

优化的概率神经网络对基于介电常数的肺癌及其周围正常组织的鉴别

于洪峰¹, 孙颖¹, 卢笛², 蔡开灿², 余学飞¹

南方医科大学¹生物医学工程学院,²南方医院胸外科, 广东 广州 510515

摘要:目的 提出一种基于介电常数,模拟退火算法优化的概率神经网络(SA-PNN)分类鉴别方法,用于肺癌及其周围正常组织的鉴别。方法 基于开端同轴探头测量得到的肺肿瘤及其周围正常组织的介电常数,利用Statistical Dependency(SD)算法进行频率筛选,将筛选得到的频率点下的介电常数作为特征变量,使用SA-PNN进行分类鉴别。结果 经过SD算法最终筛选出3个频率点,分别为984、2724、2723 MHz,将这3个频率点下的介电常数作为特征变量,利用SA-PNN对200例样本数据进行鉴别,通过10折交叉验证,最终鉴别准确率为92.50%,灵敏度为90.65%,特异性为94.62%。结论 SA-PNN方法与传统的概率神经网络、BP神经网络、RBF神经网络以及MATLAB中的Classify判别分析函数相比,基于介电常数,SA-PNN方法对肺癌及其周围正常组织进行鉴别具有更高的准确率、灵敏度及其特异性。

关键词:介电常数;肺癌;模拟退火算法;概率神经网络

Discrimination of lung cancer and adjacent normal tissues based on permittivity by optimized probabilistic neural network

YU Hongfeng¹, SUN Ying¹, LU Di², CAI Kaican², YU Xuefei¹

¹School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; ²Department of Thoracic Surgery, Nanfang Hospital, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: **Objective** To propose a probabilistic neural network classification method optimized by simulated annealing algorithm (SA-PNN) to discriminate lung cancer and adjacent normal tissues based on permittivity. **Methods** The permittivity of lung tumors and the adjacent normal tissues was measured by an open-ended coaxial probe, and the statistical dependency (SD) algorithm was used for frequency screening. The permittivity associated with the selected frequency points was taken as the characteristic variable, and SA-PNN was used to discriminate lung cancer and the adjacent normal tissues. **Results** Three frequency points, namely 984 MHz, 2724 MHz and 2723 MHz, were selected by SD algorithm. SA-PNN was used to discriminate 200 samples with the permittivity at the 3 frequency points as the characteristic variable. After 10-fold cross-validation, the final discrimination accuracy was 92.50%, the sensitivity was 90.65%, and the specificity was 94.62%. **Conclusion** Compared with the traditional probabilistic neural network, BP neural network, RBF neural network and the classification discriminant analysis function (Classify) in MATLAB, the proposed SA-PNN has higher accuracy, sensitivity and specificity for discriminating lung cancer and the adjacent normal tissues based on permittivity.

Key words: permittivity; lung cancer; simulated annealing algorithm; probabilistic neural network

介电特性通常包括介电常数和电导率^[1]。已有许多文献[2-5]表明生物组织的介电特性与其生理状态密切相关。基于这些报道,充分说明将介电特性作为肿瘤鉴别的指标参数是可行的,但介电特性的差异究竟达到多大时能够准确鉴别出肿瘤,目前并没有明确的指标说明,因此,研究通过组织介电特性的差异来鉴别肿瘤的方法是十分重要的,为此也已有相关学者研究了通过介电特性的差异来鉴别人体的乳腺癌组织^[6]、肾结石^[7]以

及老鼠恶性肝脏组织^[8]的方法,但是目前的报道中还未见基于介电常数的差异来鉴别人恶性肺癌及其周围正常组织的判别方法。

肺癌是最具致死率的恶性肿瘤之一,五年生存率仅为15%左右^[9],但凭借医学影像技术并不能够完全精确的确定所有癌病变部位。因此,在手术过程中,需要切除部分可疑部位进行病理切片检查来进行确定,与此同时延长了手术时长,增加了手术风险。基于解决这一问题的迫切需要,本课题组在此之前提出了一种基于组织介电特性的术中实时在体组织良恶性鉴别检测系统^[10],并且进行了相关研究,利用基于开端同轴探头测量介电参数的方法^[11]对人体恶性组织及其周围正常组织的介电特性进行测量,运用支持向量机的方法对其进行鉴别,但最高准确率只达到88%^[12]。

收稿日期:2020-01-06

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFC0100801);广州市科技计划项目(201704020091);南方医院院长基金(2016B018)

作者简介:于洪峰,硕士,E-mail: yhf2998069067@smu.edu.cn

通信作者:余学飞,博士,教授,硕士生导师,E-mail: xuefeiyu@smu.edu.cn;

蔡开灿,博士,教授,主任医师,博士生导师,E-mail: doc_cai@163.com

概率神经网络(PNN)不需要长时间的训练,即时性强且非常适合于模式分类中。本文基于上述研究的前提基础以及PNN的优势,提出了一种基于介电常数,模拟退火算法优化的自适应概率神经网络模型方法,通过测量得到的介电常数,对恶性肿瘤及其周围正常组织进行鉴别,其鉴别准确率达到90%以上,提高了鉴别准确率,为完善系统的分类器做出相应的贡献。

1 材料和方法

1.1 数据介绍

本文的数据是采用开端同轴探头法在南方医院胸外科手术室对刚从病人身上切除的肺肿瘤及其周围正常组织测量得到的介电参数。测量的频率范围为50 MHz~4 GHz,共计3951个频率点的介电参数。总共测量了来自年龄在30~82岁之间的107例病人的200个样本,其中包括93个正常组织样本和107个恶性肿瘤样本。

1.2 频率筛选

由于介电特性具有频率依存性^[11,13],所以对于同一个样本在不同频率上测量得到的介电参数都有差异。

测量了3951个频率点下的介电参数,就相当于一个样本就有3951个特征变量可供进行实际鉴别,由于特征变量多,且并不是每个频率下的介电常数都具有较好的鉴别能力,因此,有必要先对特征变量先进行降维处理,提高效率。

SD是一种特征评分算法,它度量一个特性值是依赖于相关的类标签,还是两者只是偶然地同时出现。对于离散特征值 y 和与之对应的类标签 z 之间的相关性,可以通过如下公式来进行计算^[14]:

$$SD = \sum_{y \in Y} \sum_{z \in Z} p(y, z) \frac{p(y, z)}{p(y)p(z)}$$

上式中的SD值越大,表明特征值 y 和相应类标签 z 之间的相关性越高,也就说明该特征变量对于分类来说越重要。当 y 和 z 之间相互独立时,有 $p(y, z) = p(y)p(z)$,于是就可以得到SD的最小值1。通过对每个特征变量进行SD的计算,就可以得到各个特征变量的SD值,将SD值减去1(SD-1)作为特征变量的得分,表1列举出了排名前30个频率点所对应的SD-1值。然后,采用如下方式来选择合适的特征子集。

首先,基于每个特征变量的得分由高到低对特征变

表1 30个频率点的SD-1值

Tab.1 List of SD-1 values of 30 frequency points

Frequency (MHz)	SD-1	Frequency (MHz)	SD-1	Frequency (MHz)	SD-1
984	0.601	999	0.594	2772	0.592
2724	0.600	2727	0.593	2730	0.592
2723	0.600	2725	0.593	975	0.592
1001	0.598	2676	0.593	977	0.592
982	0.597	2228	0.593	1796	0.591
2771	0.596	1003	0.592	2773	0.591
2722	0.596	2229	0.592	736	0.590
2729	0.595	961	0.592	1771	0.590
2726	0.595	976	0.592	993	0.590
2728	0.595	978	0.592	887	0.590

量进行排序,得到排序的特征集 $e = \{e_1, e_2, \dots, e_q\}$,其中 e_i ($1 \leq i \leq q$)是特征变量的索引, q 为特征变量的总个数。然后依次从排序的特征集 e 中取出1个特征变量放入特征子集中,组成特征子集 $\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$, $1 \leq k \leq q$,将其作为分类器(在这里使用PNN)的特征变量,并且对于同一个特征子集,改变PNN中平滑因子 σ 值(关于 σ 的介绍详见“概率神经网络模型”部分),可以分别得到每个特征子集在不同 σ 值下的鉴别准确率、灵敏度、特异性,将最高准确率、灵敏度最高时对应的准确率以及特异性最高时对应的准确率三者的平均值定义为每个特征子集的最佳分类得分 u_i ($1 \leq i \leq q$)。最后选择 u_i 最大的特征子集作

为最终的特征变量。

考虑到频率筛选的最终目的是减少特征变量的数量,提高鉴别效率,因此我们只对SD-1值由大到小排名前500的频率组成的500个特征子集的得分进行了计算,表2中仅列举出了部分特征子集最终的分类得分,当特征子集中含有3个特征时得分最高,为0.860。因此最终选取特征集 e 中的前3个特征作为后续鉴别的特征向量,即,最终选取了3个频率点,分别为984、2724、2723 MHz。

1.3 概率神经网络

1.3.1 概率神经网络模型

PNN是由D.F.Specht在18

表2 30个特征子集的分类得分

Tab.2 List of classification scores of 30 feature subsets

Number of features	Scores	Number of features	Scores	Number of features	Scores
1	0.846	11	0.858	21	0.852
2	0.852	12	0.858	22	0.852
3	0.860	13	0.858	23	0.850
4	0.854	14	0.858	24	0.848
5	0.852	15	0.856	25	0.850
6	0.852	16	0.856	26	0.852
7	0.858	17	0.856	27	0.852
8	0.856	18	0.856	28	0.852
9	0.856	19	0.854	29	0.852
10	0.856	20	0.850	30	0.854

世纪末期提出的一种神经网络,该网络的理论基础是贝叶斯分类理论和概率密度函数估计^[15-23]。相比于其他神经网络而言,PNN具有训练容易、收敛速度快等优点,

因此非常适合于实时分类处理中。PNN由输入层、径向基层(模式层)、决策层(求和层)、输出层,总共4层组成,如图1所示。

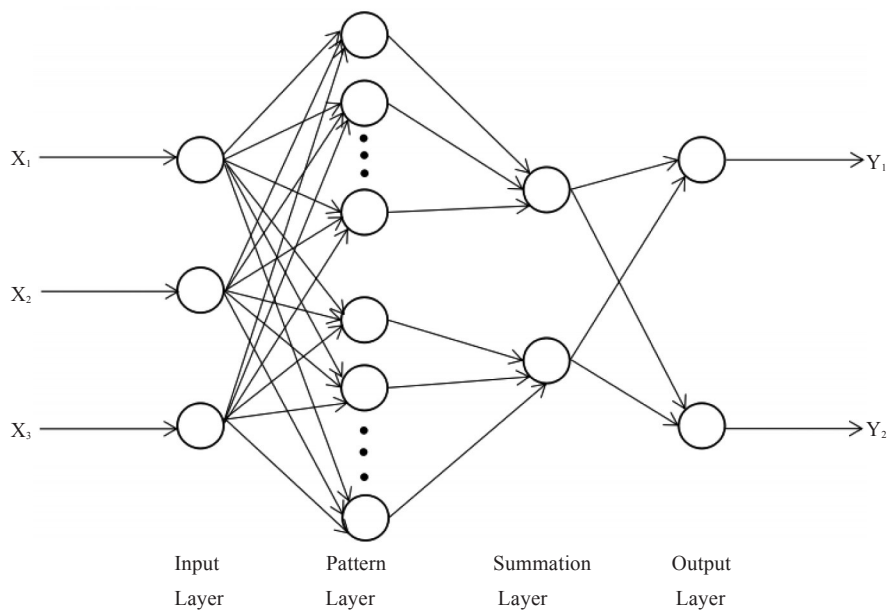


图1 PNN网络结构

Fig.1 Structure of the probabilistic neural network

以本研究情况为例,各层的详细介绍如下:

第一层为输入层,用于接收样本 $X=(x_1, x_2, x_3)$ 的输入,其中 $x_i(i=1, 2, 3)$ 表示输入层第 i 个神经元的输入,并且将接收的输入数据传递给径向基层。该层神经元的个数等于特征变量的个数。

第二层为径向基层,该层神经元的个数等于训练样本的个数。径向基层每个神经元都有一个中心,当接收到来自输入层的数据后,会分别计算输入数据与每个中心的距离,然后每个神经元都会输出一个标量。待检测样本向量 X 输入到径向基层后,径向基层的第 i 类模式

的第 j 个神经元的输入、输出关系由下式来确定:

$$\Phi_{ij} = \exp\left(-\frac{\|X - X_{ij}\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, m$, m 为训练样本总的类别数,本实验中 m 为 2。 X_{ij} 为第 i 类样本的第 j 个神经元的中心。 Φ_{ij} 为第 i 类样本的第 j 个神经元的输出。 σ 为常数,称之为高斯曲线宽度或平滑因子,对 PNN 的性能起着至关重要的作用。

第三层为决策层,该层的神经元个数等于分类的类

别数,在本研究中属于二分类问题,因此,决策层的神经元的个数就为2个。因为径向基层中的每个神经元都已经划分到了某个类别中,所以径向基层中属于同一类别的神经元会与决策层的同一个神经元相连接,而径向基层中不同类别的神经元是不会连接到决策层的同一个神经元上的。决策层神经元将径向基层中属于同一类别的神经元输出进行加权平均计算^[24]:

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^n \Phi_{ij}}{n}$$

式中: s_i 表示决策层中第*i*类别输出, n 表示第*i*类别的神经元个数。

第四层为输出层,该层神经元的个数与决策层神经元个数相等,决策层的每个神经元都会与输出层神经元以相应的权重进行连接,在本研究中权重都取1,即全部按照相等权重进行连接的。输出层基于贝叶斯分类决策理论,神经元之间会产生竞争,通过接收决策层神经元的输出,做出大小的判决,在所有输出层神经元中找到具有最大后验概率的神经元,该神经元输出1,其它神经元全部输出0。

1.3.2 基于模拟退火(SA)算法优化的概率神经网络 在PNN中,径向基层中的径向基函数作为激活函数,用来传递数据,平滑因子 σ 决定了高斯曲线的宽度^[18],而在传统的PNN中,径向基层中每个神经元的 σ 取值都一样,就导致了不能够完整反映样本空间的真实状况,因而无法发挥网络的最佳性能。因此,允许径向基层中每个神经元的激活函数能够取不一样的 σ 值,将会提升网络的性能。于是,式(1)就变成如下形式:

$$\Phi_{ij} = \exp\left(-\frac{\|X - X_{ij}\|^2}{\sigma_{ij}^2}\right)$$

SA算法是一种通用的基于概率的优化算法,能够在一个较大的空间中寻找目标函数的最优解,具有鲁棒性强,适用于并行处理,可进行复杂非线性问题的最优求解问题等优点^[25-26]。

在这里通过SA算法优化PNN的步骤如下:

Step1 适应度函数的确立。本研究的最终目的是提升鉴别的准确率,也就是希望分类错误的数量最小,因此,选择的适应度函数为分类的错误率:

$$f(\sigma) = \frac{N_{error}}{N_{sum}} \times 100\%$$

式中: N_{error} 表示训练样本中鉴别错误的样本数量, N_{sum} 表示训练样本的总数量。

Step2 参数初始化:设置初始解 σ_0 ,计算相应的适应度函数值 $f(\sigma_0)$,并且设置初始温度 $t=t_0$ 。

Step3 令迭代次数Count=0。

Step4 从邻域内随机生成一个可行解 σ ,计算增量

$$\Delta f = f(\sigma) - f(\sigma_0)$$

Step5 如果 $\Delta f < 0$,则接受 σ 作为新的当前解,并且将其作为下一次的初始点,即 $\sigma_0 = \sigma$ 。如果 $\Delta f \geq 0$,判断 $e^{-\Delta f/t} > rand(0,1)$ (式中 t 为当前温度)是否成立,如果成立,则接受该解,否则舍弃该解并仍取原来的解作为下一次的初始点。

Step6 迭代次数Count=Count+1,判断Count是否达到最大次数,没有达到就转回Step4,若达到了,则继续以下步骤。

Step7 退温操作。逐渐减小 t ,且 $t \rightarrow 0$,然后转到Step3。

上述步骤中,相关参数设置为:初始解 σ_0 为随机产生的,初温 $t_0=100$,迭代次数Count=1000,退温策略采用的是最常用的指数退温 $t_k = \alpha t_{k-1}$,其中 k 为正整数且 $k \geq 1$, $0 < \alpha < 1$ 。

1.4 样本鉴别

为了充分利用200组样本数据以及更加确切的体现分类器性能,本实验采用10折交叉验证^[27-30]:将数据等分为10份,取其中的9份作为训练样本数据,剩余的1份作为测试样本进行测试,依次轮流10次,统计最终鉴别正确的样本总数,计算鉴别准确率、特异性、灵敏度。

1.5 性能评价指标

本实验通过鉴别准确率、特异性、灵敏度来表明分类器的鉴别性能^[31]。灵敏度、特异性、准确率的计算公式如下:

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

$$SPE = \frac{TN}{FP + TN} \times 100\%$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\%$$

式中:SEN、SPE、ACC分别表示灵敏度、特异性、准确率,TP表示鉴别正确的肿瘤样本数量,FN表示把肿瘤样本误鉴别成正常组织样本的数量,TN表示鉴别正确的正常组织样本数量,FP表示把正常组织样本误鉴别成肿瘤样本的数量。

准确率表明诊断鉴别的总体能力,其值越高,说明诊断鉴别的总体能力越好;灵敏度表明诊断漏诊的概率,其值越高,说明漏诊的概率越低;特异性表明误诊的概率,其值越高,说明误诊的概率越低。

2 结果

通过SD方法,最终筛选出三个频率点984、2724、2723 MHz,将这三个频率点下的介电常数作为特征变量进行分类鉴别,其效果最佳。通过SA-PNN,采用10折交叉验证,对肺癌及其周围正常组织进行鉴别,表3展示了样本鉴别的最终统计结果,经计算,鉴别准确率

为92.50%,灵敏度为90.65%,特异性为94.62%。此外,本实验还用传统的PNN、BP神经网络、RBF神经网络以及MATLAB中的Classify判别分析函数,也通过10折交叉验证分别对样本进行分类鉴别,图2展示了这些鉴别算法在不同参数下的鉴别准确率、特异性、灵敏度。传统的PNN在平滑因子 $\sigma=0.3$ 时,鉴别准确率最高为85.50%,灵敏度为85.00%,特异性为86.00%。BP神经

网络的隐含层神经元为17个时,准确率最高为85.00%,灵敏度为85.00%,特异性为84.90%。RBF神经网络在平滑因子 $\sigma=6$ 时,准确率最高为80.50%,灵敏度为84.11%,特异性为76.34%。Classify函数进行判别分析时,将判别类型设定为“diagQuadratic”,准确率最高为85.50%,灵敏度为89.72%,特异性为80.65%。

表3 样本识别结果

Tab.3 Results of sample discrimination

	Cancer sample (predicted value)	Normal sample (predicted value)	Total
Cancer sample (actual value)	97	10	107
Normal sample (actual value)	5	88	93
Total	102	98	200

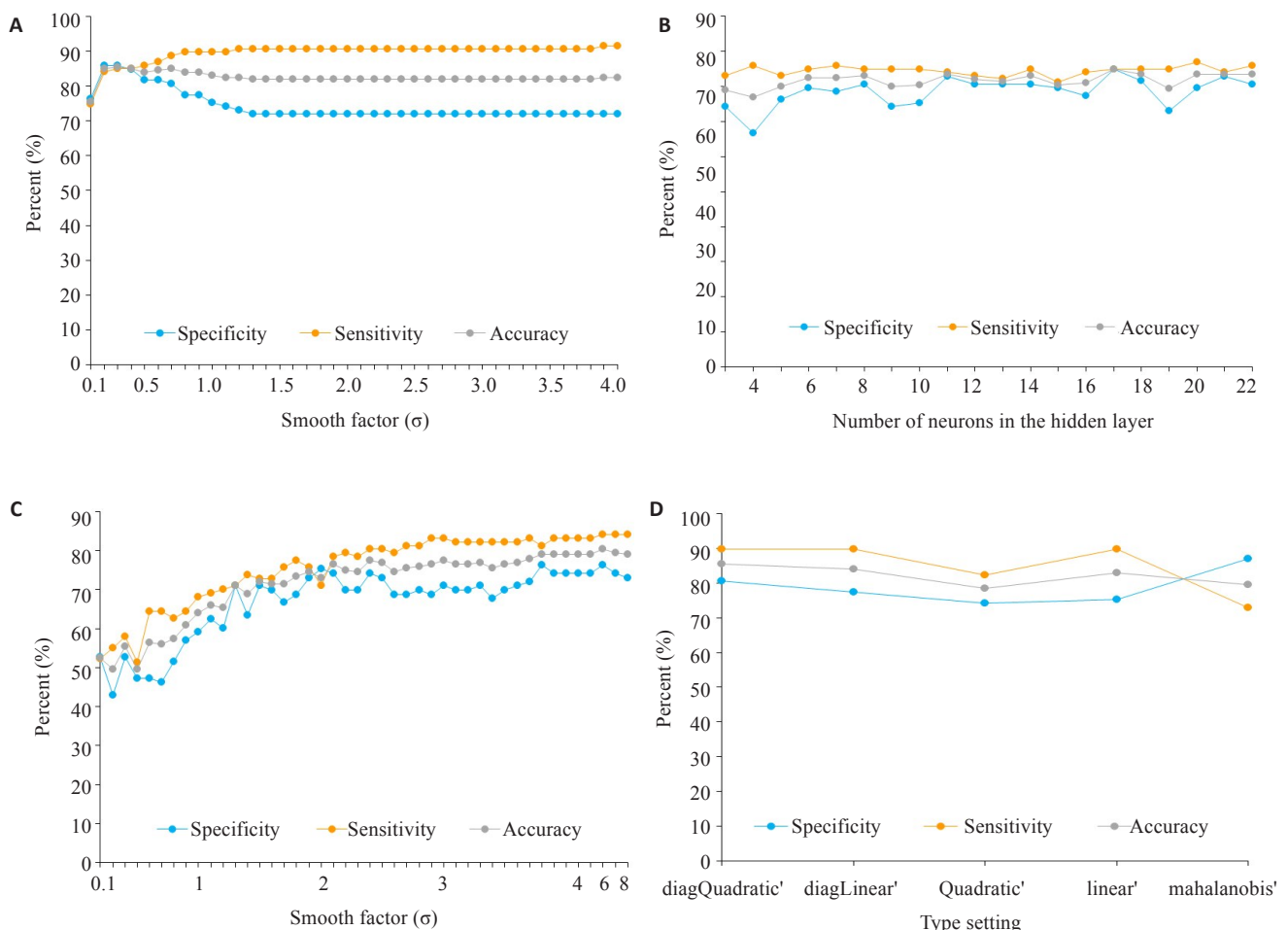


图2 四种方法在不同参数下的鉴别结果

Fig.2 Discrimination accuracy, sensitivity and specificity of the 4 algorithms with different parameter settings. A: PNN; B: BP neural network; C: RBF neural network; D: Classify

3 讨论

介电特性作为生物组织的固有属性^[32],能够间接反映出组织的生理状态变化。Wang等^[2]报道了病变和正

常肝脏组织的介电特性存在差异;Cheng等^[3]报道了正常和恶性甲状腺组织的介电性质存在明显差异;Chaudhry等^[4]研究显示,恶性乳腺组织和正常乳腺组织

表4 各种分类方法的识别结果

Tab.4 Recognition results by different methods

Algorithm	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
PNN	85.50	85.00	86.00
BP	85.00	85.00	84.90
RBF	80.50	84.11	76.34
Classify	85.50	89.72	80.65
SA-PNN	92.50	90.65	94.62

的介电特性存在明显差异;周地福等^[5]报道了结直肠恶性组织黏膜面与正常组织黏膜面的介电特性存在差异。然而,目前只有少数文献报道了对基于介电常数的组织分类方法研究,且其中多数使用支持向量机^[8,33-37],此外,也有使用BP神经网络^[38]、RBF神经网络^[38]、线性判别^[39]。由于支持向量机在模式识别中通常是用来解决二分类的问题,不利于多分类问题的解决,因此有其局限性,并且本课题组曾报道了用支持向量机对胃癌组织的分类研究,其分类准确率未达到90%^[12]。对于BP神经网络、RBF神经网络、线性判别的分类研究,本文将其与SA-PNN对肺肿瘤与正常组织的分类结果进行了比较,表4归纳了不同方法的分类结果。由表4可明显看出,无论是从鉴别准确率、灵敏度、特异性,SA-PNN都达到了90%以上,其鉴别性能均高于其它四种鉴别算法。因此,本文的研究对基于介电常数的组织分类具有一定的参考意义和应用价值。

本文的研究仍有其不足之处。一是模型还存在不足,SA-PNN模型是通过增加模型参数(平滑因子)数量来提升鉴别性能,模型中平滑因子的数量等于训练集样本数量,正因如此,当训练集样本的数量很庞大时,模型参数的数量也会很多,就会导致模型训练易过拟合和参数优化难的问题;二是采集的数据存在不足,本文旨在完善基于组织介电特性的术中实时在体组织良恶性鉴别检测系统的模式识别模块,然而,目前研究中使用的数据是在离体环境下测量得到的。因此,接下来的研究将会致力于解决模型训练易过拟合、参数优化难的问题,以及采集更多的在体组织介电数据进行进一步完善。

参考文献:

- [1] Asami K. Dielectric properties of microvillous cells simulated by the three-dimensional finite-element method [J]. *Bioelectrochemistry*, 2011, 81(1): 28-33.
- [2] Wang H, He Y, Yang M, et al. Dielectric properties of human liver from 10 Hz to 100 MHz: normal liver, hepatocellular carcinoma, hepatic fibrosis and liver hemangioma [J]. *Biomed Mater Eng*, 2014, 24(6): 2725-32.
- [3] Cheng YO, Fu MH. Dielectric properties for differentiating normal and malignant thyroid tissues [J]. *Med Sci Monit*, 2018, 24: 1276-81.

- [4] Chaudhry A, Baruah BP, Goyal A, et al. Differences in dielectric properties between malignant and normal breast tissue: preliminary results of the MicroBlate® study [J]. *Cancer Res*, 2009, 69(24 Supplement): 3099.
- [5] 周地福, 翟伟科, 孙颖, 等. 结直肠恶性组织黏膜面与浆膜面、癌旁1、3cm以及正常组织黏膜面与浆膜面的介电特性差异 [J]. *南方医科大学学报*, 2018, 38(4): 434-42.
- [6] Al Amin A, Parvin S, Kadir MA, et al. Classification of breast tumour using electrical impedance and machine learning techniques [J]. *Physiol Meas*, 2014, 35(6): 965-74.
- [7] Saçlı B, Aydınalp C, Cansız G, et al. Microwave dielectric property based classification of renal calculi: Application of a kNN algorithm [J]. *Comput Biol Med*, 2019, 112: 103366.
- [8] Yilmaz T. Microwave dielectric property based classification of malignancies [C]//2019 international conference on electromagnetics in advanced applications (ICEAA), 9-13 Sept. 2019, granada, spain. IEEE, 2019: 0443-4.
- [9] Wang YY, Jiang M, Du C, et al. Utilization of lung cancer cell lines for the study of lung cancer stem cells [J]. *Oncol Lett*, 2018, 15(5): 6791-8.
- [10] 辛学刚, 厉周, 蓝茂英, 等. 一种实现术中实时在体组织良恶性鉴别检测的创新医疗设备系统 [J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(5): 19-22, 29.
- [11] 邓官华, 蓝茂英, 冯健, 等. 开端同轴探头法原理及其在人体组织介电特性测量中的应用 [J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(5): 12-4, 29.
- [12] 张洒, 厉周, 辛学刚. 基于介电特性的人体恶性胃组织支持向量机辅助诊断方法 [J]. *南方医科大学学报*, 2017, 37(12): 1637-42.
- [13] Morgan H, Sun T, Holmes D, et al. Single cell dielectric spectroscopy [J]. *J Phys D Appl Phys*, 2007, 40(1): 61-70.
- [14] Pohjalainen J, Räsänen O, Kadioglu S. Feature selection methods and their combinations in high-dimensional classification of speaker likability, intelligibility and personality traits [J]. *Comput Speech Lang*, 2015, 29(1): 145-71.
- [15] Mohamed Shakeel P, Desa MI, Burhanuddin MA. Improved watershed histogram thresholding with probabilistic neural networks for lung cancer diagnosis for CBMIR systems [J]. *Multimed Tools Appl*, 2019, DOI:10.1007/s11042-019-7662-9.
- [16] Daqrouq K, Chen S, Khalaf E, et al. Wavelet entropy based probabilistic neural network for classification [J]. *Curr J Appl Sci Technol*, 2019, 35(5): 1-7.
- [17] 周琼, 杨红云, 杨珺, 等. 基于BP神经网络和概率神经网络的水稻图像氮素营养诊断 [J]. *植物营养与肥料学报*, 2019, 25(1): 134-41.
- [18] Ahmadlou M, Adeli H. Enhanced probabilistic neural network with local decision circles: a robust classifier [J]. *Comput-Aided Eng*, 2010, 17(3): 197-210.
- [19] Gaikwad SB, Joshi MS. Brain tumor classification using principal component analysis and probabilistic neural network [J]. *Int J Comput Appl*, 2015, 120(3): 5-9.
- [20] Woźniak M, Połap D, Capizzi G, et al. Small lung nodules detection based on local variance analysis and probabilistic neural network [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 161: 173-80.
- [21] 周红标, 张宇林, 丁友威, 等. 自适应概率神经网络及其在白酒电子鼻中的应用 [J]. *智能系统学报*, 2013, 8(2): 177-82.
- [22] S r SC, Rajaguru H. Lung cancer detection using probabilistic neural network with modified crow-search algorithm [J]. *Asian Pac J Cancer Prev*, 2019, 20(7): 2159-66.

- [23] Sumathi SU, Geetha S. Brain Tumor classification using probabilistic neural network[J]. IJIRSET, 2015, 4(9): 7959-7964.
- [24] 张国亮, 杨春玲, 王睐来. 基于优化概率神经网络和红外多光谱融合的大气层外空间弹道目标识别[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(4): 896-902.
- [25] 汤伟, 胡祥满. 基于模拟退火算法的PID参数优化研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018, 59(4): 92-6, 101.
- [26] 李元香, 项正龙, 夏界宁. 模拟退火算法的动力系统模型及收敛性分析[J]. 计算机学报, 2019, 42(6): 1161-73.
- [27] Osborn MP, Park Y, Parks MB, et al. Metabolome-wide association study of neovascular age-related macular degeneration [J]. PLoS One, 2013, 8(8): e72737.
- [28] Hodgdon T, McInnes MD, Schieda N, et al. Can quantitative CT texture analysis be used to differentiate fat-poor renal angiomyolipoma from renal cell carcinoma on unenhanced CT images [J]? Radiology, 2015, 276(3): 787-96.
- [29] Liu XY, Zhang MX, Liu X, et al. Urine metabolomics for renal cell carcinoma (RCC) prediction: tryptophan metabolism as an important pathway in RCC[J]. Front Oncol, 2019, 9: 663.
- [30] Diéguez-Santana K, Rivera-Borroto OM, Puris A, et al. Beyond model interpretability using LDA and decision trees for α -amylase and α -glucosidase inhibitor classification studies[J]. Chem Biol Drug Des, 2019, 94(1): 1414-21.
- [31] 黄嘉静, 陈玉英. 联合超声弹性成像与超声BIRADS在乳腺病变诊断中的价值[J]. 实用癌症杂志, 2014, 29(6): 645-7, 662.
- [32] 辛学刚. 人体组织电特性磁共振断层成像(MR EPT)技术进展[J]. 中国生物医学工程学报, 2015, 34(1): 83-90.
- [33] Truong BC, Tuan HD, Fitzgerald AJ, et al. A dielectric model of human breast tissue in terahertz regime[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2015, 62(2): 699-707.
- [34] Truong BCQ, Tuan HD, Wallace VP, et al. The potential of the double Debye parameters to discriminate between basal cell carcinoma and normal skin [J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2015, 5(6): 990-8.
- [35] Grewal PK, Golnaraghi F. Pilot study: electrical impedance based tissue classification using support vector machine classifier[J]. Iet Sci Meas Technol, 2014, 8(6): 579-87.
- [36] Song H, Sato H, Koide T, et al. Breast tumor tissues classification using the modified cole-cole parameters with machine learning technique[C]. EuCAP, 2018: 1-2.
- [37] Yilmaz T, Kılıç MA, Erdoğan M, et al. Machine learning aided diagnosis of hepatic malignancies through *in vivo* dielectric measurements with microwaves[J]. Phys Med Biol, 2016, 61(13): 5089-102.
- [38] Helwan A, Idoko JB, Abiyev RH. Machine learning techniques for classification of breast tissue[J]. Procedia Comput Sci, 2017, 120: 402-10.
- [39] da Silva JE, de Sá JP, Jossinet J. Classification of breast tissue by electrical impedance spectroscopy[J]. Med Biol Eng Comput, 2000, 38(1): 26-30.

(编辑:吴锦雅)