

引用格式: 赵京霞, 钱育蓉, 张猛, 等. 基于卷积神经网络的乳腺疾病检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(7): 48-53.
[ZHAO J X, QIAN Y R, ZHANG M, et al. Detection algorithm of breast disease based on convolution neural network[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(7): 48-53.]

基于卷积神经网络的乳腺疾病检测算法

赵京霞, 钱育蓉, 张 猛, 杜 娇
(新疆大学 软件学院, 新疆 乌鲁木齐 830046)

摘 要: 为提高计算机辅助乳腺疾病检测的准确率, 提出一种基于卷积神经网络的乳腺疾病检测算法. 首先, 分别从卷积神经网络中提取图像的浅层特征与深层特征并对其进行加权融合; 其次, 通过在卷积神经网络中构建空间金字塔池化层, 实现了卷积神经网络的多尺度输入; 最后, 在 Mammographic Image Analysis Society(MIAS)数据集上进行验证实验. 实验结果表明, 本文提出的乳腺疾病检测算法平均准确率高达 94.93%, 与其他乳腺疾病检测算法进行对比实验可知, 本文提出的乳腺疾病检测算法具有更高的检测准确率.

关键词: 卷积神经网络; 特征融合; 空间金字塔池化; 尺度无关; 乳腺疾病检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7180(2019)07-0048-06

Detection algorithm of breast disease based on convolution neural network

ZHAO Jing-xia, QIAN Yu-rong, ZHANG Meng, DU Jiao
(School of Software, Xinjiang University, Urumqi 830008, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of computer-aided breast disease detection, a breast disease detection algorithm based on convolution neural network is proposed. Firstly, the shallow and deep features of the images are extracted from the convolution neural network, and then fuse them in a weighted way. Secondly, the multi-scale input of the convolution neural network is realized by using the spatial Pyramid pool algorithm. Finally, the algorithm is tested on the Mammographic Image Analysis Society (MIAS) data set. The experimental results show that the average accuracy rate of the breast disease detection algorithm is up to 93.32%. Compared with other breast disease detection algorithms, the breast disease detection algorithm proposed in this paper has higher detection accuracy.

Key words: convolutional neural network; features fusion; spatial pyramid pooling; scale-independent; detection of breast disease

1 引言

乳腺癌是全世界妇女中发病率最高的恶性肿瘤, 它通常被认为是发达国家人口的常见疾病, 但近 50% 的乳腺癌病例和约 58% 的死亡病例发生在欠

发达国家. 根据世界卫生组织报导, 早期阶段检测出乳腺癌大大增加了建立成功治疗计划的可能性. 计算机辅助诊断主要是对乳腺癌进行早期监测, 实现更加快速、准确地进行乳腺癌的诊断的目的. 目前国内学者已提出了较多针对乳腺 X 光图像的研究

方法,王之琼等人提出了基于双特征融合的乳腺肿块检测方法^[1];胡学伟等人提出了基于邻域关系模糊粗糙集的医学图像分类研究^[2],沈健等人提出了基于灰度共生矩阵的乳腺 X 光照片纹理特征提取方法^[3],这些方法均利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为分类器的训练方法.此外,还有通过人工神经网络^[4]实现乳腺疾病的诊断.以上研究方法高度依赖人工特征选择,抽取的样本往往是浅层的,不能有效的描述样本的结构信息,难以区分高维特征间的关系,导致辅助诊断的准确度较低^[5].因此,如何提高计算机辅助诊断技术对海量医学图像的诊断与分类准确率是一个值得研究的问题.

2 相关研究

目前,在计算机辅助乳腺诊断领域越来越多的研究者青睐于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[6]. CNN 是一种基于多层感知器的模型,直接用原始图像作为输入,避免前期复杂的特征提取过程,训练好的过滤器和局部邻域池化操作交替作用在输入的图片上,然后输出一系列越来越复杂的特征^[7]. Ertosun 和 Rubin 使用三种不同的 CNN 结构,分两个阶段来定位乳腺 X 光片图像中的肿瘤.第一阶段进行有无肿瘤的分类,第二阶段在存在肿瘤的图像中确定肿瘤的位置^[8]; Arevalo 等人分别用 CNN 和 SVM 作为特征提取器和分类器来对乳腺肿块进行分类,可达到 86% 的正确率. CNN 的训练过程采用了 Dropout 和极大范数正则化技术^[9]. Jiao 等人在使用 CNN 和 SVM 对乳腺肿块进行良恶性二分类时达到了较高的分类准确率.该实验中预先对原始图像进行了白化和正则化处理且用 ImageNet 的子集对 CNN 进行了预训练,分类所采用的特征从预训练的 CNN 模型中的不同层获取^[10].大量研究表明, CNN 具有分类准确率高的优势,适用于乳腺 X 光图像的疾病诊断与分类. CNN 每层学习到的特征是不同的,浅层网络包含更多层次信息,如纹理、边缘等信息;而深层网络包含抽象的语义信息^[11]. CNN 的卷积过程实质上是特征筛选与过滤的过程,但过滤掉的特征可能包含有价值的信息,甚至会影响整个网络的性能;另外,传统卷积神经网络结构输入图像的尺寸必须固定的,该限制会导致与原始图像在放缩过程中损失大量信息,空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)算法^[12]可以实现卷积神经网络的多尺度

输入.

本文提出了一种基于卷积神经网络乳腺疾病检测算法.该算法拟将卷积神经网络所提取的图像的浅层特征和深层特征相融合,获取到更多有用的特征信息,提高了乳腺疾病检测的准确率.此外,本算法还引入了空间金字塔池化,旨在实现卷积神经网络的图像多尺度输入,增强了网络的泛化能力,进一步增强本文算法的准确率^[3].

3 理论知识

3.1 卷积神经网络

卷积神经网络是一种受生物启发的前馈网络,其特征是稀疏的局部连通性和神经元间的权值共享性,它在图像处理领域有着突出的表现.

一般情况下,卷积神经网络模型由输入层、卷积层、激活层、池化层、全连接层和输出层组成.输入层可以将原始图像作为输入;卷积层的作用主要是用来进行特征提取;激活层通过加入非线性因素来增强模型的表达能力,通常紧接在卷积层之后;池化层对输入的特征图进行压缩,一方面使特征图变小,简化网络计算复杂度,另一方面进行特征压缩,提取主要特征,通常,一个卷积神经网络模型中包含多个卷积层、激活层和池化层;全连接层则是把分布式特征映射到样本标记空间(特征整合到一起,输出为一个值),减少特征位置对分类的影响;输出层对分类结果进行输出.卷积神经网络的基本结构如图 1 所示.

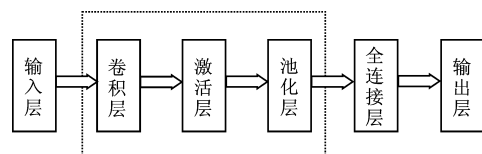


图 1 卷积神经网络基本结构图

3.2 特征加权融合

加权是为了强调某一要素在整个要素体系中的重要程度而赋予这个要素某一特征值的过程,特征值一般用数值表示,该值被称为这一要素的加权系数.对空间中的每一个特征向量赋予一定的权重值从而使原来的特征更具代表性的过程称为特征加权.

将融合后的特征标记为 X , 不同层所提取的特征分别标记为 $f_1, f_2, f_3, f_4, \dots, f_n$, 则有:

$$X = f_1\omega_1 + f_2\omega_2 + f_3\omega_3 + \dots + f_n\omega_n \quad (1)$$

式中, ω 表示每一层特征的权重值,且 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \dots + \omega_n = 1$. 对特征向量分配权重时能够较好地提

表 2 实验环境的配置参数

参数	数值
操作系统	Ubuntu 14. 04
CPU	Intel Xeon 2. 10 GHz
GPU	GeForce GTX1080/8G
RAM	32G/DDR3/2. 10 GHz
CUDA 版本	CUDA8. 0
cuDNN 版本	cudnn-7. 5
基本线性代数子库	Atlas
OpenCV 版本	OpenCV3. 3. 0

5.2 数据增强

由于 MIAS 数据集集中的每幅原始图像的左右两侧均为黑色边框,这对图像的识别影响几乎是不存在的,所以首先将原始图像裁剪为 $1\,024\times 512$ 个像素.另外,在深度学习中,为了增强网络的鲁棒性,避免出现过拟合现象,需要输入充足的数据量.为了得到更加充足的数据,通常通过数据增强的方式来扩充数据集的样本量.常见数据增强方式有:随机裁剪、旋转变换、平移变换、尺度变换以及 PCA 白化等.几何变换只是在图像平面上进行像素的重新安排而不改变图像的像素值,可以保留更多原始图像的信息.本文采用旋转的方式来实现数据集的扩充,每个图像以原点为中心分别被旋转 θ 角度,图像旋转的算法如算法 3 所示.

算法 3 图像以原点为中心实现旋转

- 输入:原始的乳腺 X 光图像.
- 输出:更新后的乳腺 X 光图像.
- Step1:定义变量 w 和 h 分别为原始图像的宽和高;
- Step2:将角度变换成弧度;
- Step3:计算新图像的宽度和高度;
- Step4:通过 OpenCV 得到旋转矩阵;
- Step5:计算得到更新后的图像;

经过旋转变换后像素的坐标式为式(2).

$$\begin{bmatrix} x_i & y_i & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(2)

经过上述的数据增强处理后,原始的数据集规模得以扩充.由于每个图像分别被旋转了 $-90^\circ,90^\circ$ 和 180° ,现有数据集扩充为原始数据集的 3 倍,扩充后的数据集共 966 幅乳腺 X 光图像,其中正常图像 624 幅,良性图像 189 幅,恶性图像 153 幅.实验数据集的分布如表 3 所示.

表 3 实验数据集分布

	数据集 (966 幅)	训练集 (642 幅)	测试集 (324 幅)
正常样本	624	437	187
良性样本	189	132	57
恶性样本	153	107	46

5.3 实验设计

为了验证本文所提出算法的有效性,通过三组实验来进行对比分析.

实验 1:特征融合对乳腺疾病检测结果的影响

卷积神经网络的每一层均会产生不同的输出,选择不同层网络的输出进行特征加权融合就会得到增强的特征.为了验证不同层特征对乳腺疾病检测准确率的影响,分别用不同卷积层提取的特征(此处记为特征 1、特征 2、特征 3 和特征 4)结合 SVM 分类器来进行乳腺疾病的检测,平均检测准确率如图 3 所示.

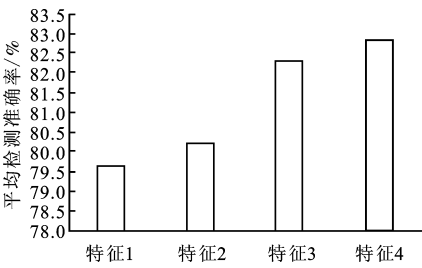


图 3 不同特征对乳腺疾病检测准确率影响

由图 3 可知,不同层的所提取的特征对乳腺疾病检测准确率的影响有所不同,深层特征较浅层特征检测准确率更高,因此在加权融合过程中应当赋予深层特征较大权重.

在网络结构和数据量相同的情况下,4 种不同的特征融合方式如表 4 所示.

表 4 不同特征融合方式下检测准确率

融合方式	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	平均检测准确率/%
①	0	0.05	0.15	0.8	92.47
②	0.05	0.1	0.2	0.65	94.93
③	0.1	0.15	0.25	0.5	93.07
④	0.15	0.2	0.3	0.35	91.66
⑤	0.25	0.25	0.25	0.25	90.82

本文所采用的是第②种特征加权融合方式,实验结果表明,本文所提出的将浅层特征和深层特征进行特征加权融合后的乳腺疾病检测准确率较高.若选择较为浅层的特征,该特征未得到有效筛选,包含较多冗余信息,同时也引入了较多的噪声,不利于

提高乳腺疾病检测的准确率;若选择较为深层的特征,该特征在特征筛选过程中丢失了较多的有用信息,不能为新特征带来更多的信息,整个网络的性能会因此受到影响.因此,在采用本文所提出特征加权融合算法时疾病检测准确率更高.

实验 2:空间金字塔池化对实验的影响

首先测试了在 MIAS 数据集中,模型中添加了空间金字塔池化层(SPP)的未添加空间金字塔池化层的检测准确率进行比较,如表 5 和表 6 混淆矩阵所示.

表 5 未添加 SPP 层的乳腺疾病检测混淆矩阵

真实/预测	0	1	2
0	598	15	11
1	17	169	3
2	9	5	139

表 6 添加 SPP 层的乳腺疾病检测混淆矩阵

真实/预测	0	1	2
0	605	12	7
1	10	173	6
2	9	4	140

由上述混淆矩阵可知,未添加 SPP 层时乳腺疾病检测正确率为 93.69%,添加了 SPP 层后乳腺疾病检测正确率为 94.93%.该混淆矩阵中 0、1、2 分别表示良性、恶性、正常三个种类,此处准确率的计算方式为对角线元素之和除以所有元素之和.

另外,在训练阶段当输入图像尺寸均为 512×512 时,将添加了空间金字塔池化层和未添加空间金字塔池化层的模型的训练效果进行了比较,如图 4 所示.

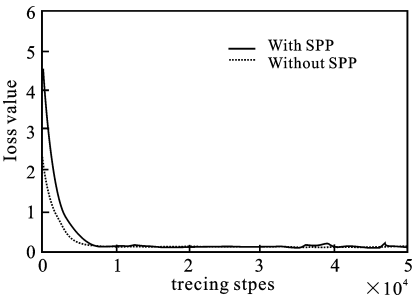


图 4 有无金字塔层训练结果对比

从图中得知,训练数据相同的情况下,加入空间金字塔池化方法后,会加快模型的收敛速度,因为金字塔池化是从粗到精的特征提取过程,可以快速筛选出有用的关键信息,且对数据的泛化能力好.

实验 3:与其他乳腺疾病检测算法的对比

本文采用深度学习算法中的卷积神经网络对 MIAS 数据集中的乳腺 X 光图像进行疾病检测.相比于传统的浅层学习算法,该算法人工干预少,检测准确率较高.

为了说明本文所提算法的有效性,与传统的浅层学习算法进行了比较,对比结果如表 7 所示.

表 7 不同 CNN 检测算法下乳腺疾病检测准确率对比

检测算法	准确率/%
双侧特征融合+SVM ^[1]	91.47
领域关系粗糙集+SVM ^[2]	86.00
边缘检测+SVM ^[3]	88.79
本文算法	94.93

实验结果表明,传统的浅层学习算法虽然也可用于对乳腺疾病的检测,但由于其高度依赖人工特征选择,所提取的特征不能充分表达图像信息,导致检测的准确率均低于本文算法.

5.4 结果分析及结论

由实验一可知:在相同网络结构和数据量前提下,选取浅层特征与深层特征进行特征融合要比不进行融合时的准确率高,特征加权融合方法可以有效提升乳腺疾病检测的准确率.

由实验二可知:空间金字塔池化不仅使得任意大小的图像输入成为可能,而且较未添加空间金字塔池化层的卷积神经网络还可以加快模型的收敛速度,提高 1%—2%的乳腺疾病检测准确率.

由实验三可知:卷积神经网络不依赖人工特征选择,抽取的特征既包含浅层的也包含深层的,能够有效的描述样本的结构信息,区分高维特征间的关系,导致辅助诊断的准确度较高.

综上可知,本文提出的乳腺疾病检测算法检测准确率要优于其他已有算法;在将浅层特征与深层特征进行特征融合并结合空间金字塔池化算法后对乳腺疾病检测的准确率达到 94.93%;采用几何变换算法进行了数据增强,避免了过拟合现象,增强了网络的泛化能力.

6 结束语

为了提高乳腺疾病检测准确率,本文提出了一种基于卷积神经网络的乳腺疾病检测算法,通过将卷积神经网络浅层特征与深层特征进行融合,提高了特征表达能力;然后结合了空间金字塔池化,实现了图像的多尺度输入,增强了模型的泛化能力;在 MIAS 数据库上进行了验证实验,实验结果表明,该

算法可以提高乳腺疾病的检测性能,提高了乳腺疾病检测的准确率.

下一步工作将考虑构建多 GPU 并行框架下的深度卷积神经网络,以充分发挥其数以千计计算核心的高效并行计算能力,进一步提高深度卷积神经网络的训练速度.

参考文献:

- [1] 王之琼,王培,于戈,等. 双侧特征融合的乳腺肿块检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015(6): 1024-1031.
- [2] 胡学伟,蒋芸,邹丽,等. 基于邻域关系模糊粗糙集的医学图像分类研究[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(4):739-746.
- [3] 沈健,蒋芸,张亚男,等. 基于边缘检测的多类别医学图像分类方法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(5):1028-1034.
- [4] PENG W, MAYORGA R V, HUSSEIN E M. An automated confirmatory system for analysis of mammograms[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2016(125):134-144.
- [5] 何克磊,史颖欢,高阳,等. 一种基于原型学习的多示例卷积神经网络[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1265-1274.
- [6] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6):1229-1251.
- [7] 吕鸿蒙,赵地,迟学斌. 基于增强 AlexNet 的深度学习阿尔茨海默病的早期诊断[J]. 计算机科学, 2017, 44(s1):50-60.
- [8] ERTOSUN M G, RUBIN D L. Probabilistic visual search for masses within mammography images using deep learning[C]//IEEE International Conference, Stanford School of Medicine, CA USA, 2015: 1310-1315.
- [9] AREVALO J, GONZ ALEZ F A, RAMOS-POLL R, et al. Convolutional neural networks for mammography mass lesion classification[C]//The 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Milan, Italy, 2015:797-800.
- [10] JIAO Z, GAO X, WANG Y, et al. A deep feature based framework for breast masses classification[J]. Neurocomputing, 2016:221-231. DOI:10.1016/j.neucom.2016.02.060.
- [11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [12] 石学超,周亚同,池越. 基于多层特征融合可调监督函数卷积神经网络的人脸性别识别[J/OL]. 计算机应用研究, 2019,36(3):940-944.
- [13] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Computer Science, 2014,9(4):1409-1556.

作者简介:

赵京霞 女,(1995-),硕士研究生.研究方向为图像处理与模式识别.

钱育蓉(通讯作者) 女,(1980-),博士,教授.研究方向为网络计算与遥感图像处理. E-mail:1634917033@qq.com.

张 猛 男,(1990-),硕士研究生.研究方向为图像处理与模式识别.

杜 娇 女,(1992-),硕士研究生.研究方向为混合内存与内存计算.