益也不明显对肠胃有损害。

表 3 无特性菜谱输出结果

viewName	calories	carbohydrate	fat	输出
红烧金钱鲍	197.92	6.66	15.53	0.088529
炒鸡蛋	194.6	2.93	15.04	0.088529
虾仁烧菠菜	67.47	7.26	3.7	-0.00522
干贝芥菜	54.18	4.95	2.06	-0.01221
苦瓜炒肉丝	36.71	4.41	0.97	-0.02897

输出值在 $-1 \sim -0.7$ 之间的是不利于肠胃的菜谱, 其部分数据如表 4 所列。表中数据输出结果都为 -0.73958 , 说明这些菜谱对肠胃的作用基本相同, 都是对肠胃有损害的菜谱。例如油泼辣子属于辛辣食品, 会对肠胃造成刺激; 炸排肉、豆沙炸糕属于高热量难消化的食物, 会给肠胃造成负担。

表 4 不利于肠胃菜谱输出结果

viewName	calories	carbohydrate	fat	输出
油泼辣子	709.51	12.85	76.02	-0.73958
川味回锅肉	525.05	2.12	53.81	-0.73958
炸排肉	467.88	10.79	43.71	-0.73958
豆沙炸糕	462.12	33.4	35.15	-0.73958

6 PSO-BP 网络模型与 BP 网络模型比较

(1) 根据网络模型泛化能力的好坏判断一个网络模型是否是一个较优的模型。网络模型的好坏不只看测试样本的误差大小, 也要看训练样本的误差与测试样本、验证样本的误差是否接近。

图 5 和图 6 分别为 PSO-BP 网络模型和 BP 网络模型的训练过程中测试样本、训练样本、验证样本的误差曲线图。可

可以看出:PSO-BP 网络模型在 3 种样本下的误差曲线都比较接近,误差变化一致;而 BP 网络模型在 3 种样本下的误差曲线变化趋势有较大的差别,并且最终收敛的误差比 PSO-BP 网络模型的大,因此可以认为 PSO-BP 网络模型是较优和较合理的。

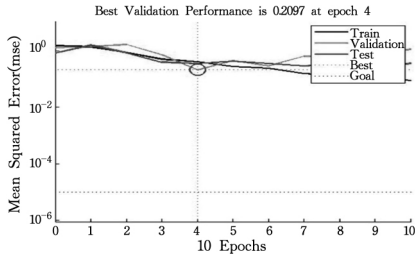


图 5 PSO-BP 网络模型训练的误差曲线图

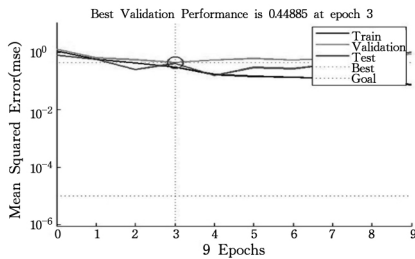


图 6 BP 网络模型训练的误差曲线图

(2)输入层到隐层以及隐层到输出层的激活函数为 tansig 函数,其公式为:

$$y_j = \text{tansig}\left(\sum_{i=1}^5 \omega_{ij} x_i - \theta_i\right), i, j = 1, 2, \dots, 5 \quad (9)$$

其中, ω_{ij} 为输入层到隐层以及隐层到输出层的权值, θ_i 为输入层到隐层以及隐层到输出层的阈值。

表 5 和表 6 分别列出 PSO-BP 神经网络输入层到隐含层和隐含层到输出层的初始权值以及训练后的权值。

表 5 输入层到隐含层的权值

训练前权值			
-1.09461	0.938713	0.021783	0.558417
0.960964	-0.62076	2.743168	0.061626
-1.39957	-0.97066	0.819602	-1.79831
1.094539	0.210262	1.149572	0.615627
-0.17796	-0.18512	1.530081	-0.9804
-0.82234	1.64557	-3.5176	-0.29365
训练后权值			
-1.12137	0.918053	-0.00103	0.530855
0.885048	-1.14261	2.843825	1.009291
-1.5433	-2.0431	1.889625	-0.75868
1.04248	0.156122	1.087968	0.604315
-0.10326	0.016779	1.292087	-0.75377
-3.38189	2.554453	-6.40312	-1.13242

表 6 隐含层到输出层的权值

训练前权值				
-0.21846	-0.67406	-0.01491	0.52672	-0.17536
0.801843				
训练后权值				
0.534188	-0.02476	-0.15812	-0.18835	-0.72414
1.025714				

表 7 和表 8 分别列出网络输入层到隐含层和隐含层到输出层的初始阈值以及训练后的阈值。可以看出,大部分的初始权值和阈值与训练后的权值和阈值变化较小,说明通过粒子群算法找到了一个较优的初始权值和阈值,得出的 PSO-BP 网络模型较优。

表 7 输入层到隐含层的阈值

训练前阈值	训练后阈值
1.975858	1.991107
1.089565	1.376173
-0.65732	-0.82399
-0.52902	-0.46783
1.205438	1.225789
0.714782	-6.20651

表 8 隐含层到输出值的阈值

训练前阈值	训练后阈值
-0.613913403	0.185491278

(3)将训练数据、验证数据以及测试数据的网络输出与期望输出进行线性回归分析。

图 7 与图 8 分别示出 PSO-BP 神经网络和 BP 神经网络的实验结果。可以看出,PSO-BP 神经网络的训练数据、验证数据以及测试数据的输出与目标值比较接近,每条线的斜率都比较接近 1,相应的 R 值输出也比较理想;而 BP 神经网络的 3 种数据输出与目标值差别较大,斜率与 1 相差较大, R 值不理想。因此可以得出 PSO-BP 神经网络可以较好地对待养肠胃菜谱进行判定。

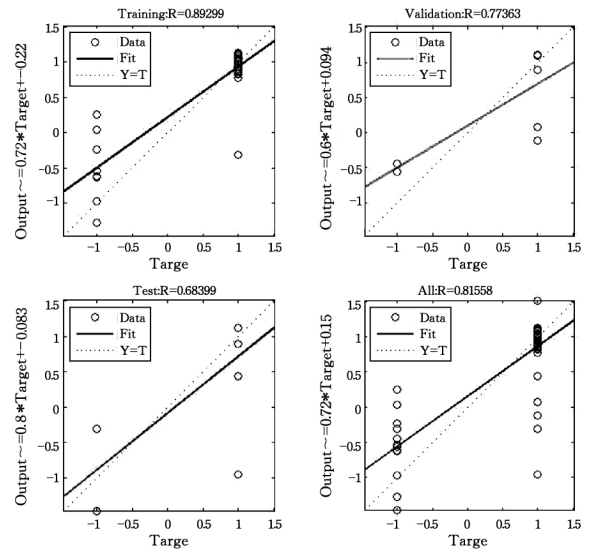


图 7 PSO-BP 神经网络输出与期望的线性回归图

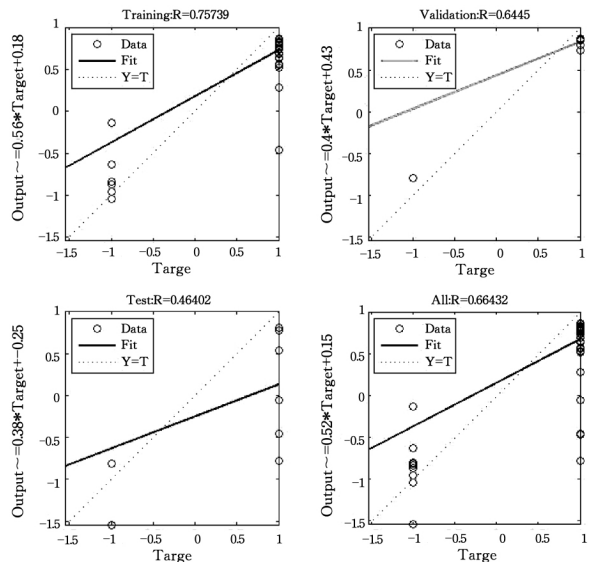


图 8 BP 神经网络输出与期望的线性回归图

(下转第 72 页)

参考文献

- [1] Pawlak Z. Rough set[J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, 11: 341-356
- [2] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(7): 1229-1246
- [3] Yao Y Y. Decision-theoretic rough set models[M]// Yao J, Lingras P, Wu W Z, et al. Rough Sets and Knowledge Technology. Lecture Notes in Computer Science 4481, Heidelberg: Springer, 2007: 1-12
- [4] 郭敏, 贾修一, 商琳. 基于模糊化的决策粗糙集属性约简和分类[J]. 模式识别与人工智能, 2014(8): 701-707
- [5] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. Information & Control, 1965, 8(65): 338-353
- [6] Dubois D, Prade H. Rough fuzzy sets and fuzzy sets[J]. International Journal of General Systems, 1990, 17(2): 191-209
- [7] Dubois D, Prade H. Putting Rough Sets and Fuzzy Sets Together [M]// Intelligent Decision Support. Springer Netherlands, 1992, 11: 203-232
- [8] Yao Y, Zhao Y. Attribute reduction in decision-theoretic rough

- set models[J]. Information Sciences, 2008, 178(17): 3356-3373
- [9] 王莉, 周献中, 李华雄. 模糊决策粗糙集模型及其属性约简[J]. 上海交通大学学报, 2013, 47(7): 1032-1035
- [10] 李华雄, 周献中, 黄兵, 等. 决策粗糙集与代价敏感分类[J]. 计算机科学与探索, 2013(2): 126-135
- [11] Min Fan, He Hua-ping, Qian Yu-hua, et al. Test-cost-sensitive Attribute Reduction[J]. Information Sciences, 2011, 181(22): 4928-4942
- [12] Jensen R, Shen Q. Fuzzy-rough attribute reduction with application to Web categorization[J]. Fuzzy Sets & Systems, 2004, 141(3): 469-485
- [13] 朱江华, 李海波, 潘丰. 基于遗传算法和模糊粗糙集的知识约简[J]. 计算机仿真, 2007, 24(1): 86-89
- [14] 李华雄, 刘盾, 周献中. 决策粗糙集模型研究综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2010, 22(5): 624-630
- [15] 刘家彬, 闵帆. 代价敏感粗糙集研究综述[J]. 漳州师范学院学报(自然科学版), 2011, 24(4): 17-22
- [16] Jensen R, Shen Q. New approaches to fuzzy-rough feature selection[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(4): 824-838

(上接第 66 页)

(4) 误差分析

常用的误差分析方法主要有过分依赖原始数据的绝对误差、体现误差比例的相对误差以及评价变化程度的均方误差等。本文采用更能反映预测的可信度的相对误差来分析结果。相对误差的公式为：

$$\theta = \frac{|V - V'|}{V} * 100\% = \frac{\Delta V}{V} * 100\% \quad (10)$$

其中, V 表示实际输出的判定结果, V' 为期望输出的结果。误差对比如图 9 所示。

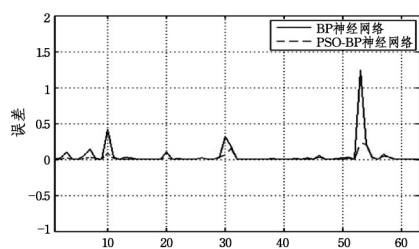


图 9 BP 与 PSO-BP 神经网络误差对比图

从图 9 可以看出 BP 神经网络模型误差波动较大, 最大误差已经达到 1; PSO-BP 神经网络的相对误差幅度小而且稳定, 在 0.2 左右波动。

结束语 本文采用 PSO-BP 神经网络算法将粒子群算法和 BP 神经网络算法结合在一起, 发挥了粒子群算法良好的搜寻能力, 解决了 BP 神经网络收敛速度慢、存在多个局部极值点的问题。通过 PSO 算法与 BP 神经网络的结合找到了合适的初始权值以及阈值, 并通过自学习以及训练的过程得出较优的 PSO-BP 神经网络模型。对模型进行测试, 结果表明本文方法误差较小, 可得到较好的预期结果, 对调养肠胃的饮食食谱起指导作用。

参考文献

- [1] 秦翔. 健康饮食生活方式影响下的烹饪家电设计研究[D]. 江南大学, 2011
- [2] 徐大明, 周超, 孙传恒, 等. 基于粒子群优化 BP 神经网络的水产养殖水温及 pH 预测模型[J]. 渔业现代化, 2016(1): 24-29
- [3] Xie G, Zhang J. Variable precision rough set for group decision-making: an application[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2008, 49(2): 331-343
- [4] 闫驰. 基于 PSO-BP 神经网络的无线传感器网络定位算法[J]. 电子科技, 2016(4): 56-58, 62
- [5] Wan Hong-bo, Zhao Xiao-qi, Tu Xu-yan, et al. Cooperative Velocity Updating Model based Particle Swarm Optimization [J]. Applied Intelligence, 2014, 3(40): 322-342
- [6] 张彩凤. PSO-BP 神经网络股价预测[J]. 经营管理者, 2016(9): 185
- [7] 徐以山, 曾碧, 尹秀文, 等. 基于改进粒子群算法的 BP 神经网络及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 35: 233-235
- [8] 徐兰, 方志耕, 刘思峰. 基于粒子群 BP 神经网络的质量预测模型[J]. 工业工程, 2012(4): 17-20, 27
- [9] 邓涛, 黄希光. 基于 PSO-BP 算法的农业机械数据预测分析研究[J]. 中国农机化学报, 2016(4): 269-273, 284
- [10] 李希. 基于 K 均值聚类和 BP 神经网络的耐火材料损伤模式识别[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2012
- [11] 龙泉, 刘永前, 杨勇平. 基于粒子群优化 BP 神经网络的风电机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2012(1): 120-125
- [12] 李松, 刘力军, 翟曼. 改进粒子群算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J]. 系统工程理论与实践, 2012(9): 2045-2049
- [13] 孙亚. 基于粒子群 BP 神经网络人脸识别算法[J]. 计算机仿真, 2008(8): 201-204