

# 毕业设计（论文）检测系统

## 文本复制检测报告单(全文标明引文)

№:BC202208261415395778533488

检测时间:2022-08-26 14:15:39

篇名: 神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现

作者: 于逸 (201814020129)

指导教师: 孟晓静

检测机构: 徐州医科大学

文件名: 18 生信 于逸神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现.docx

检测系统: 毕业设计（论文）检测系统（毕业设计（论文）管理系统）

检测类型: 毕业设计论文（最终版）

检测范围: 中国学术期刊网络出版总库

中国博士学位论文全文数据库/中国优秀硕士学位论文全文数据库

中国重要会议论文全文数据库

中国重要报纸全文数据库

中国专利全文数据库

图书资源

优先出版文献库

大学生论文联合比对库

互联网资源(包含贴吧等论坛资源)

英文数据库(涵盖期刊、博硕、会议的英文数据以及德国Springer、英国Taylor&Francis 期刊数据库等)

港澳台学术文献库

互联网文档资源

源代码库

CNKI大成编客-原创作品库

时间范围: 1900-01-01至2022-08-26

### 检测结果

去除本人文献复制比: 4.9%

跨语言检测结果: 0%

去除引用文献复制比: 3.5%

总文字复制比: 4.9%

单篇最大文字复制比: 0.8% (决策树ID3算法在银行信贷业务中的应用)

重复字数: [701] 总段落数: [2]  
 总字数: [14411] 疑似段落数: [2]  
 单篇最大重复字数: [117] 前部重合字数: [117]  
 疑似段落最大重合字数: [602] 后部重合字数: [584]  
 疑似段落最小重合字数: [99]



指标: ☐ 疑似剽窃观点 ☒ 疑似剽窃文字表述 ☐ 疑似整体剽窃 ☐ 过度引用

相似表格: 1 相似公式: 3 疑似文字的图片: 0

5.7% (602) 5.7% (602) 神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现\_第1部分 (总10524字)  
 2.5% (99) 2.5% (99) 神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现\_第2部分 (总3887字)



## 相似文献列表

去除本人文献复制比: 5.7%(602) 去除引用文献复制比: 3.8%(401) 文字复制比: 5.7%(602) 疑似剽窃观点: (0)

1	<u>决策树ID3算法在银行信贷业务中的应用</u>	1.1% (117)
	王昆; - 《计算机光盘软件与应用》 - 2012-07-08	是否引证: 否
2	<u>数据挖掘技术在图书馆系统中的研究现状分析与研究</u>	1.1% (113)
	庞天丙; - 《福建电脑》 - 2012-02-25	是否引证: 否
3	<u>WLAN发展策略研究</u>	1.1% (113)
	文信翔; - 《现代计算机》 - 2013-06-05	是否引证: 否
4	<u>基于机器学习的专利价值评估方法研究</u>	1.1% (113)
	赵蕴华;张静;李岩;殷绪成; - 《情报科学》 - 2013-12-05	是否引证: 否
5	<u>数据挖掘技术在提升电信业欠费预测及控制能力中的应用</u>	1.1% (113)
	王昕; - 《电信技术》 - 2014-07-25	是否引证: 是
6	<u>基于静态集成PU学习数据流分类的入侵检测方法</u>	1.1% (113)
	郑科鹏;冯筠;孙霞;冯宏伟;曹国震; - 《西北大学学报(自然科学版)》 - 2014-08-25	是否引证: 否
7	<u>红外小样本图像的目标检测</u>	1.0% (110)
	赵蔚蓉(导师: 杨嘉琛) - 《天津大学硕士论文》 - 2019-09-01	是否引证: 否
8	<u>基于用户行为的高校BBS热帖预测模型</u>	1.0% (106)
	于兴隆;李丽萍;吴斌; - 《计算机应用与软件》 - 2013-01-15	是否引证: 否
9	<u>基于卷积网络特征迁移的小样本物体图像识别</u>	0.9% (97)
	白洁;张金松;刘倩宇; - 《计算机仿真》 - 2020-05-15	是否引证: 否
10	<u>数据挖掘技术在体育训练中的应用综述与分析</u>	0.8% (86)
	徐建敏;区木华;熊金志; - 《电脑知识与技术》 - 2012-08-05	是否引证: 否
11	<u>基于用户建模的手绘草图识别</u>	0.8% (83)
	姜全胜;廖达雄; - 《计算机仿真》 - 2009-09-15	是否引证: 否
12	<u>明确基本特征, 了解核心算法——人工智能基础的教学策略</u>	0.8% (81)
	李维明; - 《中国信息技术教育》 - 2022-01-15	是否引证: 否
13	<u>高中信息技术选择性必修《模块4: 人工智能初步》中“人工智能基础”教学建议</u>	0.8% (81)
	张建彬; - 《中国信息技术教育》 - 2022-01-15	是否引证: 否
14	<u>C5.0决策树算法在基于混沌特征的情绪识别中的应用</u>	0.7% (75)
	贺方;聂春燕; - 《长春大学学报》 - 2014-10-30	是否引证: 否
15	<u>基于分类的客户响应分析</u>	0.7% (75)
	郑荔平; - 《福建电脑》 - 2010-01-25	是否引证: 否
16	<u>基于数据挖掘的通信企业信息展现</u>	0.7% (73)
	李娜; - 《中央民族大学学报(自然科学版)》 - 2006-08-30	是否引证: 否
17	<u>基于机器学习的裂纹识别研究现状及发展趋势</u>	0.7% (71)
	彭建盛;李涛涛;侯雅茹;许恒铭; - 《广西科学》 - 2021-08-30 16:42	是否引证: 否
18	<u>利用小样本量机器学习实现学术文摘结构的自动识别</u>	0.7% (70)
	白光祖;何远标;马建霞;刘建华;邹益民; - 《现代图书情报技术》 - 2014-08-25	是否引证: 否
19	<u>C4.5在营销决策支持系统中的应用</u>	0.6% (68)
	陶维成; - 《甘肃科技》 - 2012-01-30	是否引证: 否
20	<u>基于数据挖掘的学生综合测评系统的构建</u>	0.6% (68)
	李晓俊; - 《太原科技大学学报》 - 2013-04-15	是否引证: 否
21	<u>数理分析方法在证候研究中的运用探析</u>	0.6% (68)
	吴秀艳;王天芳;赵燕;于春光;李志更;王庆国; - 《江苏中医药》 - 2007-07-05	是否引证: 否
22	<u>个性化远程教学系统中决策树方法的应用研究</u>	0.6% (68)

	王建伟;王鑫;于娇; - 《信息技术》 - 2009-12-25	是否引证: 否
23	<u>基于自动设计神经网络的医学图像分类方法研究</u>	0.6% (60)
	陈雪地(导师: 陈雷霆) - 《电子科技大学硕士论文》 - 2020-03-25	是否引证: 否
24	<u>浅谈机器学习</u>	0.6% (58)
	高灵宝;杜银学;陆江波;马永军;杜海平;虎鑫; - 《铸造设备与工艺》 - 2021-12-25	是否引证: 否
25	<u>基于分布式计算平台Spark的脱落膜蛋白预测与应用</u>	0.5% (52)
	汪连恒(导师: 梁艳春) - 《吉林大学硕士论文》 - 2016-04-01	是否引证: 否
26	<u>基于KNN分类器的地表冻融判别研究</u>	0.4% (44)
	彭利华;卢涵宇;袁咏仪; - 《云南地理环境研究》 - 2021-12-15	是否引证: 是
27	<u>基于随机蕨丛的长期目标跟踪算法</u>	0.4% (42)
	佟国峰;蒋昭炎;谷久宏;庞晓磊; - 《东北大学学报(自然科学版)》 - 2013-01-15	是否引证: 否
28	<u>脑肿瘤显微手术的进展</u>	0.4% (42)
	陈明振 - 《中华显微外科杂志》 - 1999-05-25	是否引证: 是
29	<u>无人机遥感植被覆盖度提取方法研究综述</u>	0.4% (40)
	刘琳;郑兴明;姜涛;李雷;丁艳玲; - 《东北师大学报(自然科学版)》 - 2021-12-14	是否引证: 否
30	<u>一种改进YOLOv3的交通标志识别算法</u>	0.3% (34)
	陈德海;孙仕儒;王昱朝;邵恒; - 《河南科技大学学报(自然科学版)》 - 2022-08-09	是否引证: 否
31	<u>基于深度学习的智能花卉养护系统设计</u>	0.3% (33)
	陆卫忠;黄宏梅;杨茹;曹燕; - 《计算机应用与软件》 - 2021-08-12	是否引证: 否
32	<u>价值神经网络在计算机围棋的优化研究</u>	0.3% (30)
	王力(导师: 刘知青) - 《北京邮电大学硕士论文》 - 2018-03-17	是否引证: 否
33	<u>基于深度学习的自然场景文字检测算法研究</u>	0.3% (29)
	付明辉(导师: 熊昌镇;曹广清) - 《北方工业大学硕士论文》 - 2021-06-15	是否引证: 否

原文内容

XUZHOU MEDICAL UNIVERSITY  
本科毕业论文  
神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现  
届别: 二〇二二届  
专业: 生物信息学  
学生姓名: 于逸  
导师姓名: 孟晓静  
起止日期: 2022年1月至2022年6月  
2022年6月

目录

缩略词表 .....1

中文摘要 .....1

Abstract .....2

前言 .....3

材料和方法 .....5

1材料 .....5

2方法 .....5

结果 .....14

讨论 .....21

结论 .....23

参考文献 .....24

致谢 .....26

缩略词表

Abbreviation

缩略词英文全称中文全称

ACC Accuracy 准确率

AUC Area Under Curve ROC曲线下方的面积

DT Decision Tree 决策树

FP False Positive 假阳性

FN False Negative 假阴性  
KNN K-Nearest-Neighbors K近邻算法  
MLP Multilayer Perceptron 多层感知器  
NB Naive

缩略词	英文全称	中文全称
ACC	Accuracy	准确率
AUC	Area Under Curve	ROC曲线下方的面积
DT	Decision Tree	决策树
FP	False Positive	假阳性
FN	False Negative	假阴性
KNN	K-Nearest-Neighbors	K近邻算法
MLP	Multilayer Perceptron	多层感知器
NB	Naive Bayes	朴素贝叶斯算法
ROC	Receiver Operating Characteristic Curve	接收者操作特征曲线
TP	True Positive	真阳性
TN	True Negative	真阴性

Bayes 朴素贝叶斯算法  
ROC Receiver Operating Characteristic Curve 接收者操作特征曲线  
TP True Positive 真阳性  
TN True Negative 真阴性

神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现  
中文摘要

目的基于深度学习的医学图像分类技术是临床医疗中的一种关键的辅助诊断方法，它可以帮助我们解决一些棘手的问题。传统的诊断方法十分依赖医生的个人素质和经验，需要对医学图像进行逐一排查，效率非常的低。在疫情时期，由于医生需要面临很多患者，难免会出现一些误诊的情况。基于深度学习的医学图像分类技术，可以事先对医学图像进行一次查验，帮助医生快速确定患者，减少医生误诊率，提高诊断效率。

方法本实验使用了3000张脑瘤影像数据，分别为1500张正常样本和1500张脑瘤样本。通过数据增强的方法将数据集扩充成12000张图片，然后将正负样本合并随机打乱，按7：3的比例分为训练集和测试集。使用调整后的VGG16模型即VGG16\_2进行训练，最后采用准确率(ACC)、接收者操作特征曲线(ROC)下方的面积(AUC)、Precision、Recall和F1这些指标来评估模型效果。

结果 VGG16\_2模型在测试数据集上的ACC达到了99.1%。为了衡量出它的具体性能，我们使用了K近邻算法 (KNN)、决策树 (DT) 以及朴素贝叶斯算法(NB)进行训练，用来和VGG16\_2模型进行比较。我们发现DT在测试数据集上的ACC为83.6%，NB在测试数据集上的ACC为56.5%，KNN在测试数据集上的ACC为96.6%。由此可见，我们的模型相较于传统的机器学习方法有一定的优势。

结论本文通过将VGG16\_2与KNN、NB和DT进行比较，证明了本文提出的VGG16\_2在肿瘤图像分类问题上比传统的机器学习算法具有更好的效果。

关键词卷积神经网络；VGG16；多层感知器(MLP)；医学影像；深度学习  
Design and implementation of brain tumor image classification based on Neural Network  
Abstract

Objective Medical image classification technology based on deep learning is a key auxiliary diagnostic method in clinical medicine. It can help us solve some thorny problems. Traditional diagnostic methods rely heavily on the personal quality and experience of doctors. They need to check the medical images one by one, and the efficiency is very low. During the epidemic period, because doctors need to face many patients, it is inevitable that some misdiagnosis will occur. Medical image classification technology based on deep learning can exclude medical images in advance, help doctors quickly identify patients, reduce doctors' misdiagnosis rate and improve diagnosis efficiency.

Methods This study used 3000 imaging data of brain tumors, 1500 normal samples and 1500 brain tumor samples. The data set is expanded into 12000 pictures by data enhancement method, and then the positive and negative samples are combined and randomly disordered, and divided into training set and test set according to the ratio of 7:3. The modified VGG16 model, namely VGG16\_2, was used for training. Finally, accuracy rate (ACC), area under receiver operating characteristic curve (AUC), precision, recall and F1 were used to evaluate the effect of the model.

Results The ACC of VGG16\_2 model reached 99.1% on the test data set. In order to measure its specific performance, We used K-Nearest-Neighbors (KNN), Decision Tree (DT) and Naive Bayes (NB) for training, which was used to compare with vgg16\_2 models. We found that the ACC of DT on the test data set was 83.6%, the ACC of NB on the test data set was 56.5%, and the ACC of KNN on the test data set was 96.6%. It can be seen that model has certain advantages over traditional machine learning methods.

Conclusion In this paper, VGG16\_2 compared with DT, KNN and NB, the VGG16\_2 proposed in this paper is proved that It is better than the traditional machine learning algorithm in tumor image classification.

Key words Convolutional neural network; VGG16; MLP; Medical image; Deep learning

前言

根据邹小农等人的研究发现，在我国15岁以上的人群里面，随着年龄的增长恶性肿瘤的死亡率也逐渐递增[1]。在临床上，脑肿瘤是比较严重的肿瘤类型，无论是良性肿瘤还是恶性肿瘤，都有几率导致患者正常组织、器官功能的丧失，尤其是肢体运动方面功能的丧失。脑肿瘤又称颅内肿瘤、脑癌，可发生于脑、脑膜、神经、血管等组织[2]。脑肿瘤对人体的危害主要表现



为：颅内压增高及肿瘤对周围脑组织造成压迫或破坏导致的局灶症状。我国的第三次死因抽样调查数据显示，脑肿瘤已经是危害人民群众身体健康的最主要的恶性肿瘤之一，已经位居全部恶性肿瘤死亡人数的第7位[3]。

深度学习是机器学习的一个分支，在深度学习技术出现以前，常用的机器学习算法需要研究人员对研究的问题进行深入的调查研究，提炼出该问题的关键属性，然后才能设计出合适的模型，接着训练模型的权值来解决这个问题。随着深度学习在自然语言处理和图像分类等任务上取得了巨大成功，深度学习逐步成为各个高校以及研究所研究的热点领域。2006年，杰弗里·辛顿在《Science》上发表了一篇有关神经网络的论文[4]，提出了先使用无监督预训练对权值进行初始化，然后通过有监督训练对权值进行微调，这一方法的提出解决了此前制约深度学习发展的梯度消失问题。

2012年，杰弗里·辛顿和他的组员使用了深度学习模型AlexNet[5]在ImageNet图像识别大赛中夺得了大赛冠军。在AlexNet模型提出以前，此前的神经网络模型普遍采用平均池化法，AlexNet采用了不同于平均池化的最大池化法，并且使用了ReLU作为网络的激活函数，成功解决了Sigmoid函数在网络层次较深时存在的梯度消失问题，自从AlexNet被提出之后，更多的卷积神经网络模型被相继提出，例如VGGNet、GoogLeNet等许多模型。

随着大数据时代的来临以及大规模并行计算和GPU设备的普及，深度学习技术也随之不断进步，图像分类也得到了飞速的发展，并且产生出来了很多领域，如：多类别图像分类、细粒度图像分类等。图像分类在许许多多的领域有着大规模的应用，包括高考以及研究生考试时的人脸识别、超速检测以及医学领域的基于深度学习的疾病图像识别等。基于深度学习的图像分类技术能够在很大程度上减少人们在日常工作生活里面的许多负担，这极大的便利了人们的日常生活。栗科峰等人提出了一种全新的基于深度学习的人脸识别算法，这种算法可以十分有效解决人脸识别技术中存在的一些主要缺陷，其与原来的深度学习分类算法相比优势明显，因为其具有更高的准确率[6]。王宪保等人运用深度学习的相关知识十分准确的进行了缺陷检测[7]。吕启等人提出的基于DBN的遥感分类模型与SVM分类模型做对比，该模型相对于SVM模型具有十分大的优势[8]。Chen等人首次将深度学习的概念引入到了高光谱数据分类中，他们所提出来的联合频谱-空间深度神经网络展现出了巨大的研究前景[9]。

同时，深度学习在医药相关领域中的应用也逐渐成为研究者研究的热点课题，并且展现出了极大的应用前景[10]。何雪英等人的基于深度学习的乳腺癌病理组织分类模型通过实验表明其准确率已经高达91%[11]，并且具有十分良好的鲁棒性以及泛化性。张泽中等人基于GoogLeNet以及AlexNet模型，搭建了一种融合模型，这种模型的准确率比GoogLeNet以及AlexNet模型的准确率都要高[12]。Kermany DS等人建立了一种基于深度学习框架的诊断工具，其性能在年龄相关性黄斑变性和糖尿病性黄斑水肿的分类方面与人类专家相当[13]。医学图像信号具有种类繁多、图像分辨率较低、特别地依赖医学成像设备以及成像环境等缺点，由于有了这些缺点的存在，医生有时候很难对患者进行准确的诊断，这有时候会造成医生的误诊，这很有可能会影响患者病情，甚至危害患者的生命。因此，借助深度学习模型建立脑瘤医学图像的自动识别诊断模型，不仅能够减少误诊率，也能节省检查时间以及医生的诊断时间。

## 材料和方法

### 1 材料

#### 1.1 数据

脑肿瘤数据集 ——Kaggle官网

分为1500张正常样本和1500张脑肿瘤样本 <https://www.kaggle.com/>

#### 1.2 环境与仪器

Windows 10 系统微软公司

NVIDIA GEFORCE 3050 Ti显卡英伟达公司

Python 3.7 开源软件

Tensorflow 2.0.0 Python免费安装包

Keras 2.3.1 Python免费安装包

Matplotlib 3.5.1 Python免费安装包

Pandas Python免费安装包

Cuda 10.1 英伟达公司

Cudnn 7.6.5 英伟达公司

### 2 方法

#### 2.1 卷积神经网络

卷积神经网络已经被广泛应用在了分类任务、语义分割等多个研究领域。卷积神经网络包含输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。卷积神经网络与普通神经网络的主要区别在于卷积神经网络包含了一个由卷积层和池化层构成的特征提取器。

##### 2.1.1 卷积神经网络的特点

卷积神经网络是由MLP演变而来的。卷积神经网络通过卷积提取图像特征，通过池化操作来降低图像的空间大小。卷积神经网络具有权值共享、局部区域连接、降采样等特点，这些特点使得卷积神经网络在图像处理方面表现出色。卷积神经网络可以使得参数大大减少，并且能够降低模型的复杂度，以下是卷积神经网络的三个特点。

##### (1) 局部连接

局部连接就是卷积层的每一个节点仅仅与其前一层的部分节点相互连接，只用来学习图像的局部特征。局部连接的设计理念源自于自然界中动物视觉的神经网络皮层结构，动物在感知外界时候，只有一小部分神经元在这个过程中起作用。

##### (2) 权值共享

卷积神经网络还有一个重要的特点便是权值共享，在卷积神经网络的每一层里面，所有的输入数据必须只用一种卷积核进行操作，每一个卷积核的权值都是共享的，这不仅仅能够大大的减少了模型参数的数量，而且可以提高模型的训练速度。

##### (3) 层次化表达

卷积神经网络还有另外一个特别重要的特点便是层次化表达，卷积神经网络是由很多的卷积层一层一层相互堆叠所组成的，后一层的输入就是前一层的输出。

#### 2.1.2 常使用的卷积神经网络

(1) AlexNet

AlexNet模型具有八层结构，AlexNet模型前面的五层被研究者设置为卷积神经网络，网络模型的最后面的三层采用的是非常传统的神经网络模型。AlexNet模型可以有效避免过拟合现象，并且它的收敛速度会相对平稳。AlexNet模型在训练时候的速度比较快。但是AlexNet模型有一个比较明显的缺点，那便是AlexNet具有较深的网络结构，拥有非常多的训练参数，所以计算量较大。

(2) GoogLeNet

GoogLeNet是一种能够将识别过程中的错误率降低至6.67%的一种深层卷积神经网络模型，共22层。这种网络与VGG网络不同之处是，VGGNet主要是使用LeNet和AlexNet主要结构，但是GoogLeNet并没有使用这种结构，GoogLeNet模型的层数一共有22层。在GoogLeNet卷积神经网络模型里面，其全部使用简单的全局平均Pooling，所以该网络的参数数量也就更少，虽然GoogLeNet模型的网络比较深，但是其参数的数量却只有AlexNet参数数量的1/12。

(3) VGG16模型

2014年，Google公司研究员和牛津大学研究人员共同研究出来了VGG16卷积神经网络模型。在同一年举行的ILSR比赛里面，VGG16模型在ILSR比赛里面的分类项目中取得了十分杰出的成绩，由于VGG16网络的简洁性以及实用性，使得其在当时迅速流行，很快就成为了人们所喜爱的卷积神经网络模型。VGG16使用的卷积核均为3乘3的卷积核，因为较小的卷积核可以减少训练所需要的参数，并且能够读取更多信息。VGG16由卷积层、池化层、全连接层三部分组成。以下为模型结构图(图片来源网络)。

图1 VGG16模型

2.2 数据预处理

我们从Kaggle官网(<https://www.kaggle.com/>)上面下载医学影像数据集，一共获得了3000张医学图像数据，分别为1500张脑瘤影像图片和1500张正常脑部图像。数据集样本如图2所示。

a. 疾病 b. 健康

图2 数据集展示

从图2中可以清晰的看出，在我们所搜集的数据集中，发现存在着很显著的形态特征差异。这两种医学影像的基本特征如下所述：

- a. 疾病：在图中可以很明显的看出有异常白色肿块。
- b. 健康：在图中无异常特征。

由于所获得的数据集内容偏少，我们使用了数据增强的方法将我们获得的3000张图片扩增至12000张。并且数据增强可以很有效的提高模型的泛化能力。

众所周知，图像是由一个个像素点组成的。黑白图片是由单个像素矩阵组成的，而彩色图片是由三个矩阵所构成的，即红，绿，蓝三通道。每个像素矩阵内部数据的取值均为0-255之间的整数。由于获得的图像数据大小不一致，且VGG16模型对输入数据格式有要求，我们使用Keras包里面的Load\_img函数对所获得的数据统一读取为224\*224像素。

2.3 VGG16模型的搭建与寻优

2.3.1 环境搭建

本实验使用Python 3.7和Tensorflow 2.0.0搭建本项目所需要的深度学习环境。

搭建流程：

- (1) 安装Cuda 10.1和Cudnn 7.6.5。
- (2) 安装Anaconda。
- (3) 在Anaconda中新建Python 3.7的环境。
- (4) 进入Anaconda子环境里面安装Keras、Sklearn等一系列安装包。

表1 软硬件环境配置

配置项	项目值
操作系统	Windows 10 系统
CPU	12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H 2.30 GHz
GPU	NVIDIA GEFORCE 3050 Ti
可用显存	4.0GB
深度学习框架	Keras、Tensorflow

配置项项目值

操作系统 Windows 10 系统  
CPU 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H 2.30 GHz  
GPU NVIDIA GEFORCE 3050 Ti  
可用显存 4.0GB  
深度学习框架 Keras、Tensorflow

2.3.2 激活函数

在我们常见的深度学习网络中，激活函数在其中扮演了十分重要的角色，激活函数的主要作用是对所有的隐藏层和输出层进行一个非线性操作，使得神经网络的输出更为复杂、表达能力更强。激活函数是神经网络的基础，如果没有这个操作，那么网络就只相当于一层操作。本文中使用了ReLU激活函数(公式(1))以及Sigmoid 激活函数(公式(2))。

- (1)
- (2)

2.3.3 优化器

深度学习的目标是通过不断的调整网络参数，使得模型可以对输入数据做各种非线性变换拟合输出，深度学习本质上就是一个函数去寻找最优解的过程，所以怎么去调整参数是深度学习研究领域中的重点。我们通常把更新参数的算法称之为优化器。常用优化器有SGD、Adam、Adadelta等。我们通过比较Adam、SGD、Adamax以及Adagrad这四种分类器，分别计算出它们的准确率和损失函数的收敛速度，从中选取效果最好的Adam算法作为我们模型的优化器，其在测试集上的准确率为99.1%，并且其损

失函数的收敛速度相较于其他三种优化器具有一定的优势，详见结果部分的内容。

2.3.4 模型的训练

我们为了能够实现更好的效果，使用了迁移学习的方法，对经典的VGG16卷积神经网络模型进行调整，将调整后的模型称之为VGG16\_2。我们使用了Python中的Sklearn包的Train\_test\_split方法将样本划分为8400张训练数据集和3600张测试数据集，并且使用Keras里面封装好的VGG16模型，将原来的VGG16模型的全连接层剥离掉，即使用Keras里Application里面的VGG16模型，并且使用Sequential函数将搭建的三层的多层感知器作为该模型的全连接层，全连接层的用处便是把卷积神经网络提取出来的这些局部特征重新通过权值矩阵去组合成完整的图像，全连接层的第一层设置了200个神经元，第二层设置了30个神经元，第三层设置了一个神经元。前两层激活函数均为ReLu激活函数，最后一层为输出层，激活函数为Sigmoid激活函数。中间使用两次Dropout方法，即随机丢弃一些神经元，避免因为模型层次过深而造成的过拟合现象。本文中使用的VGG16\_2模型训练100个Epoch，使用的优化器为Adam优化器，损失函数为Binary\_crossentropy。VGG16网络结构如表2所示。

表2 VGG16网络结构

层	输入	窗口大小	步幅	重复次数
输入层	224*224*3	—	—	—
卷积层	224*224*64	3*3	1	2
最大池化层	112*112*64	2*2	2	1
卷积层	112*112*128	3*3	1	2
最大池化层	56*56*128	2*2	2	1
卷积层	56*56*256	3*3	1	3
最大池化层	28*28*256	2*2	2	1
卷积层	28*28*512	3*3	1	3
最大池化层	14*14*512	2*2	2	1
卷积层	7*7*512	3*3	1	3
FC	1*25088	—	—	—

层输入窗口大小步幅重复次数

输入层 224\*224\*3 — — —  
卷积层 224\*224\*64 3\*3 1 2  
最大池化层 112\*112\*64 2\*2 2 1  
卷积层 112\*112\*128 3\*3 1 2  
最大池化层 56\*56\*128 2\*2 2 1  
卷积层 56\*56\*256 3\*3 1 3  
最大池化层 28\*28\*256 2\*2 2 1  
卷积层 28\*28\*512 3\*3 1 3  
最大池化层 14\*14\*512 2\*2 2 1  
卷积层 7\*7\*512 3\*3 1 3  
FC 1\*25088 — — —

2.3.5 损失函数

损失函数(Loss Function) 是我们用来衡量模型的预测值与真实值的差异程度的一种函数，主要在模型训练初期使用损失函数。每个Epoch的训练数据集输入到模型后，通过前向传播计算出模型的预测值，然后损失函数将会去计算出模型预测值与真实值之间的差值，也就是我们所说的损失值。在得到损失值之后，深度学习模型通过反向传播算法去更新每个参数，来减少真实值与预测值之间的误差，使得模型预测的数值慢慢向真实值靠近，从而达到学习的目的。我们在本文里面主要使用交叉熵损失函数。

(3)

2.4 迁移学习

当我们面临一个全新的问题时，我们需要重新搭建模型并且利用我们手中的数据集去训练模型之中的参数，这些工作需要很高的成本并且需要花费很多时间。在传统的机器学习中，一个模型只能解决一个问题，无法解决其他的问题，这就会造成严重的资源浪费。为了解决这个问题，研究者提出了迁移学习的理念。迁移学习就是使用已经训练好的模型，加上目前所拥有的数据，对模型进行微调从而构造出更为合适的模型。薛勇等人便是使用了迁移学习的方法对苹果的缺陷进行检测，他们的模型在训练集上识别准确率为100%，在测试集样本中识别准确率为 91.91%[14]。徐旭东等人的研究表明，与BP神经网络相比，基于迁移学习方法在使用更少的样本数据情况下，控制图识别准确率高达98%以上[15]。

在本文中，我们使用Keras里面的VGG16模型的结构和参数来提取图像特征，接着搭建全连接层，从而迁移到对脑瘤影像图像的分类任务中。最后我们发现通过迁移学习可以大大减少了模型过程中所需要训练的参数数量，从而节省了大量时间。

2.5 其他机器学习主流分类方法

K最近邻分类算法(KNN)是数据挖掘领域里面十分常用的方法之一。所谓K最近邻，就是K个最近的邻居的意思，说的是每个样本都可以用它最接近的K个邻近值来代表。近邻算法就是将数据集中中每一个记录进行分类的方法[16]。NB算法是基于贝叶斯定理与特征条件独立假设的机器学习分类方法。NB算法起源自古典数学理论，NB算法具有较为稳定的分类效率。与此同时，NB算法所需估计的参数很少，对缺失数据不太敏感，算法也比较简单。DT算法是一种逼近离散函数值的方法。它是一种典型的分类方法，首先对数据进行处理，利用归纳算法生成可读的规则和决策树，然后使用决策对新数据进行分析。本质上DT算法是通过一系列规则对数据进行分类的过程[17]。

本文主要通过使用Sklearn包里面的KNeighborsClassifier函数、BernoulliNB函数以及DecisionTreeClassifier函数来对上述三种机器学习模型进行搭建。

2.6 检验模型分类效果指标



我们将训练好的VGG16\_2模型与KNN模型、NB算法以及DT模型进行对比，使用了以下评价指标：ACC(准确率) (公式(4))、AUC、Precision(公式(5))、Recall(公式(6)) 和F1\_score(公式(7))。其中真阳性(TP) 代表正样本被模型判定为正样本，真阴性(TN) 代表负样本被判别为负样本，假阳性(FP)代表负样本被判别为正样本，假阴性(FN) 代表正样本被判别为负样本。

$$ACC = \frac{TP}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$
$$(5)$$
$$(6) \quad (7)$$

2.7 Dropout方法

过拟合指的就是深度学习/ 机器学习模型在训练数据集上具有很高的准确率，但是在测试集上面的准确率却很低。过拟合现象是许多机器学习以及深度学习模型的一种常见弊端。如果模型发生了过拟合现象，那么训练所得的模型几乎无法使用。为了解决深度学习模型当中发生的过拟合问题，我们通常会采用两种方法，一种方法就是会采用模型集成的方法，即训练多个模型进行组合。另一种常用的方法便是使用Dropout方法，即随机丢弃掉一些神经元。

图3 Dropout方法(图片来源：参考文献[18])

结果

1. 数据增强

为了解决训练数据集样本不足的问题，我们通过翻转，将图片旋转20度以及给图片添加椒盐噪声的方式扩充数据集，图片经过数据增强的效果如图1所示。

图1 数据增强效果图 (a)原图 (b)图片翻转 (c)图片旋转20度 (d)图片添加椒盐噪声

更大的数据集可以让模型学得更多的特征，故而使得模型的预测更加的准确，我们将数据增强后的模型与未进行数据增强的模型进行了对比，如表1所示，发现数据增强后的模型的预测准确率有了较大的提高。

指 标	
疑似剽窃文字表述	
1. Receiver Operating Characteristic Curve 接收者操作特征曲线 TP	
2. 神经网络脑肿瘤影像分类设计与实现_第2部分	
总字数：3887	
相似文献列表	
去除本人文献复制比：2.5%(99) 去除引用文献复制比：2.5%(99) 文字复制比：2.5%(99) 疑似剽窃观点：(0)	
1	基于深度学习与传统图像技术的尘肺辅助诊断 邓奎(导师：陈汉华) - 《华中科技大学硕士论文》- 2017-05-01 0.9% (34) 是否引证：否
2	基于深度学习的垃圾分类系统 陶航;江学焕;张金亮;陈波; - 《湖北汽车工业学院学报》- 2022-06-15 0.8% (31) 是否引证：否
3	哈电融资租赁有限责任公司租赁业务营销策略研究 魏凡竣(导师：常颖) - 《哈尔滨工业大学硕士论文》- 2021-06-30 0.8% (31) 是否引证：否
原文内容	

表1 数据增强与不进行数据增强的比较

试验模型	训练集准确率(%)	测试集准确率(%)
经过数据增强的VGG16_2	100	99.1
未数据增强的VGG16_2	100	97.6

试验模型训练集准确率(%) 测试集准确率(%)

经过数据增强的VGG16\_2 100 99.1

未数据增强的VGG16\_2 100 97.6

2. VGG16\_2特征图展示

特征图是指输入的图像通过神经网络进行卷积产生的结果，它的尺寸大小是由先前的卷积核的步长决定的。每一层卷积层里面都会有多个卷积核，上一层的每一个特征图都会跟每一个卷积核进行卷积，从而对应产生下一层的特征图。也就是说，有多少个卷积核就会有多少张特征图。在这里我们展示了最后一层卷积层所卷积出来的部分特征图。如图2所示，图中显示的不同颜色的像素点可以看出我们已经提取到了脑瘤图像的特征。

图2 VGG16\_2部分特征图

3. 不同优化器对模型的影响

优化器对深度学习模型非常重要。本文采用了Adam优化算法对VGG16\_2模型进行训练，并将其与SGD、Adamax以及Adagrad优化算法进行对比，图3为这四种算法的训练过程，该图展示了模型使用不同优化器时，损失函数随着迭代次数的增多而变化的趋势。结果表明Adam优化算法具有更快的收敛速度。从图4可看出，Adam、Adamax以及Adagrad具有相近的识别准确率，模型使用SGD优化器时，识别准确率较低。综合来看，Adam优化器具有比较突出的性能。



图3 不同优化器的损失值曲线  
图4 不同优化器的准确率曲线

4. VGG16\_2模型的运行效果以及与DT模型、NB模型以及KNN模型比较

首先使用训练集来训练VGG16\_2模型。由于使用了迁移学习的方法，所以我们训练模型的速度大大提高了，原本需要很长时间的训练，现在只需要花费不到一小时。训练结束后接着对模型进行测试，即使用测试集来测试VGG16\_2模型的准确率。

VGG16\_2模型经过100个Epoch之后，如图5所示，模型在训练集以及测试集上的损失函数逐渐下降，最终下降到一个比较低的值，然后在该值附近不断震荡，此外模型在训练集以及测试集上的准确率逐渐上升，并且最终都趋近于1。

图5 VGG16\_2模型损失函数以及准确率变化图  
图6 测试集的ROC曲线 (a) VGG16\_2 (b) KNN (c) DT (d) NB

通过搭建KNN、DT以及NB模型，计算出VGG16\_2模型以及这三种机器学习模型的AUC，并且绘制ROC曲线图，如图6所示，我们发现VGG16\_2模型要优于其他三种机器学习算法。

图7 不同模型的混淆矩阵 (a) VGG16\_2 (b) KNN (c) DT (d) NB

表2 四种模型的准确率以及AUC的比较

试验模型	训练集准确率(%)	测试集准确率(%)	AUC
VGG16_2	100	99.1	0.997
DT	86.9	83.6	0.875
NB	58.5	56.5	0.604
KNN	98.2	96.6	0.992

试验模型训练集准确率(%) 测试集准确率(%) AUC

VGG16\_2 100 99.1 0.997

DT 86.9 83.6 0.875

NB 58.5 56.5 0.604

KNN 98.2 96.6 0.992

表3 四种模型的精准率、召回率以及F1的比较

试验模型	精准率(%)	召回率(%)	F1(%)
VGG16_2	99.3	98.9	99.1
DT	81	88	84
NB	54	71	62
KNN	96	97	97

试验模型精准率(%) 召回率(%) F1(%)

VGG16\_2 99.3 98.9 99.1

DT 81 88 84

NB 54 71 62

KNN 96 97 97

图8 四种模型的精准率、准确率、F1以及召回率的比较

通过在测试集上运行VGG16\_2模型，该模型对于脑瘤预测的准确率为99.1%。为了进一步验证VGG16\_2模型的性能，我们对比了VGG16\_2模型与机器学习的KNN模型、NB模型以及DT模型的精准率、召回率、准确率以及F1。通过对比，如图8、表2和表3所示，我们发现VGG16\_2模型在所有指标上都要比其他三种机器学习模型的效果要好。因此，VGG16\_2模型有着很强的表现力与极大的优势，非常适合用于医学图像的处理。

5. 模型的运用

为了展示我们所搭建的VGG16\_2模型的训练效果，我们从数据集中随机选择了9张图片，并用我们所搭建的模型对这9张图片进行预测。在我们所使用的9张图片里面，有七张是正常脑组织图像，有两张是脑部肿瘤图像，可以发现我们所搭建的模型十分准确地对图片进行了判断。结果如图9所示。

图9 VGG16\_2模型效果展示

讨论

随着深度学习技术的不断进步，从前制约深度学习应用的缺陷逐渐得到了解决，深度学习已经在脑部肿瘤、新冠病毒性肺炎、肺癌等重大疾病的医学辅助筛查、诊断、分级、治疗决策与引导、疗效评估等方面得到了一定的应用。在我看来，深度学习在基层医疗中将有十分广阔的应用，因为基层机构中没有高素质的医学专家，使得老百姓不愿意到基层的医疗机构前去就医，同时也因为基层经济水平的制约，基层机构很难吸收到大量的高素质的工作人员前来全职工作，这必然会造成很多困难。深度学习在医疗诊断领域中的广泛应用，能够快速提升基层医务人员的诊断水平，使老百姓可以放心地到基层医疗机构就医，这将有十分巨大的应用前景。

虽然深度学习在医学图像分类领域已经有了很多应用并且取得了很多突破性的进展，但是深度学习依旧存在着很多的局限性。所以在将深度学习大规模引入临床实践之前，还需要研究者进行更多高质量的研究[19]。限制深度学习应用的一个重要原因就是研究者可能无法获得大量可靠的数据。因为要创建可靠的深度学习模型需要数百万的数据集，这是普通研究者很难获取到的，所以深度学习训练经常使用质量不好的数据集。此外深度学习研究依赖大量已有数据集，然而疾病的变异往往不可控[20]。深度学习目前为止可以被看成一个黑匣子，因为人们还不能很好的理解以及解释深度学习的具体机理[21]。此外，因为深度学习并没有实现全人工智能，其没有人类思维，所以目前深度学习很难代替人类医生。

在本文里面，我们运用了迁移学习的方法使用了VGG16网络实现了对脑瘤图像数据的精确识别以及准确的分类，并为了更好的追求我们的模型在数据集上得到更好的训练效果，本文通过比较了Adam、SGD、Adamax以及Adagrad这四种优化器之后，选取了优势较为明显的Adam算法作为VGG16\_2的优化器。为了解决在模型训练过程中可能会出现过拟合现象，我们在模型里面添加了Dropout方法用来规避过拟合的风险。通过搭建KNN模型、DT模型以及NB模型三种机器学习算法，并且将VGG16\_2模型与这三种

机器学习模型的AUC、准确率、精准率、召回率以及F1对比后发现，本文中提出的VGG16\_2具有一定的优势，其对于脑瘤影像分类任务具有很高的准确率。

模型的准确率已经达到了99.1%，但是数据集可能存在客观误差因素，因为图像数据集本身存在的噪声问题又或者是图像数据集中存在一些标记错误，这些情况在我们现实生活中有时候是无法避免的，并且这些情况都会或多或少的影响到模型的预测结果。虽然这个模型在脑肿瘤诊断领域表现比较突出，但是疾病种类有很多，接下来我们会尝试改进模型以适用更多类型的疾病，用来提高模型的普适性。

最后，虽然卷积神经网络目前依旧存在很多问题，但是这并不会影响它成为研究者研究的一个热点问题，我相信卷积神经网络在未来可以在更多人工智能相关的领域去发挥着更多的作用。

## 结论

在本次实验中

1. 本文基于经典的VGG16结构，通过对VGG16模型进行调整实现了脑肿瘤影像识别模型的搭建与训练。
2. 通过多次实验，比较了多种优化器算法，其中Adam算法具有更快的收敛速度以及更好的预测准确率，所以我们选择了Adam算法作为我们VGG16\_2模型的优化器。
3. 本文通过将VGG16\_2模型与机器学习算法中的KNN模型、DT模型以及NB模型对比，发现VGG16\_2模型的效果要好于这三种算法。

## 参考文献

- [1] 邹小农, 赵平. 中国癌症态势七十年分析[J]. 中国肿瘤临床与康复, 2019, 26(10): 1153-1161.
- [2] 陈明振. 脑肿瘤显微手术的进展[J]. 中华显微外科杂志, 1999, (02): 4-5.
- [3] 段纪俊, 陈万青, 杨念念, 等. 2003~2007年中国脑瘤发病与死亡分析[J]. 中国肿瘤, 2012, 21(09): 644-649.
- [4] Hinton GE, Salakhutdinov RR. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of The Acm, 2017, 60(6): 84-90.
- [6] 栗科峰, 黄全振. 融合深度学习与最大间距准则的人脸识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(05): 206-210.
- [7] 王宪保, 李洁, 姚明海, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(6): 517-523.
- [8] 吕启, 窦勇, 牛新, 等. 基于DBN模型的遥感图像分类[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(09): 1911-1918.
- [9] Chen Y, Lin Z, Xing Z, et al. Deep Learning-Based Classification of Hyperspectral Data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 7(6): 2094-2107.
- [10] 刘飞, 张俊然, 杨豪. 基于深度学习的医学图像识别研究进展[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(01): 86-94.
- [11] 何雪英, 韩忠义, 魏本征. 基于深度学习的乳腺癌病理图像自动分类. 计算机工程与应用, 2018, 54(12): 121-125.
- [12] 张泽中, 高敬阳, 吕纲, 等. 基于深度学习的胃癌病理图像分类方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 263-268.
- [13] Kermany D S, Goldbaum M, Cai W, et al. Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning[J]. Cell, 2018, 172(5): 1122-1131.
- [14] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于GoogLeNet深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(07): 30-35.
- [15] 徐旭东, 马立乾. 基于迁移学习和卷积神经网络的控制图识别[J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 290-295.
- [16] 彭利华, 卢涵宇, 袁咏仪. 基于KNN分类器的地表冻融判别研究[J]. 云南地理环境研究, 2021, 33(06): 23-29.
- [17] 王昕. 数据挖掘技术在提升电信业欠费预测及控制能力中的应用[J]. 电信技术, 2014(07): 36-39.
- [18] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [19] Uggla L, Perillo T, Cuocolo R, et al. Meningioma MRI radiomics and machine learning: systematic review, quality score assessment and meta-analysis[J]. Neuroradiology, 2021, 1-12.
- [20] 张巧丽, 赵地, 迟学斌. 基于深度学习的医学影像诊断综述[J]. 计算机科学, 2017, 44(S2): 1-7.
- [21] Shen D, Wu G, Suk H I. Deep Learning in Medical Image Analysis[J]. Annual Review of Biomedical Engineering, 2017, 19(1): 221-248.

## 致谢

在我的毕业论文即将完成之际，不禁感慨时光匆匆，大学四年一晃而过，回想大学的这四年里面，我的心情许久也不能够平复，在我的求学生涯里面，有着许多老师、家长同学的帮助。尽管求学路途艰辛，但是我也从中收获很多。我有很多人想要感谢。

首先我要向我的论文指导老师孟晓静老师表示感谢，感谢孟老师在我的毕业实习以及论文写作上的悉心指导，从论文的选题到论文的修改等一系列的过程里面给予了我她的真诚鼓励以及中肯的建议，她对于科研的严谨的态度以及对于工作的细心对我产生了很大的影响，这让我懂得无论是在科研还是工作，都应该一丝不苟，这样才能取得好成绩以及会减少工作中所发生的失误。

其次我还要感谢我的辅导员老师朱老师，在大学学习期间还是考研期间，每每我遭遇挫折，我都会寻求朱老师的建议，他的每一条建议都给了我的求学生涯很大的帮助。

其次我要感谢我的女朋友成玲同学，感谢她在我完成毕业论文时候的陪伴与帮助。

其次我还要感谢我的母校徐州医科大学以及所有带教过我的老师，徐州医科大学作为江苏的著名的医科大学，在这里我遇到了很多优秀的人，在学校里面，每一个人都满怀对知识的渴望，在这种浓厚学习氛围的感染下，我也禁不住的学习更多前沿的知识，不停的提高以及完善自己，使得自己成为对国家对社会有用的人。我还要感谢每一个指导过我的老师，他们的指导夯实了我的理论基础，使得我可以在科研这条道路上走的更远。

我还要感谢我的家人，是他们在我这十几年的求学生涯中默默支持，在我遇到困难的时候耐心的给我进行排解困难，给我提出他们的意见以及建议。

我要感谢每一个在我成长道路上支持过以及指导过我的人。感谢你们，是你们让我的人生道路越走越顺。

最后，我会努力学习，用自己的奋斗去报效国家与社会。

表格检测详细结果

- 说明：1. 总文字复制比：被检测论文总重合字数在总字数中所占的比例
2. 去除引用文献复制比：去除系统识别为引用的文献后，计算出来的重合字数在总字数中所占的比例
3. 去除本人文献复制比：去除作者本人文献后，计算出来的重合字数在总字数中所占的比例
4. 单篇最大文字复制比：被检测文献与所有相似文献比对后，重合字数占总字数的比例最大的那一篇文献的文字复制比
5. 复制比：按照“四舍五入”规则，保留1位小数
6. 指标是由系统根据《学术论文不端行为的界定标准》自动生成的
7. 红色文字表示文字复制部分;绿色文字表示引用部分(包括系统自动识别为引用的部分);棕灰色文字表示系统依据作者姓名识别的本人其他文献部分
8. 本报告单仅对您所选择的比对时间范围、资源范围内的检测结果负责



 [amlc@cnki.net](mailto:amlc@cnki.net)

 <https://check.cnki.net/>