

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.09.015

医学信号处理与医学仪器

基于微波技术的脑出血检测系统

杨义龙^{1,2}, 冯逸飞², 朱刘凤¹, 刘意¹, 何颖²

1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海 200093; 2. 海军特色医学中心, 上海 200433

【摘要】目的:针对微波检测系统存在设备价格昂贵、天线选通开关系统复杂和天线通道冗余等问题,设计优化脑出血检测系统。**方法:**采用最简贴片天线结构,应用射频开关芯片策略,对天线选通开关系统和通道数量进行优化。通过优化后的检测系统对模拟脑出血物进行采样检测;同时,运用模式识别的方法来区分是否脑出血。**结果:**XGBoost算法模型在脑出血识别任务中展现出优越的效果,其在测试集上准确率达到1.000,K折交叉验证的平均准确率高达0.973,并且训练集准确率为0.996。**结论:**优化的脑出血检测系统具有较高的检测精度和可靠性,具备识别脑出血的潜力。

【关键词】脑出血;微波检测;系统优化;XGBoost 算法

【中图分类号】R318.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)09-1163-07

Cerebral hemorrhage detection system using microwave technology

YANG Yilong^{1,2}, FENG Yifei², ZHU Liufeng¹, LIU Yi¹, HE Ying²

1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Naval Specialty Medical Center, Shanghai 200433, China

Abstract: Objective To design and optimize the detection system for cerebral hemorrhage for overcoming the limitations in microwave detection system, such as expensive equipment, complex antenna gating switch system and redundant antenna channels. **Methods** The system adopted the simplest patch antenna structure, optimized the antenna gating switch system and reduced the number of channels by radiofrequency switch chip strategy. The simulated cerebral hemorrhage was sampled and detected through the optimized detection system; and pattern recognition method was used to distinguish whether there was cerebral hemorrhage. **Results** XGBoost algorithm model showed superior performance in the task of cerebral hemorrhage recognition, with an accuracy of 1.000 on the test set, an average accuracy of 0.973 in K-fold cross-validation, and an accuracy of 0.996 on the training set. **Conclusion** The optimized cerebral hemorrhage detection system which has high detection accuracy and reliability has the potential to identify cerebral hemorrhage.

Keywords: cerebral hemorrhage; microwave detection; system optimization; XGBoost algorithm

前言

脑中风也被称为脑卒中,是指由于脑血管破裂或阻塞导致脑部血液供应中断而引起的疾病,具有极高的致死率和致残率,其中脑中风类型分为两大类:缺血

性和出血性脑中风^[1-2]。脑中风发生后3 h内是治疗的最佳时机,被称为“黄金时间窗口”,在这个时间窗口内进行及时的诊断和治疗将有助于提高患者的生存率,降低后遗症的风险^[3]。临床上对出血的检测主要是利用医学影像学中的计算机断层摄影技术(Computed Tomography, CT)、核磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)技术、正电子发射型计算机断层成像(Positron Emission Computed Tomography, PET)技术等,这些技术被视为是检测和诊断颅内出血的金标准^[4-5],但是这些检测设备价格高昂且设备庞大,不适合作为院前的急救快速检测手段,因此需要寻找一种更方便高效的方法来检测脑出血情况。近年来有研究提出基于微波技术的识别脑出血的方法^[6-7]。相较于医学影像学,微波检测技术具有非侵入性、设备造价低廉、易于

【收稿日期】2024-04-05

【基金项目】军队后勤应急科研重点项目(BHJ20C008);海军特色医学中心青年科技创新人才项目(21TPQN0803)

【作者简介】杨义龙,硕士研究生,研究方向:医疗卫生装备,E-mail: yangyilong0430@163.com;冯逸飞,硕士,助理研究员,研究方向:医疗卫生装备,E-mail: fengyifei1012@163.com (杨义龙与冯逸飞为共同第一作者)

【通信作者】何颖,博士,研究员,研究方向:特种医学,E-mail: ying-he_hys@163.com

携带等优势,而且其设备可以很容易地部署在急诊室或救护车上。

Rodriguez-Duarte等^[8]通过实验验证微波原型装置对脑内出血和缺血的定位能力,并提出一种基于测量数据的创新校准技术,由24个印刷单极子天线阵列组成的低复杂度架构,每个天线嵌入半柔性介电匹配介质中,成像算法利用差分方法,提供大脑区域的三维图像。Alqadami等^[9]提出一种基于聚合物材料的可穿戴电磁头部成像系统的新方法,所设计的天线嵌入在多层低成本、低损耗、透明、坚固的聚合物聚二甲基硅氧烷(Polydimethylsiloxane, PDMS)衬底上,并经过优化,可与人体头部接触操作,利用三维仿真进行性能验证。Jiang等^[10]提出一种新型的无损微波头部检测系统,系统能检测到小至1 cm³的脑出血大小变化。Mobashsher等^[11]提出一种便携式无创多层微波成像系统,用于头部血肿的三维定位,该便携式系统可以安装在救护车上供护理人员进行快速现场诊断。上述方法在一定程度上实现了对脑出血状态的检测,但存在天线通道数冗余或天线开关系统复杂度高的问题。陈天琪等^[12]进行微波脑成像仿真研究,利用Vivaldi天线在1.7~4.0 GHz的超宽带接收和发射微波信号,采用共聚焦成像的方法清晰分辨出血块的位置,位置误差达1 cm以下。上述研究存在构建电磁特性仿真的人体头部模型比较简单的问题,且仿真系统未考虑射频电路的影响。Guo等^[13]提出一种基于微波的脑卒中定位分类框架,它是基于微波层析成像、K-means聚类和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法,首先使用Born迭代法计算大脑的介电分布,然后将介电分布的振幅作为K-means聚类的输入,选择聚类作为特征向量,用于构造和测试SVM,结果表明基于二维框架的分类准确率为88%,灵敏度为91%,特异性为87%。Karadima等^[14]在0.5~2.5 GHz下,使用两步迭代收缩阈值算法对微波散射信号进行处理区分脑中风类型,对脑出血的状态和脑中风类型进行检测识别,取得一定的成果,但其微波检测系统存在设备价格昂贵、体积庞大、天线选通开关系统复杂以及天线通道冗余等问题。

本研究提出一种优化的脑中风检测系统,包括天线制作,采用射频开关芯片的策略对天线选通开关系统进行优化,同时优化天线通道数量,使其具备小型便携的特性,然后利用优化的检测系统对脑出血模拟物进行采样检测。此外,还探索了模式识别方法在脑出血检测中的应用。通过对微波散射信号进行分析,与传统的SVM和K近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN)进行对比。结果表明在脑出血识别

任务中,XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)算法模型展现出卓越的综合效果,具有更高的准确性和可靠性,其在测试集上准确率为1.0、K折交叉验证平均准确率为0.973、训练集准确率为0.996。优化的脑中风检测系统具有较高的检测精度和可靠性,可以帮助急诊医生提高诊断效率和速率,对于脑出血的早期检测和治疗具有重要的实际应用意义。

1 方法

1.1 微波技术检测脑出血原理

微波是一种频率在300 MHz~300 GHz内的电磁波。脑组织结构十分复杂,主要由脑脊液、灰质、血液和白质等生物组织构成,这些组织的介电特性会随着外界电磁场频率的变化而发生变化^[15]。表1为颅脑内各组织的介电常数和电导率,血液的电磁参数与颅内其他成分存在显著差异。当大脑内存在血块时,颅内成分的组成发生变化,从而对脑组织中出血区域的复介电常数产生影响,此时穿过大脑的微波信号会发生变化,可以通过分析此时微波信号传输参数的幅值和相位等参数来实现对脑部出血状态的检测和诊断。

表1 颅脑内各组织的介电常数和电导率
Table 1 Dielectric constants and conductivities of brain tissues

组织	介电常数/ $F \cdot m^{-1}$	电导率/ $S \cdot m^{-1}$
脑脊液	68	2.455 20
灰质	52	0.985 41
白质	46	0.824 31
血液	61	1.582 90

1.2 系统设计

与昂贵的大型医学检测设备相比,微波检测系统采用相对简单且体积较小的可穿戴式设计,其设计目标是为急救人员提供一种便捷的工具,使其能对患者进行脑中风的快速检测和定位,从而提高抢救效率和救治质量^[16]。本研究的微波脑出血检测系统由矢量网络分析仪(Vector Network Analyzer, VNA)、射频转换开关、1个发射天线、7个接收天线和计算机组成,其中,发射天线与接收天线为同一种天线,发射天线与VNA的一个端口相连,VNA的另一个端口与射频开关RFC端口连接,7个接收天线与射频开关端口RF1-7按端口号顺序连接。微波检测系统示意图见图1。

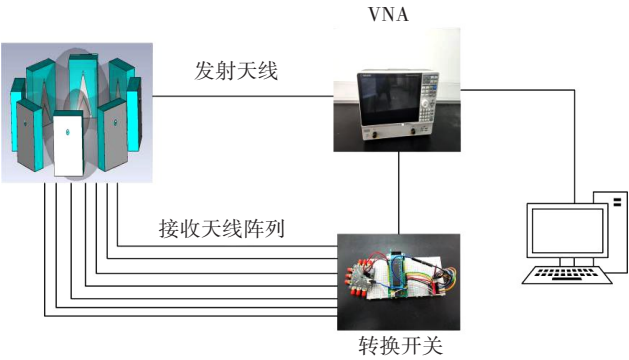


图1 微波检测系统示意图

Figure 1 Schematic diagram of microwave detection system

1.2.1 天线制作 脑中风检测系统中,天线是必不可少的组成部分,它用于发射和接收微波信号,以实现对人脑进行扫描的目的。根据目前检测系统对天线性能的要求,首先,天线的带宽应当具备足够宽广的频率范围,通常工作范围为1~4 GHz^[17-19];此外,天线的尺寸应尽可能小,结构简单,便于集成到检测系统。本研究采用的天线是最简单的贴片天线结构,该天线结构由介质基板以及其两侧的辐射金属贴片和接地板组成,其中辐射金属贴片采用最常见的铜片,介质基板材料采用聚四氟乙烯(Polytetrafluoroethylene, PTFE)。天线的槽线采用三角线型,天线整体尺寸为46.0 mm×40.0 mm×14.4 mm。在CST Studio Suite(Computer Simulation Technology, CST)仿真环境中,天线的辐射采用球坐标,坐标原点位于天线长方体的中心,CST仿真模型建立如图2所示,天线所用辐射金属贴片材料为理想电导体,介质基板材料为PTFE,其中,PTFE的相对介电常数为2.10 F/m,介电损耗为0.000 4。

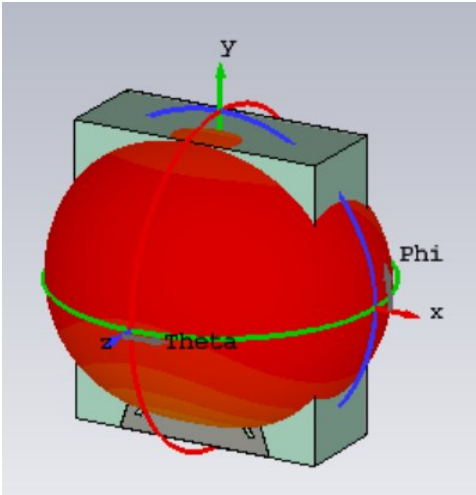


图2 天线仿真图

Figure 2 Antenna simulation diagram

由CST仿真得到的S11参数可知,天线有效工作范围为1~3 GHz。如图3所示,天线向外辐射能量最多的频率点为1.96 GHz,在 $\phi=14^\circ$ 和 $\phi=166^\circ$ 处,天线辐射增益达到最大为2.313 dBi,因此后续的分析都采用此频率点范围内的数据。实际制作时,天线的介质基板材料同样采用PTFE,辐射金属贴片和接地板材料为铜皮,铜皮厚度为0.06 mm,长宽与介质基板材料一致,采用厚度为0.06 mm的短路墙将贴片和接地材料连接,以缩小天线尺寸,在天线背部挖一个直径为1.09 mm的孔,此处为SMA(SubMiniature Version A)射频连接器接口,便于该天线与其它射频模块相连接。在实际测量时,使用鼎阳SNA5052X VNA测试实际得到天线的S11参数,实际测量出的结果与仿真结果S11参数基本保持一致,无论是最低频率还是最低反射系数,实际误差均小于0.06。利用实物加工的天线按照相对位置固定在内环直径为16 cm的PTFE圆环上,其中1号天线被指定为发射天线,而2~8号天线则作为接收天线,实现对待检测物体周围的微波信号进行发射和接收。

1.2.2 信号采集模块与天线选通开关 在微波检测技术领域, VNA是一种被广泛应用的仪器,其主要功能是通过集成激励源、测试装置、接收系统和微处理器等组件,实现对驻波比、S参数等关键参数指标的高效快速测量^[20-21]。本研究使用的S参数是通过鼎阳SNA5052 VNA获取的,该仪器具备出色的性能,测量频率范围覆盖9 kHz至4.5 GHz,支持2端口S参数测量,能提供高达125 dB的有效动态范围,并且价格相对较低,适用于各种研发和生产环境下的应用,但是该VNA只有2个通道。为了能够实现天线阵列单元在接收散射信号时通道的自由切换,并结合脑出血检测的实际需求,本研究选用亚德诺公司的HMC321A射频开关芯片构建射频开关系统,该芯片具有单刀八掷的功能,工作带宽为50 MHz~8 GHz,在6 GHz时插入损耗仅为2.3 dB。射频开关芯片共有24个引脚,其中CTLA、CTLB和CTLC为数字电平输入控制端口引脚,用来控制射频端口RFC与RF1-8的道通断开与导通,实际使用时,RFC端口与VNA端口连接。在设计时选用STC公司的STC89C52RC401微控制器控制射频开关芯片,该控制器具有价格低廉、编程简单等优点,并使用单个元件模块结合杜邦线搭建简易的选通开关系统电路,通过拨码开关的形式,实现对RF1-8端口的控制,射频开关电路原理图见图4。

1.3 分类识别检测方法

根据目前采用的算法,人体微波检测技术可以分为3种,分别为共焦成像方法^[9]、基于逆散射的介质分布重建方法^[22]以及基于模式识别的方法^[16]。基

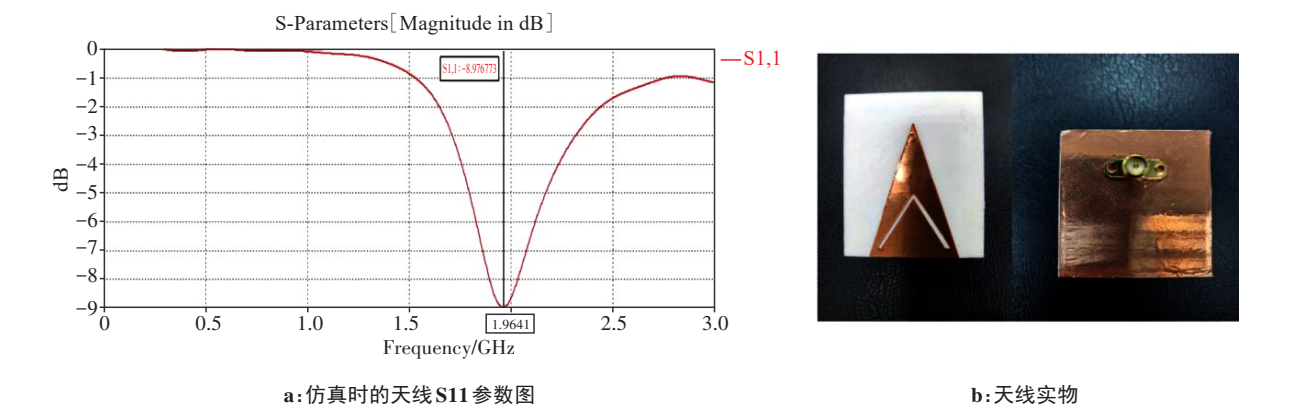


图3 仿真时的天线 S11 参数图以及天线实物

Figure 3 Antenna S11 during simulation and the antenna

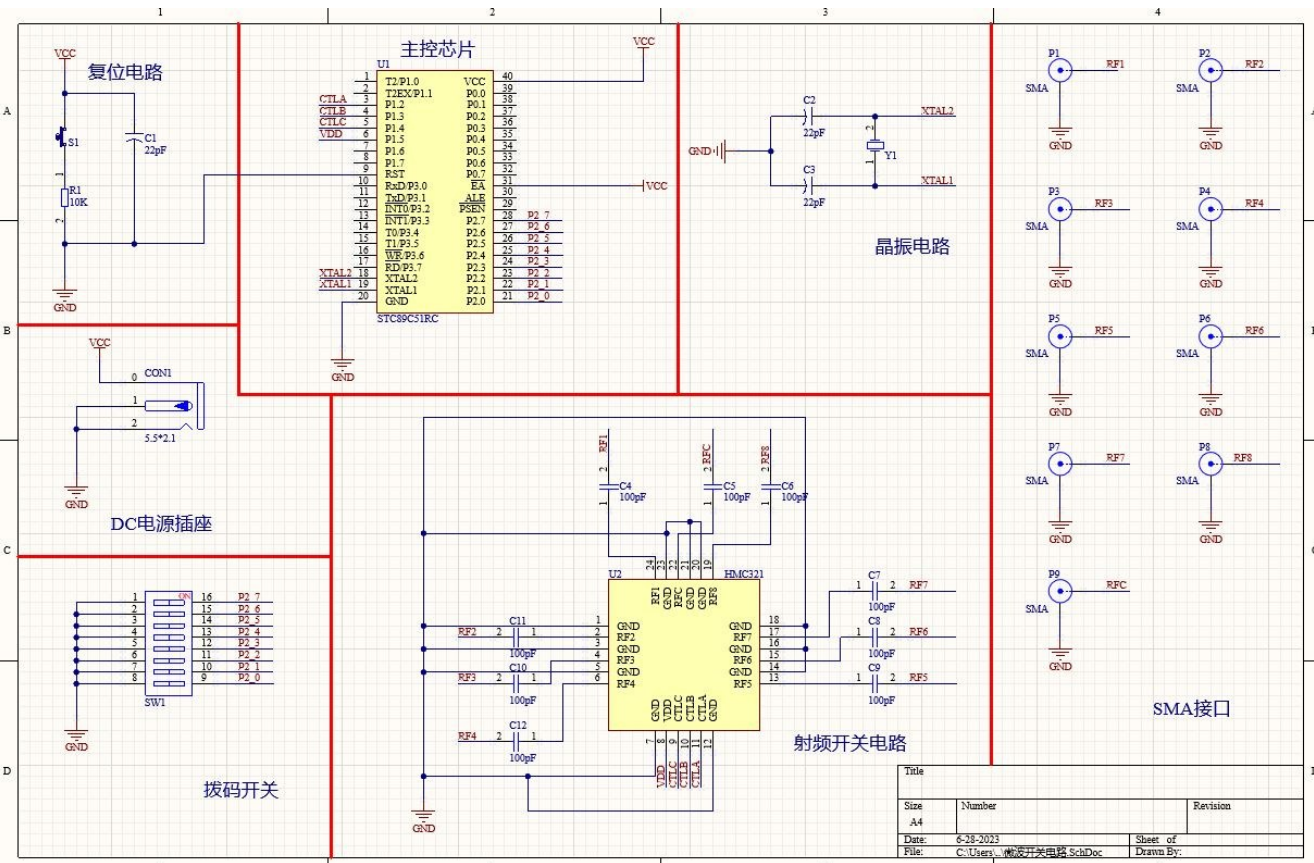


图4 射频开关电路原理图

Figure 4 Schematic diagram of radiofrequency switch circuit

于模式识别的方法利用机器学习的分类技术,摆脱对昂贵的宽带微带天线技术的依赖,能有效检测病灶。本研究利用XGboost为核心的分类算法,对有血块以及无血块实验用的脑出血模拟物进行分类,从而区分是否脑中风。

1.3.1 数据预处理 首先,对于检测到的7个天线通道的微波信号数据,按照其序号顺序进行排列,形成特征向量。其次,由于微波信号数据集属于多特征

数据,为降低异常值对模型的影响并使特征权重更平衡,对采集的微波信号原始数据进行归一化处理。本研究采用Z-score标准化对采集的原始数据进行归一化,其表达式为:

$$x' = (x - \text{mean}(x)) / \text{std}(x) \tag{1}$$

其中, x 是原始特征的值; $\text{mean}(x)$ 是该特征的均值; $\text{std}(x)$ 是该特征的标准差。

1.3.2 XGBoost算法 XGBoost是一种基于梯度提升树的机器学习算法^[23],是一种集成学习算法,通过串行训练多个弱学习器(决策树),并将它们组合成一个强学习器。XGBoost模型的核心算法式为:

$$y_i = \sum_{n=1}^N f_n(x_i), f_n \in F$$

(2)

其中, y_i 表示当训练至第 N 棵树时的最终预测结果, F 为全部树集合, $F = \{f(x) = w_q(x)\}$, $w_q(x)$ 为树全部叶子节点的权重组成的权重向量; f_n 为第 n 棵树。XGBoost算法结构图见图5。

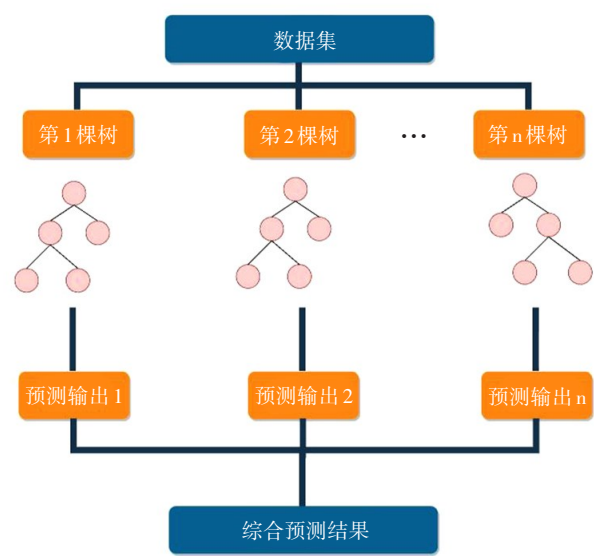


图5 XGBoost算法结构图
Figure 5 XGBoost algorithm structure

XGBoost模型的目标函数为:

$$OBJ = \sum_{i=1} l(y_i, y_i') + \sum_{i=1} \Omega(f_n)$$

(3)

其中, $l(y_i, y_i')$ 为损失函数,表示预测值 y_i 与实际值 y_i' 之间的差值,差值越小越好; $\sum_{i=1} \Omega(f_n)$ 为正则化项,主要作用是防止模型过拟合。在XGBoost算法中,每一轮迭代都会生成一个新的决策树模型函数 $f_n(x_i)$,并将其结合到当前模型中,以提供下一次迭代的预测结果。

XGBoost算法的具体过程如下所示:(1)初始化模型,设置初始预测值,通常为训练集样本的平均值。(2)计算损失函数的梯度和二阶导数,根据损失函数,计算每个样本的梯度和二阶导数,用于拟合当前模型的残差。(3)构建一棵回归树,使用贪心算法,基于最大化目标函数的增益,选择最佳的切分点和切分特征,将数据集划分为两个子集。(4)更新模型,

根据树的结构和叶子节点的权重,更新模型的预测值。(5)计算损失函数的目标值,根据更新后的模型预测值,计算损失函数的目标值。(6)迭代生成更多的决策树,重复步骤(2)~(5),生成更多的决策树,直到达到预设的迭代次数或满足停止条件。(7)集成弱学习器,XGBoost模型将所有生成的决策树组合成一个强学习器。

2 微波检测脑出血模型

为验证上述检测系统的可行性,本研究设计一种人脑出血模拟物模型,并将其用于XGBoost算法模型的分类识别任务。该模型旨在模拟真实人脑出血情况,采用2层结构的简单人脑模型,包含血液和灰质,使用浓度为11.934 g/L的NaCl溶液(模拟血液的电导率)来代替血液,以模拟脑出血的状态。为实现对真实人头模型中灰质的介电特性的准确度模拟,还需要确保灰质的介电特性与其相对应,所以灰质使用相应材料进行模拟配制,具体材料有:去离子水、蔗糖、琼脂细粉、盐,然后按照一定体积比例进行混合制作,同时按照以下配比加入5%甲醛溶液(表2)。

表2 模拟人脑组织灰质的配方及配比
Table 2 Formula and proportion of gray matter in simulated human brain tissues

原料	灰质/%
去离子水	57.9
蔗糖	36.0
琼脂细粉	6.0
盐	0.1

将去离子水加热直到温度达到70℃,并保持在70℃以上,按照上述比例逐一加入琼脂细粉、蔗糖、盐并搅拌,配制得到的灰质模拟物呈半固态,将得到的灰质模拟物倒进直径12 cm的亚克力球内,静置一段时间冷却后,使灰质模拟物凝固。VNA设置扫频范围为300 MHz~3 GHz,频率300 MHz以下不属于微波范畴,步进频率为10 MHz,扫描点数为271,输出功率为0 dBm。通过一个端口与发射天线连接,VNA发出微波信号穿过待测模型,并通过另一个端口连接天线开关系统,接收经过待测模型的微波信号。随后,经过VNA的处理,获得7个天线通道微波正向传输系数S21的相位数据。在实验中,在模型的中间位置和侧边各挖一个直径为3 cm的孔。随后,

使用注射器向孔中注射 1~5 mL 浓度为 11.934 g/L 的 NaCl 溶液,通过旋转模型来模拟出血位置的改变,这些样本数据被视为出血样本。与此同时,仅使用灰质模型检测到的数据作为非出血样本。模拟实验装

置见图 6,总计采集 300 个样本,其中包括 135 个非出血样本和 165 个出血样本,这些样本将被用于 XGBoost 算法模型的分类识别任务。



图6 模拟实验装置
Figure 6 Simulation experimental devices

3 结果

根据以上检测到的数据样本,构建一个微波检测脑出血的数据集,共包含 300 个样本。为进行模型的训练和评估,从这 300 个样本中随机抽取数据,构建训练集和测试集。其中,训练集包含 255 个样本,测试集包含 45 个样本,训练集和测试集的比例为 8.5:1.5。每个样本具有 1 897 个特征维度,并且将出血样本编码为 1,非出血样本编码为 0。采用 XGBoost 分类器对样本集进行分类预测,并在此过程中引入 Z-score 标准化方法。为客观评估和验证 XGBoost 模型在脑出血预测中的有效性,采用 K 折交叉验证技术^[24]。本研究中,选择 K 值为 10,即将训练集分为 10 个子集,进行 10 次交叉验证,最后,将这些验证结果取平均值作为模型性能的评估结果,以确保评估结果的客观性和可靠性。XGBoost 模型参数中对模型性能影响较大的包括生成树的数量 (n_estimators)、学习率 (eta 或 learning_rate)、树的最大深度 (max_depth) 以及叶子最小样本数 (min_child_weight),还有其他一些重要的参数,如子样本比例 (subsample)、列采样比例 (colsample_bytree) 等,这些参数也会对模型的性能产生影响。通过参数调优性能评价和网格搜索的方式,对 XGBoost 模型的参数进行优化和寻找最佳取值。为评估模型的准确性,本研究采用 3 个评价指标来衡量模型的预测性能。同时,将 XGBoost 算法模

型与传统的 SVM 和 KNN 算法模型进行对比和分析,结果见表 3。通过与其他两种方法的比较发现 XGBoost 算法模型在预测脑出血方面表现较好。

表 3 不同预测方法的预测结果
Table 3 Prediction results of different prediction methods

算法模型	测试集准确率	K 折交叉验证的 平均准确率	训练集准确率
XGBoost	1.000	0.973	0.996
SVM	1.000	0.950	0.988
KNN	1.000	0.953	0.988

4 讨论与结论

本研究针对传统微波检测系统所面临的问题进行研究,优化微波检测系统,通过优化系统结构和算法,降低设备的成本和体积,简化天线选通开关和通道配置的复杂性,实现对脑出血微波信号的检测和分析,为相关疾病的诊断和治疗提供借鉴。为验证所设计的优化脑出血微波检测系统的可行性,搭建一个实验平台。在实验过程中,对不同出血量和不同位置的模拟物模型进行采样,并利用 XGBoost 算法进行分类预测。结果显示,XGBoost 算法模型与传统的 SVM 和 KNN 算法比较,其在测试集上的准确率为 1.000,K 折交叉验证的平均准确率为 0.973,而在

训练集上的准确率为0.996。综合来看,XGBoost算法模型在3个算法模型中表现最佳。本研究提出的优化微波检测系统方案具有小型和便携式的特点,能有效识别是否脑出血,具有较高的检测精度和可靠性。

本研究的实验结果是在较为理想的脑出血模拟物模型下取得的,与实际情况仍然存在很大的差异。主要存在以下几个方面的不足:(1)本研究中构建的人脑模拟物模型相对简单,仅包含血液和灰质模型,未对脑组织中的脑脊液和白质等进行建模。下一步的研究计划涉及制作更精细的脑出血模拟物模型,以更准确地模拟脑组织中的出血情况。(2)天线的尺寸需要进一步缩小。本研究采用的天线整体尺寸为46.0 mm×40.0 mm×14.4 mm,相对于现有的一些贴片天线而言,其尺寸较为宽大。为此,计划通过进一步改进天线设计,以提高天线的性能并缩小其尺寸。(3)射频开关电路需要进一步优化。本研究中的射频开关电路并未与控制芯片模块实际制作PCB板,而是采用杜邦线搭建简易的选通开关系统电路。在该系统中,需要手动打开拨码开关以选择适当的接收天线。在实现开关系统小型化的同时,下一步的研究将致力于制作一种能与计算机实现通信的选通开关系统。计划利用制作上位机程序来控制开关以选择合适的天线。

未来的研究将综合考虑成本和初步实验的相关硬件数据,对系统硬件进行进一步升级,以提高实验的精确度和可靠性。通过对硬件的升级和优化,提供更准确、可靠的预测工具,为医护人员在脑出血检测方面提供更高水平的支持和指导。

【参考文献】

- [1] Culpepper J, Denton S, Perkins G, et al. Clinically informed hemorrhage phantoms for microwave-based stroke detection[C]//2023 United States National Committee of URSI National Radio Science Meeting (USNC-URSI NRSM). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 262-263.
- [2] Liu KZ, Yin MJ, Cai ZT. Research and application advances in rehabilitation assessment of stroke[J]. J Zhejiang Univ Sci B, 2022, 23(8): 625-641.
- [3] Kurz MW, Kurz KD, Farbu E. Acute ischemic stroke-from symptom recognition to thrombolysis[J]. Acta Neurol Scand, 2013, 127(196): 57-64.
- [4] 李加启. 磁共振成像与CT诊断脑梗死并脑出血的临床效果及价值分析[J]. 世界复合医学, 2022, 8(2): 69-71.
Li JQ. Clinical effect and value analysis of magnetic resonance imaging and CT in the diagnosis of cerebral infarction complicated with cerebral hemorrhage[J]. World Journal of Complex Medicine, 2022, 8(2): 69-71.
- [5] Huisman TA. Intracranial hemorrhage: ultrasound, CT and MRI findings[J]. Eur Radiol, 2005, 15(3): 434-440.
- [6] Semenov SY, Corfield DR. Microwave tomography for brain imaging: feasibility assessment for stroke detection[J]. Int J Antennas Propag, 2008, 2008: 254830.
- [7] Fedeli A, Schenone V, Randazzo A, et al. Nonlinear S-parameters inversion for stroke imaging[J]. IEEE Trans Microw Theory Tech, 2021, 69(3): 1760-1771.
- [8] Rodriguez-Duarte DO, Tobon Vasquez JA, Scapaticci R, et al. Experimental validation of a microwave system for brain stroke 3-D imaging[J]. Diagnostics (Basel), 2021, 11(7): 1232.
- [9] Alqadami AS, Bialkowski KS, Mobashsher AT, et al. Wearable electromagnetic head imaging system using flexible wideband antenna array based on polymer technology for brain stroke diagnosis[J]. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2019, 13(1): 124-134.
- [10] Jiang YH, Zhao MJ, Wang L, et al. Microwave based detector for continuous assessment of intracerebral hemorrhage[J]. Sci China Technol Sci, 2019, 62(3): 365-372.
- [11] Mobashsher AT, Abbosh AM. On-site rapid diagnosis of intracranial hematoma using portable multi-slice microwave imaging system[J]. Sci Rep, 2016, 6: 37620.
- [12] 陈天琪, 杨浩, 杜泽保, 等. 用于出血性脑卒中诊断的微波脑部成像仿真[J]. 生物医学工程学杂志, 2017, 34(3): 357-364.
Chen TQ, Yang H, Du ZB, et al. A simulation of microwave brain imaging of hemorrhagic stroke detection[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2017, 34(3): 357-364.
- [13] Guo L, Abbosh A. Stroke localization and classification using microwave tomography with K-means clustering and support vector machine[J]. Bioelectromagnetics, 2018, 39(4): 312-324.
- [14] Karadima O, Rahman M, Sotiriou I, et al. Experimental validation of microwave tomography with the DBIM-TwIST algorithm for brain stroke detection and classification[J]. Sensors, 2020, 20(3): 840.
- [15] San SS, Rahiman MH, Zakaria Z, et al. Simulation study of microwave imaging for brain disease diagnostic[J]. J Telecommun Electron Comput Eng, 2018, 10(1-16): 21-26.
- [16] Pokorny T, Vrba J, Fiser O, et al. On the role of training data for SVM-based microwave brain stroke detection and classification[J]. Sensors, 2023, 23(4): 2031.
- [17] Franchois A, Joisel A, Pichot C, et al. Quantitative microwave imaging with a 2.45-GHz planar microwave camera[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1998, 17(4): 550-561.
- [18] Zhong MQ, Jiang X, Peng L, et al. Research on microwave detection of blood volume changes in bleeding stroke[C]//2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference (IMBioC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-3.
- [19] Jalilvand M, Wu CR, Schmid J, et al. Quantitative imaging of numerically realistic human head model using microwave tomography[J]. Electron Lett, 2014, 50(4): 255-256.
- [20] 林升, 彭浩, 赵英伟, 等. 矢量网络分析仪的原理及常见故障维修[J]. 电子工业专用设备, 2023, 52(2): 31-34.
Lin S, Peng H, Zhao YW, et al. Principle and common faults maintenance of vector network analyzer[J]. Equipment for Electronic Products Manufacturing, 2023, 52(2): 31-34.
- [21] 杨志成, 林升, 付少辉, 等. 高性能矢量网络分析仪的常见故障判断与维修技术[J]. 电子工业专用设备, 2021, 50(4): 68-71.
Yang ZC, Lin S, Fu SH, et al. Common fault judgment and maintenance technology of high performance vector network analyzer[J]. Equipment for Electronic Products Manufacturing, 2021, 50(4): 68-71.
- [22] Munawar Qureshi A, Mustansar Z, Mustafa S. Finite-element analysis of microwave scattering from a three-dimensional human head model for brain stroke detection[J]. R Soc Open Sci, 2018, 5(7): 180319.
- [23] Chen TQ, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.
- [24] Kohavi R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection [C]//Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1995: 1137-1143.

(编辑:谭斯允)