

# T-S模糊神经网络在冠心病智能诊断中的应用

刘铭<sup>1</sup>, 聂磊<sup>1</sup>, 周芷茜<sup>2</sup>

1. 长春工业大学数学与统计学院, 长春 130012

2. 密苏里大学电气工程与计算机科学学院, 美国哥伦比亚 65211

**摘要** 冠心病是一种最为常见的心血管疾病,近年来在中国的发病率与死亡率逐年升高,准确诊断和及时治疗是有效降低冠心病死亡率的主要措施。通过引入模糊系统的理论,在传统BP神经网络结构中加入了模糊层与模糊规则计算层,建立了T-S模糊神经网络模型。使用该模型对采集于克利夫兰诊所的297组数据进行分析预测,与传统BP神经网络预测结果对比显示,T-S模糊神经网络模型的平均准确率为82.93%,而传统BP神经网络的平均准确率为75.56%,表明T-S模糊神经网络模型在冠心病的智能诊断中具有较高的预测准确率。

**关键词** 冠心病;模糊系统;BP神经网络;T-S模糊神经网络

冠心病(coronary heart disease, CHD)是心血管疾病中常见的疾病,是许多发达国家人口的主要死因之一。心脏病占全球死亡总人数的31.25%,其中冠心病就占到了24.1%<sup>[1]</sup>。为了提高该疾病的诊断准确率,需及时采取治疗措施,因此研究冠心病的智能诊断非常必要。

自Ledley等<sup>[2]</sup>率先在临床医学中引入数学模型并提出将数学和定理模型作为计算机辅助诊断工具以来,相继出现了多种形式的医学专家系统,但是,系统的机械化和简单化面对多样化的医疗数据有一定的局限性。随着计算机技术和人工智能技术的发展,科研工作者开始专注于利用机器学习方法来构建智能诊断模型。Ozyilmaz等<sup>[3]</sup>在2002年提出引入人工神经网络诊断甲状腺疾病,并对多层感知器、反向传播神经网络、快速反向传播神经网络、径向基函数、自适应圆锥

函数神经网络进行了对比测试。Basçil等<sup>[4]</sup>在2011年提出使用L-M算法改进的多层神经网络对肝炎进行智能诊断,该改进算法提高了传统神经网络的收敛速度,缩短了计算时间。Li等<sup>[5]</sup>在2014年提出使用深度学习框架来处理脑部成像数据,用于检测阿尔兹海默病。Ortiz等<sup>[6]</sup>在2016年使用深度学习算法对大脑区域的灰度图像进行学习,用于诊断阿兹海默病,取得了良好效果。王科等<sup>[7]</sup>于2017年提出采用粗糙集和决策树结合方法建立肺结核疾病诊断模型,并对其准确性进行评估,在此基础上构建肺结核疾病诊断系统。Gürüler<sup>[8]</sup>在2017年提出使用特征加权方法和人工神经网络的混合智能算法对帕金森症进行分类,分类准确率达到99.52%。吴恩达与合作者<sup>[9]</sup>在2017年使用深度学习算法来评估特定入院的4万名患者,对其在3—12月内死亡率进行预测,准确率达到90%,医院可根据预测结果

收稿日期:2018-06-03;修回日期:2018-08-30

基金项目:国家自然科学基金项目(61503150)

作者简介:刘铭,副教授,研究方向为智能计算与数据挖掘,电子信箱:jlccm@163.com

引用格式:刘铭,聂磊,周芷茜. T-S模糊神经网络在冠心病智能诊断中的应用[J]. 科技导报, 2018, 36(17): 91-96; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2018.17.011

分析出哪些病人需要临终关怀并避免过度治疗,从而制定合理的治疗方案。目前,在临床医学智能诊断中,针对图像类的数据,深度学习因其较高的准确率已经成为一种主要方法,但对于非图像类数据,如冠心病等基本的智能诊断,机器学习方法依然是智能诊断的一个主流手段。

针对冠心病的智能诊断研究,使用BP(back propagation)神经网络已取得良好效果,但仍不能处理模糊的知识。而模糊系统善于处理不确定的信息,但得到的预测结果精度较低,且无法实现自学习。T-S模糊神经网络模型就是将BP神经网络与模糊系统结合在一起,发挥两者各自的优势并弥补不足,可应用于冠心病的智能诊断。

## 1 BP神经网络

BP神经网络是一种反向传播的单向传输和多层转发网络。这个网络通常由输入层、隐含层和输出层组成<sup>[10]</sup>(图1)。该网络系统地解决了各层之间权值、阈值的学习问题。

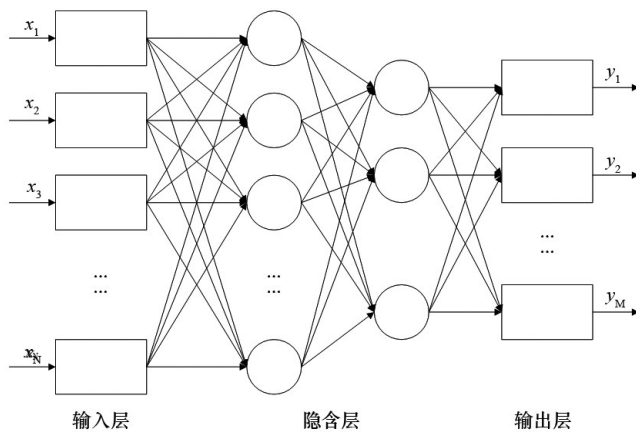


图1 BP神经网络结构

Fig. 1 Structure of BP neural network

输入层节点个数与输入参数相同;隐含层节点数与隐含层数由具体情况而定,通常需要反复尝试来确定<sup>[11]</sup>;输出层节点数与预测结果的维数一致。神经网络各层之间由一个传递函数相连接,理论上隐含层层数越多,即传递函数越多,拟合效果越好,但容易出现过拟合现象使得预测准确率反而降低<sup>[12]</sup>。因此,如何确定隐含层层数、隐含层节点数,以及如何选取传递函数成为BP神经网络的重点。

## 2 T-S模糊神经网络

模糊神经网络是一种将模糊系统和神经网络结合,将两者的优缺点进行互补的智能分类算法。模糊神经网络基本思想为:对输入样本进行模糊化处理,将模糊的数据放入神经网络的模糊规则计算层中,进而得到输出结果,通过神经网络的反馈机制对各层之间的连接权值和阈值进行调整,使模糊系统具备了自学习能力<sup>[13]</sup>。通过与神经网络的结合,使得模糊系统既能处理模糊信息又能得到精确结果,推理能力大大提高。

### 2.1 T-S模糊系统简介

Takagi-Sugeno系统是由日本学者Takagi和Sugeno于1985年提出的一种新模糊推理模型,也称作Sugeno系统或T-S系统<sup>[14]</sup>,该系统主要针对多维模糊推理中的推理规则庞大的问题。

由T-S系统和神经网络结合而成的T-S模糊神经网络是一种多层反馈网络,属于模糊推理网络。T-S模糊神经网络有很多可调参数,自学习能力很强,是一种较理想的分类算法。

### 2.2 T-S模糊神经网络工作原理

冠心病诊断中,专家针对各项指标所给出的经验对于该病的诊断十分重要,可以当作一种诊断规则来使用,但是传统的BP神经网络模型不能利用这种学习规则,因此在初始化权值和阈值时只能随机选取或置为0。当神经网络模型与T-S模糊系统结合后则可以将模糊化处理后的数据放入T-S模糊系统中,很好地利用了专家经验,能够有效地减少计算时间,并提高计算准确率。

例如,诊断数据中年龄、胸痛类型、静息心电图结果等都可以很好地利用专家给出的经验,并结合隶属度函数来计算各项参数的隶属度,将隶属度的值代入模糊规则计算层计算预测结果。

#### 1) T-S模糊系统。

T-S模糊规则 $R^k$ 由如下形式表示<sup>[15]</sup>:

$$R^k: (x_1 \subseteq A_1^k) \& (x_2 \subseteq A_2^k) \& \dots \& (x_n \subseteq A_n^k) \Rightarrow y_k = p_0^k + p_1^k x_1 + \dots + p_n^k x_n \quad (1)$$

式中, $k$ 表示第 $k$ 个样本; $n$ 为输入样本的属性个数; $A_n^k$ 为模糊系统的模糊集; $p_n^k$ 为模糊规则的参数; $y_k$ 为模糊系统的输出。在该模糊规则中输入部分是模糊的,输出部分是精确的,该系统为输入输出的线性方程。

#### (1) 计算隶属度。

对于输入变量  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 根据模糊规则计算各输入变量的隶属度:

$$\mu_{A_i^j} = \exp\left(-\frac{(x_i - a_i^j)^2}{b_i^j}\right) \quad j=1, 2, \dots, h \quad (2)$$

式中,  $a_i^j$ 、 $b_i^j$  分别为隶属度函数的中心和宽度。

(2) 计算输出值。

使用模糊连乘算子将各隶属度进行模糊计算:

$$\omega_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \mu_{A_2^j}(x_2) \cdots \mu_{A_n^j}(x_n) \quad j=1, 2, \dots, h \quad (3)$$

根据模糊计算结果计算该模糊系统的输出值  $y_k$ :

$$S_j = p_0^j + p_1^j x_1 + \cdots + p_n^j x_n \quad (4)$$

$$y_k = \omega_j S_j / \sum_{j=1}^h \omega_j \quad (5)$$

2) T-S 模糊神经网络。

T-S 模糊神经网络分为输入层、模糊化层、模糊规则计算层和输出层等 4 层<sup>[16]</sup>(图 2)。

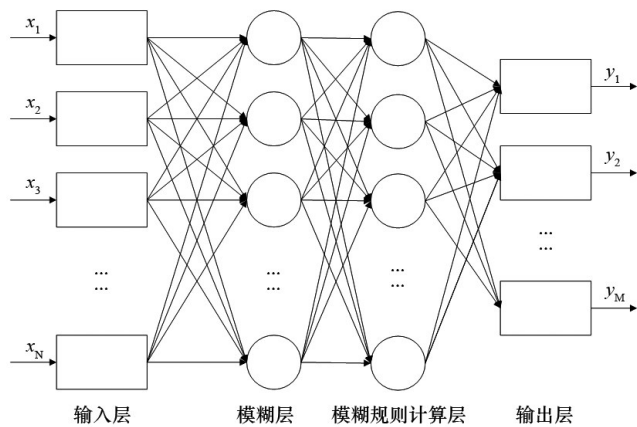


图 2 模糊神经网络结构

Fig. 2 Fuzzy neural network structure

其中, 输入层由输入向量  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  组成; 模糊层通过式(2)计算各输入参数的隶属度; 模糊规则计算层通过式(3)的模糊规则计算得到  $\omega_j$ ; 再由式(4)(5)计算得到 T-S 模糊神经网络输出层的输出结果。

T-S 模糊神经网络的反馈过程如下。

(1) 计算预测结果与实际结果的误差

$$e = \frac{1}{2}(c_k - y_k)^2 \quad (6)$$

式中,  $c_k$  为网络实际结果;  $y_k$  为网络预测结果。

(2) 调整神经网络各层之前的连接权重

$$p_i^j(q) = p_i^j(q-1) - \eta \frac{\partial e}{\partial p_i^j} \quad (7)$$

$$\frac{\partial e}{\partial p_i^j} = (c_k - y_k) \omega_j / \sum_{j=1}^h \omega_j \cdot x_i \quad (8)$$

式中,  $p_i^j$  为神经网络系数;  $q$  为当前训练次数;  $\eta$  为学习率。

(3) 调整神经网络各层的阈值

$$a_i^j(q) = a_i^j(q-1) - \eta \frac{\partial e}{\partial a_i^j} \quad (9)$$

$$b_i^j(q) = b_i^j(q-1) - \eta \frac{\partial e}{\partial b_i^j} \quad (10)$$

式中,  $a_i^j$ 、 $b_i^j$  分别为隶属度函数的中心和宽度。

将式(6)~式(10)代入神经网络中即可得模糊神经网络模型<sup>[17]</sup>。使用该模型带入训练数据进行训练, 调整各参数得到训练完成后的模糊神经网络; 将测试数据带入训练好的模糊神经网络模型中即可得到测试数据的预测值。算法流程如图 3 所示。

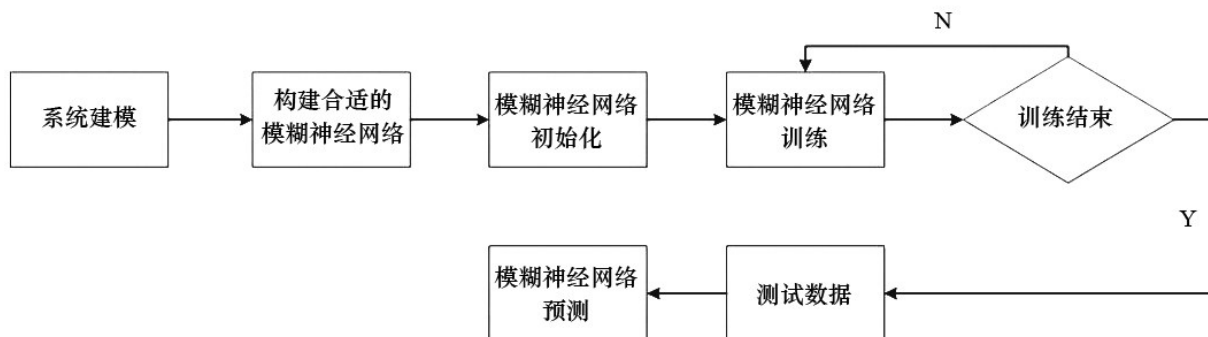


图 3 模糊神经网络算法流程

Fig. 3 Fuzzy neural network algorithm flow

### 3 实例仿真

数据来源于机器学习库(UCI)中的冠心病数据,该数据由美国克利夫兰诊所提供(<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Heart+Disease>)。本次实验共有 297 组数据,其中每组数据包括 13 项与冠心病相关的参数和 1 项冠心病诊断结果。对 13 项参数进行归一化处理,并对诊断结果重新编码,以便测试。使用随机选取的 200 组数据作为训练数据,对建立的模型进行训练,其余 97

组作为测试数据。

#### 3.1 数据预处理

对数据进行量化处理。输入层有 13 个神经元  $x_1 \sim x_{13}$ ,依次对应于年龄、性别、胸痛类型、静息血压、血清胆固醇、空腹血糖、静息心电图结果、最大心率、运动诱发心绞痛、运动引起的 ST 段压低、剧烈运动 ST 段的斜率值、主血管数以及心肌核素显像值,数据处理见表 1。

表 2 为量化参数归一化后的 10 组示例数据。

表 1 预处理数据  
Table 1 Preprocessed data

属性	输入层	取值
年龄 age	$x_1$	age<50: $x_1=0$ ;age≥50: $x_1=1$
性别 sex	$x_2$	女性: $x_2=0$ ;男性: $x_2=1$
胸痛类型 cpt	$x_3$	典型心绞痛: $x_3=1$ ;非典型心绞痛: $x_3=2$ ;非心绞痛: $x_3=3$ ;无症状: $x_3=4$
静息血压 rbp	$x_4$	清醒、不活动的安静状态下的测量血压
血清胆固醇 sc	$x_5$	血清中的胆固醇含量,单位:mg/dl
空腹血糖 fbs	$x_6$	fbs≤120 mg/dl: $x_6=0$ ;fbs>120 mg/d: $x_6=1$
静息心电图 res	$x_7$	正常: $x_7=0$ ;ST-T 波异常: $x_7=1$ ;左心室肥大: $x_7=2$
最大心率 mhr	$x_8$	测量的实际最大心率
运动诱发心绞痛 eia	$x_9$	否: $x_9=0$ ;是: $x_9=1$
运动引起的 ST 段压低 std	$x_{10}$	心脏动态监测获取运动引起的 ST 段压低值
剧烈运动 ST 段斜率值 spe	$x_{11}$	上坡: $x_{11}=0$ ;平缓: $x_{11}=1$ ;下坡: $x_{11}=2$
主血管数 nmv	$x_{12}$	由透视荧光检查着色确定,数值为 0~3
心肌核素显像值 tv	$x_{13}$	正常: $x_{13}=0$ ;非正常: $x_{13}=1$
冠心病诊断结果 dh	10000,01000,00100,00010,00001	无 CHD:10000;轻度 CHD:01000;中度 CHD:00100;严重 CHD:00010;超重 CHD:00001

表 2 归一化后的 10 组数据  
Table 2 10 normalized data

id	age	sex	cpt	rbp	sc	fbs	res	mhr	eia	std	spe	nmv	tv	dh
1	0	1	1	0.30	0.36	0	1	0.64	1	0	0	0	1	01000
2	1	1	1	0.67	0.37	1	1	0.34	0	0.18	0.5	1	1	00001
3	1	1	0.33	0.28	0.31	0	0	0.50	0	0.05	0	0	1	01000
4	1	1	0.33	0.57	0.24	0	1	0.71	0	0	0	0.33	0	01000
5	1	0	0.33	0.34	0.25	0	1	0.80	0	0	0.5	0.33	0	01000
6	0	1	0	0.15	0.32	0	0	0.41	0	0.21	0.5	0	1	01000
7	1	1	1	0.17	0.24	0	0	0.67	0	0	0	0.33	0	01000
8	1	0	1	0.34	0.16	0	0	0.40	0	0.11	0.5	0	0	10000
9	1	0	0.67	0.25	0.19	0	1	0.25	0	0.27	0.5	0	0	10000
10	1	1	1	0.43	0.21	0	0	0.22	1	1	1	0	1	00010

#### 3.2 实验结果

对归一化的数据随机抽取 200 组做训练,剩余的 97

组用作测试。重复 20 次实验,得到 BP 神经网络以及 T-S 模糊神经网络的实验结果(表 3、表 4)。



表3 BP神经网络实验结果

Table 3 BP neural network experiment results

次数	预测准确率/%	计算时间/s
1	74.22	4.57
2	81.44	2.61
3	81.44	2.02
4	70.10	3.05
5	71.13	4.74
6	73.19	2.69
7	75.25	4.83
8	74.22	3.74
9	75.25	4.98
10	80.41	2.55
11	81.44	2.03
12	74.22	1.24
13	80.41	2.40
14	80.41	4.62
15	61.85	1.42
16	77.32	3.04
17	75.25	2.71
18	73.19	1.17
19	77.32	1.71
20	73.19	3.17
平均	75.56	2.96

实验结果显示, BP神经网络训练20次的平均准确率为75.56%, 最高准确率为81.44%, 平均用时2.96 s。T-S模糊神经网络训练20次的平均准确率为82.93%, 最高准确率为89.69%, 平均用时1.91 s。表明, T-S模糊神经网络结果优于传统BP神经网络。

## 4 结论

现今冠心病的患病率在逐年增加, 患病数量也越来越庞大, 冠心病已经成为威胁人类健康的一大顽疾。近年来, 人们采用很多方法来研究冠心病的智能诊断, 希望尽量采取无创且高效的方法来对冠心病进行诊断。目前, BP神经网络在冠心病的诊断方面已经有了较好的效果, 但不能很好地结合模糊知识。因此将模糊系统与神经网络进行结合, 使用模糊神经网络模型对冠心病进行预测。该模型融合了模糊系统和传统BP神经网络的优点, 具有很好的预测准确率。

使用传统BP神经网络模型以及T-S模糊神经网络模型进行实例仿真, 通过对比两个模型的预测准确率以及运行时间可以发现, T-S模糊神经网络模型相对于传统BP神经网络的预测准确率更高, 运行也更加稳定、高效。

表4 T-S模糊神经网络实验结果

Table 4 T-S fuzzy neural network experiment results

次数	预测准确率/%	计算时间/s
1	83.50	1.93
2	84.53	2.23
3	85.56	1.96
4	81.44	1.93
5	89.69	1.97
6	81.44	1.96
7	83.50	1.72
8	81.44	1.72
9	85.56	1.97
10	81.44	1.98
11	81.44	1.97
12	79.38	1.77
13	81.44	1.64
14	82.47	1.89
15	80.41	1.95
16	81.44	1.98
17	81.44	1.95
18	82.47	1.70
19	84.53	1.96
20	85.56	1.97
平均	82.93	1.91

## 参考文献 (References)

- [1] 世界卫生组织. 2010年全球非传染性疾病现状报告[R/OL]. (2011)[2018-08-30]. [http://www.who.int/nmh/publications/ncd\\_report\\_summary\\_zh.pdf](http://www.who.int/nmh/publications/ncd_report_summary_zh.pdf).  
World Health Organization. 2010 global report on the status of noncommunicable diseases[R/OL]. (2011)[2018-08-30]. [http://www.who.int/nmh/publications/ncd\\_report\\_summary\\_zh.pdf](http://www.who.int/nmh/publications/ncd_report_summary_zh.pdf).
- [2] Ledley R S, Lusted L B. Reasoning foundations of medical diagnosis[J]. Science, 1959, 130(3366): 9-21.
- [3] Ozyilmaz L, Yildirim T. Diagnosis of thyroid disease using artificial neural network methods[C]//International Conference on Neural Information Processing. Piscataway NJ: IEEE, 2002, 4: 2033-2036.
- [4] Bascil M S, Temurtas F. A study on hepatitis disease diagnosis using multilayer neural network with levenberg marquardt training algorithm[J]. Journal of Medical Systems, 2011, 35(3): 433-436.
- [5] Li R, Zhang W, Suk H I, et al. Deep learning based imaging data completion for improved brain disease diagnosis[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2014. Switzerland AG: Springer International Publishing, 2014: 305-312.
- [6] Ortiz A, Munilla J, Gorrioz J M, et al. Ensembles of deep learn-

- ing architectures for the early diagnosis of the Alzheimer's disease[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2016, 26(7): 1650025.
- [7] 王科, 马丽, 陈桂芬. 数据挖掘在肺结核疾病智能决策中的应用研究[J]. *计算机测量与控制*, 2017, 25(7): 249-252.  
Wang Ke, Ma Li, Chen Guifen. Application of data mining in intelligent decision-making of tuberculosis diseases[J]. *Journal of Computer Measurement and Control*, 2017, 25(7): 249-252.
- [8] Gürüler H. A novel diagnosis system for Parkinson's disease using complex-valued artificial neural network with k-means clustering feature weighting method[J]. *Neural Computing & Applications*, 2017, 28(7): 1657-1666.
- [9] Avati A, Jung K, Harman S, et al. Improving palliative care with deep learning[C]//*Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. Piscataway NJ: IEEE, 2017: 311-316.
- [10] 焦敬品, 李勇强, 吴斌, 等. 基于BP神经网络的管道泄漏声信号识别方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(11): 2588-2596.  
Jiao Jingpin, Li Yongqiang, Wu Bin, et al. Research on identification method of pipeline leakage acoustic signal based on BP neural network[J]. *Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(11): 2588-2596.
- [11] 马晓茜, 谢泽琼. 基于BP神经网络的垃圾热值预测模型[J]. *科技导报*, 2012, 30(23): 46-50.  
Ma Xiaoqian, Xie Zeqiong. Prediction model of waste heat value based on BP neural network[J]. *Science & Technology Review*, 2012, 30(23): 46-50.
- [12] 李俭川, 秦国军, 温熙森, 等. 神经网络学习算法的过拟合问题及解决方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2002, 22(4): 260-264.  
Li Xiaochuan, Qin Guojun, Wen Xisen, et al. Over-fitting problem and solution of neural network learning algorithm[J]. *Journal of Vibration, Testing and Diagnosis*, 2002, 22(4): 260-264.
- [13] 王刚, 黄丽华, 张成洪. 基于模糊聚类的神经网络在数据挖掘分类中的应用研究[J]. *科技导报*, 2007, 25(15): 58-61.  
Wang Gang, Huang Lihua, Zhang Chenghong. Application of neural network based on fuzzy clustering in data mining classification[J]. *Science & Technology Review*, 2007, 25(15): 58-61.
- [14] Angelov P P, Filev D P. An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2004, 34(1): 484.
- [15] 张进, 彭晨. 基于事件触发的网络化T-S模糊系统容错控制[J]. *信息与控制*, 2016, 45(1): 73-78.  
Zhang Jin, Peng Chen. Fault-tolerant control of networked T-S fuzzy system based on event trigger[J]. *Information and Control*, 2016, 45(1): 73-78.
- [16] Tang J, Liu F, Zou Y, et al. An improved fuzzy neural network for traffic speed prediction considering periodic characteristic[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(9): 2340-2350.
- [17] Rubaai A, Young P. Hardware/software implementation of fuzzy-neural-network self-learning control methods for brushless DC motor drives[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, 52(1): 414-424.

## Application of T-S fuzzy neural network to intelligent diagnosis of coronary heart disease

LIU Ming<sup>1</sup>, NIE Lei<sup>1</sup>, ZHOU Zhiqian<sup>2</sup>

1. School of Mathematics and Statistics, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China

2. Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Missouri, Columbia, Missouri 65211, USA

**Abstract** Coronary heart disease is one of the most common cardiovascular diseases. In recent years, the incidence and mortality of coronary heart disease in China have increased year by year. Accurate diagnosis and timely treatment are the main measures to effectively reduce the mortality of coronary heart disease. With the help of the fuzzy system theory and by adding a fuzzy layer and fuzzy rule calculation layer to the structure of a traditional BP neural network, a T-S fuzzy neural network model is established in this paper. Using this model, the 297 data sets of coronary heart disease collected from the Cleveland Clinic are analyzed for diagnostic prediction. The average accuracy of the fuzzy neural network model reaches 82.93%, which is higher than 75.56%, the average accuracy of the traditional BP neural network in intelligent diagnosis of coronary heart disease.

**Keywords** coronary heart disease; fuzzy system; BP neural network; T-S fuzzy neural network ●



(责任编辑 王丽娜)