DOI:10.11817/j.issn.1672-7347.2019.190205
http://xbyxb.csu.edu.cn/xbwk/fileup/PDF/2019091063.pdf

基于卷积神经网络的基底细胞癌和色素痣的临床图像鉴别

谢斌[1,2]，何小宇[1]，黄伟红[2]，沈敏学[3]，李芳芳[3]，赵爽[3]

(1. 中南大学自动化学院，长沙 410083；2. 中南大学湘雅医院移动医疗教育部–中国移动联合实验室，长沙 410008；
3. 中南大学湘雅医院皮肤科，湖南省皮肤肿瘤和银屑病重点实验室，湖南省皮肤健康与疾病工程研究中心，长沙 410008)

[摘要] 目的：利用卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)算法构建基于临床图像的基底细胞癌和色素痣的智能辅助诊断模型。**方法：**首先，基于湘雅医学大数据平台构建一个大规模的以中国人种为主的皮肤疾病临床图像数据集——湘雅皮肤疾病数据集；在此数据集的基底细胞癌和色素痣的子集上评估5种主流CNN模型(ResNet50，InceptionV3，InceptionResNetV2，DenseNet121，Xception)的分类性能；以热力图的形式分析模型诊断结果的依据；将最优的CNN分类模型与30名专业的皮肤科医生对100例患者临床图像鉴别进行对比。**结果：**湘雅皮肤疾病数据集包含150 223幅带有病变区域标记的临床图像，涵盖543类皮肤疾病，且数据集内每幅图片都包含病理金标准的支持和患者的病史资料。在由349幅基底细胞癌和497幅色素痣的测试集上，最优的CNN模型为Xception，其分类正确率可以达到93.5%，其中基底细胞癌和色素痣曲线下面积(area under curve，AUC)分别为97.4%和96.9%。热力图的结果表明CNN模型能学习到与疾病鉴别相关的特征。Xception模型在鉴别基底细胞癌和色素痣的临床图像的能力与专业皮肤科医生基本相当。**结论：**本研究属于首次基于中国人种临床数据集的皮肤肿瘤的辅助诊断研究，证明了CNN模型具有对于中国人种基底细胞癌和色素痣的鉴别能力，为后续人工智能在皮肤肿瘤中的诊疗应用奠定了扎实基础。

[关键词] 卷积神经网络；基底细胞癌；色素痣；中国人种；临床图像；辅助诊断；人工智能

Clinical image identification of basal cell carcinoma and pigmented nevi based on convolutional neural network

XIE Bin[1,2], HE Xiaoyu[1], HUANG Weihong[2], SHEN Minxue[3], LI Fangfang[3], ZHAO Shuang[3]

(1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083; 2. Mobile Health Ministry of Education-China Mobile Joint Laboratory, Xiangya Hospital, Central South University, Changsha 410008; 3. Department of Dermatology, Xiangya Hospital, Central South University; Hunan Key Laboratory of Skin Cancer and Psoriasis; Hunan Engineering Research Center of Skin Health and Disease, Changsha 410008, China)

ABSTRACT　**Objective:** To construct an intelligent assistant diagnosis model based on the clinical images of

收稿日期(Date of reception)：2019-03-18

第一作者(First author)：谢斌，Email: xiebin@csu.edu.cn, ORCID: 0000-0003-2135-0694

通信作者(Corresponding author)：赵爽，Email: shuangxy@csu.edu.cn, ORCID: 0000-0001-7081-6177；李芳芳，Email: 278645527@qq.com, ORCID: 0000-0002-7474-7348

基金项目(Foundation item)：移动医疗教育部—中国移动联合实验室开放课题(YD2019-10)。This work was supported by Mobile Health Ministry of Education -China Mobile Joint Laboratory Open Project (YD2019-10), China.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

basal cell carcinoma (BCC) and pigmented nevi in Chinese by using the advanced convolutional neural network (CNN).

Methods: Based on the Xiangya Medical Big Data Platform, we constructed a large-scale clinical image dataset of skin diseases according to Chinese ethnicity and the Xiangya Skin Disease Dataset. We evaluated the performance of 5 mainstream CNN models (ResNet50, InceptionV3, InceptionResNetV2, DenseNet121, and Xception) on a subset of BCC and pigmented nevi of this dataset. We also analyzed the basis of the diagnosis results in the form of heatmaps. We compared the optimal CNN classification model with 30 professional dermatologists.

Results: The Xiangya Skin Disease Dataset contains 150 223 clinical images with lesion annotations, covering 543 skin diseases, and each image in the dataset contains support for pathological gold standards and the patient's overall medical history. On the test set of 349 BCC and 497 pigmented nevi, the optimal CNN model was Xception, and its classification accuracy can reach 93.5%, of which the area under curve (AUC) values were 0.974 and 0.969, respectively. The results of the heatmap showed that the CNN model can indeed learn the characteristics associated with disease identification. The ability of the Xception model to identify clinical images of BCC and Nevi was basically comparable to that of professional dermatologists.

Conclusion: This study is the first assistant diagnosis study for skin tumor based on Chinese ethnic clinical dataset. It proves that CNN model has the ability to distinguish between Chinese ethnicity's BCC and Nevi, and lays a solid foundation for the following application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment for skin tumors.

KEY WORDS convolutional neural network; basal cell carcinoma; pigmented nevi; Chinese ethnicity; clinical image; assistant diagnosis; artificial intelligence

近年来，深度学习的技术被广泛地运用在计算机视觉、语音识别和自然语言处理等领域[1-3]。卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)作为深度学习的代表算法之一，以其强大的特征自学习能力席卷了机器视觉领域最具权威的ImageNet大规模视觉识别挑战赛(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge，ILSVRC)的各项任务[4-6]。最近，CNN在许多医学图像分析任务中取得了很好的应用，包括图像分类任务[7-8]、检测任务[9-10]和分割任务[11-12]。在皮肤疾病的人工智能(artificial intelligence，AI)研究领域，基于CNN的方法也逐渐成为了主流，尤其是皮肤肿瘤方面的医学图像辅助诊断研究[13-18]。

Yu等[13]提出全卷积的残差网络和深度残差网络相结合的方法用于鉴别皮肤镜图像是否为黑色素瘤，在国际皮肤影像协作组织(International Skin Imaging Collaboration，ISIC)2016的数据集上，该方法分类准确率为85.5%，排名第一。Yang等[14]提出的结合区域平均值池化和基于受试者工作特征(receiver operating characteristic，ROC)指标的线性分类器的方法，任务同样是对皮肤镜图像判定是否为黑色素瘤，在ISIC 2017的公共数据集上，该方法的准确率可达到83.0%。Xie等[15]针对黑素瘤的皮肤镜图像的良恶性二分类问题提出了一种基于自生成神经网络和集成神经网络的方法，该方法在由中国人民解放军空军总医院收集的黄种人数据集和国外的白种人数据集上的测试准确率分别为94.17%和91.11%，优于其他集成模型。Wang等[16]针对色素痣和脂溢性角化的皮肤镜图像分类，采用ResNet50的CNN结构在3 015幅色素痣和2 079幅脂溢性角化的皮肤镜图像数据集上进行二分类模型的训练，在30例色素痣和30例脂溢性角化的测试集上与95名专业皮肤科医生的判别准确率进行了对比。最终的结果是CNN的识别率可以达到88.33%，略高于医生平均水平的84.47%。文中采用的数据集都是来自于北京协和医院皮肤科门诊收集的数据，标签都经过了专业医生的严格筛选。斯坦福大学Esteva等[17]在*Nature*上发表的相关论文，引起了AI诊断在皮肤肿瘤领域的研究热潮。他们利用Inceptionv3的CNN结构在一个约130 000幅、超过2 000种皮肤疾病的临床图片数据集上进行训练，在角质形成细胞癌与良性脂溢性角化病、恶性黑色素瘤与普通的色素痣的鉴别任务上证实CNN分类模型可以达到与专业皮肤科医生媲美的水平。Han等[18]使用ResNet152的CNN结构在由12种良恶性皮肤肿瘤构成的19 398幅临床图像数据集上进行了训练，在

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

480幅主要由韩国人和欧美人种构成的图像测试集上进行测试，测试结果的平均曲线下面积(area under curve，AUC)分别可以达到0.91和0.89，最后通过与16名专业皮肤科医生的对比试验证明CNN的分类与皮肤科医生诊断水平基本相当。

通过对目前皮肤肿瘤领域AI研究现状的调研，笔者发现：1)目前皮肤肿瘤领域的AI研究大多集中在皮肤镜数据[13-16]，且以黑素瘤诊断相关的研究[13-15]居多；2)缺少针对中国人的临床图像数据集的研究，虽然文献[15]和[16]是国内学者在中国人种的数据集上的研究，但是研究对象还是皮肤镜图像，文献[17]和[18]是基于临床图像的皮肤肿瘤研究，但是其数据集主体部分还是以欧美地区的白色人种病例为主，不包含中国人种的病例。

因此，笔者利用湘雅医学大数据平台构建了基于中国人种真实病例的临床图像数据集，并提出了一项针对中国人的基底细胞癌和色素痣的智能辅助诊断研究。研究的基底细胞癌和色素痣都是皮肤科常见疾病，其中基底细胞癌是世界上最常见的皮肤恶性肿瘤，而色素痣属于皮肤良性肿瘤。在临床诊断上，二者的鉴别诊断具有难度且处理方式完全不同。基底细胞癌的患者需要进行手术切除或者接受冷冻治疗，而色素痣则只需要保持定期随访和观察即可。本研究旨在探究CNN算法对于中国人种的基底细胞癌和色素痣的临床图像的鉴别能力，推动AI诊断研究在中国的发展，为医疗资源薄弱地区的基层医生和患者提供智能化诊断的帮助。

1 材料与方法

1.1 构建数据集

从2016年1月至2018年12月，在湘雅医院皮肤科门诊对皮肤病患者数据进行采集。

采集工作由湘雅医院的9名皮肤科医生完成。以皮损部位的病理诊断结果作为采集图像的真实标签。采用的图像采集设备为专业的高清数码相机，以皮损的主要部位为拍摄图像中心。对单个患者的1个皮损部位，根据皮损的具体大小调整拍摄的距离以确保采集得到3幅不同缩放程度的图像，采取不同缩放程度的图像输入的训练方式将会使模型识别效果更加稳定。为排除复杂背景的干扰对于卷积神经网络识别算法的影响，拍摄的背景为纯黑色或者其他纯色背景。

数据清理和标注工作由多位皮肤科专家和深度学习算法专家合作完成。为确保数据标签的有效性和准确性，对采集得到的图像数据进行严格地清理。剔除其中成像质量低(图像模糊不清)、标签错误(标签与患者的病史不符)和包含明显的人体部位信息(如鼻子、眼睛)的图像，并以患者为单位对于图像数据进行组织、整理。

对清理后的图像利用开源的图像标注软件labelImg(https://github.com/tzutalin/labe-lImg)进行病变区域的再次框选，以获得更加精确的皮肤皮损区域，数据标注和标注后图像的保存操作如图1所示。图像中出现的毛发、衣物等与这两类疾病鉴别无关的干扰因素，都将在这一阶段尽量去除。

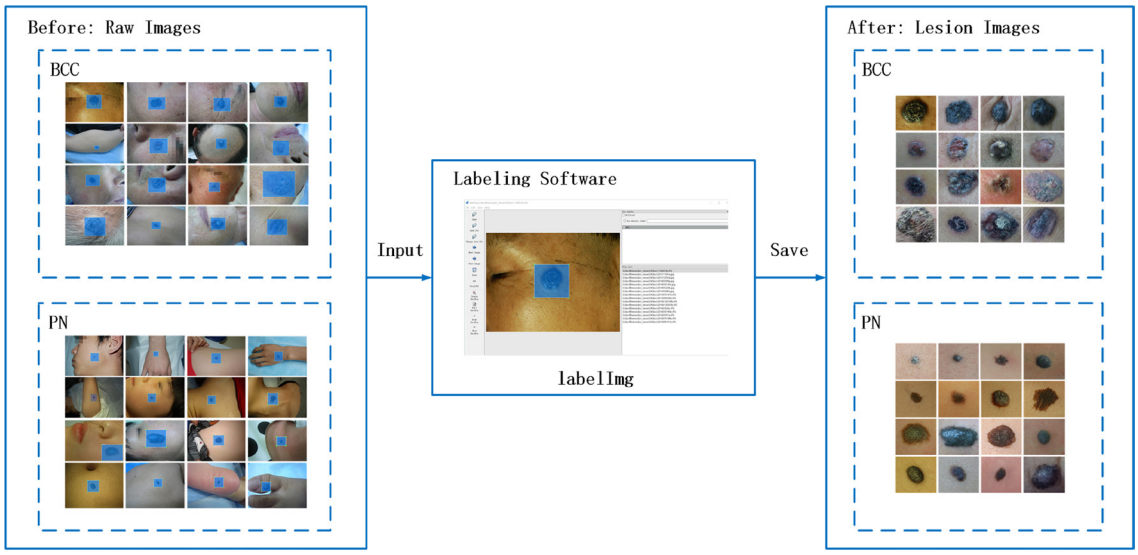


图1 数据标注操作

Figure 1 Data labeling operation

Software of LabelImg was used to get the lesion images from their own raw images

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1.2 利用CNN构建二分类模型

利用CNN算法构建一个基底细胞癌和色素痣的自动鉴别模型。为探究不同CNN算法对于这2种疾病的鉴别能力，选取近年在ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)上拥有较好成绩的5种主流CNN算法：ResNet50[19]，InceptionV3[20]，InceptionResNetV2[21]，DenseNet121[22]，Xception[23]。为保证实验的准确性，将图像按照患者分为训练集和测试集(测试集与训练集不存在患者的重叠)。其中，训练集有基底细胞癌患者187例(1 109幅)和色素痣患者224例(1 208幅)，测试集有基底细胞癌患者63例(349幅)和色素痣患者75例(497幅)。为保证对CNN算法性能的公正性评估，5种CNN训练均保持同样的硬件配置，迭代相同次数，均采用从ImageNet数据集(约130万幅日常生活的图像)的预训练参数上进行迁移学习。

1.3 性能指标评价方法

采用绘制ROC曲线和计算4个性能评价指标的方式来评价二分类模型的训练效果。4个指标分别为正确率、灵敏度、特异度、ROC曲线的AUC。正确率衡量的是分类器的分类准确率，正确率值越大表示分类器分类结果与真实确诊结果越接近。灵敏度衡量的是分类器的真阳性率，灵敏度值越大表示该疾病的漏诊率越低。特异度衡量的是分类器的真阴性率，特异度值越大表示该疾病的误诊率越低。AUC被广泛用于医学诊断领域的模型评价，AUC在50%~70%时说明诊断结果有较低准确性，70%~90%时有一定准确性，90%以上时有较高准确性。

1.4 诊断结果的可视化方法

目前CNN在图像分类、物体检测和图像语义分割任务中取得了一系列的成功，但是关于CNN提取的特征和预测结果的可解释性，一直没有一个比较好的结果。传统方法中的人工特征设计是基于研究人员的经验和相关领域的专家知识得来的，因此具有较高的解释性。但是在CNN模型中，深层的神经网络模型和大量的自学习的参数使模型变得很难解释。Selvaraju等[24]提出的加权梯度类激活映射(gradient-weighted class activation mapping，Grad-CAM)为CNN的可解释性做出了很大贡献。Grad-CAM可以通过构建类似热力图(heatmap)的形式，直观展示出卷积神经网络学习到的特征。本研究采用热力图的方法定位输入图像对于分类模型的输出贡献较大的区域。

1.5 模型与医生诊断的对比

将经过训练得到的CNN二分类模型与湘雅医院的30名有5年以上皮肤科临床工作经验的医生进行基底细胞癌和色素痣的读图判别能力的对比。对比的图像为经过病理金标准确诊的50例基底细胞癌和50例色素痣患者的临床图像，每个病例挑选1幅图像，共计100幅。一方面，制作1个医生阅片的网站，医生可以自由地在线上对于这100幅临床图像进行判读，给出该病例是基底细胞癌还是色素痣的诊断，每例的判读时间不超过30 s。网站后台将对将判读结果与真实金标准结果对比，得到每位医师判读准确率；另一方面，直接将100例图像输入CNN模型，同样对模型给出的每例的判断结果与真实值进行比较，得出CNN的判读准确率。

2 结 果

2.1 数据集的基本情况

数据集内有150 223幅，543类的皮肤疾病临床图片，且数据集内每幅图片都有患者的病理和病史作为支持。其中基底细胞癌图片1 458幅(250例)；色素痣图片1 705幅(299例)。图2是本数据集部分样例图片的展示。

2.2 5种CNN模型分类结果的比较

用5个训练好的CNN模型对测试集的349幅基底细胞癌和497幅色素痣的图像进行测试，ROC曲线和4个性能评价指标的结果均显示：5种CNN模型均具有很好的识别基底细胞癌和色素痣的能力。从基底细胞癌和色素痣的单种疾病的AUC值来看，Xception的分类结果是最优的，分别可以达到0.974和0.969；而且从整体上来看，Xception的整体正确率也是最优的，可以达到93.5%(图3，表1)。

2.3 诊断结果的可视化

采用Grad-CAM的理念，将Xception的最后一个卷积层学到的参数作为对应的特征图的权重，而后通过一系列的反卷积和反池化操作采样到和输入图片同样大小的像素空间。CNN的最后一个卷积层具有最强的空间信息和语义信息，能提供CNN模型分类依据的可解释性因素。热力图(图4)中(2)为(1)和(4)的叠加输出，颜色偏深红色的像素点是CNN模型判断结果重点考虑的部位。Xception模型对输入的图像基本都能定位到皮损发生的大体部位和形状，且能做出正确的分类结果；但热力图的深色位置与原图的皮损位置也存在一些不一致。

2.4 机器与医生的对比

在经过病理金标准确诊的50例基底细胞癌和50

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

例色素痣的测试数据集上，CNN模型与30名专业皮肤科医生诊断结果比较见表2。CNN模型对于基底细胞癌和色素痣的分类准确率分别为90%和94%，总体准确率为92%。30名皮肤科医生对于基底细胞癌和色素痣的平均分类准确率分别为88.46%和90.48%，总体平均准确率为89.47%。



图2 湘雅皮肤疾病数据集部分图片展示

Figure 2 Some pictures in Xiangya Skin Disease Dataset

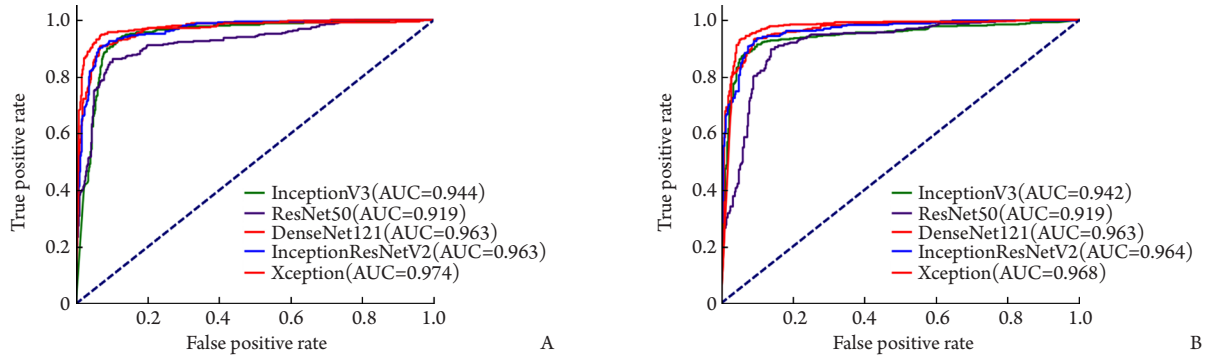


图3 5种CNN模型的ROC曲线

Figure 3 ROC curves of 5 CNN models

A: Basal cell carcinoma; B: Pigmented nevi

表1 5种CNN模型结果的对比

Table 1 Comparison of the classification results of 5 CNNs

CNN模型	基底细胞癌(349幅，63例)				色素痣(497幅，75例)				总体
	正确率/%	灵敏度/%	特异度/%	AUC/%	正确率/%	灵敏度/%	特异度/%	AUC/%	正确率/%
InceptionV3	88.5	93.4	88.1	94.4	92.0	88.1	93.4	94.2	90.5
ResNet50	86.3	86.3	89.7	91.9	89.7	89.7	86.3	91.9	88.3
InceptionResNetV2	90.3	90.0	93.6	96.3	92.8	93.6	90.0	96.4	91.7
DenseNet121	90.3	90.8	93.2	96.3	93.4	93.2	90.8	96.3	92.1
Xception	93.4	94.8	93.0	97.4	93.6	93.0	94.8	96.9	93.5

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

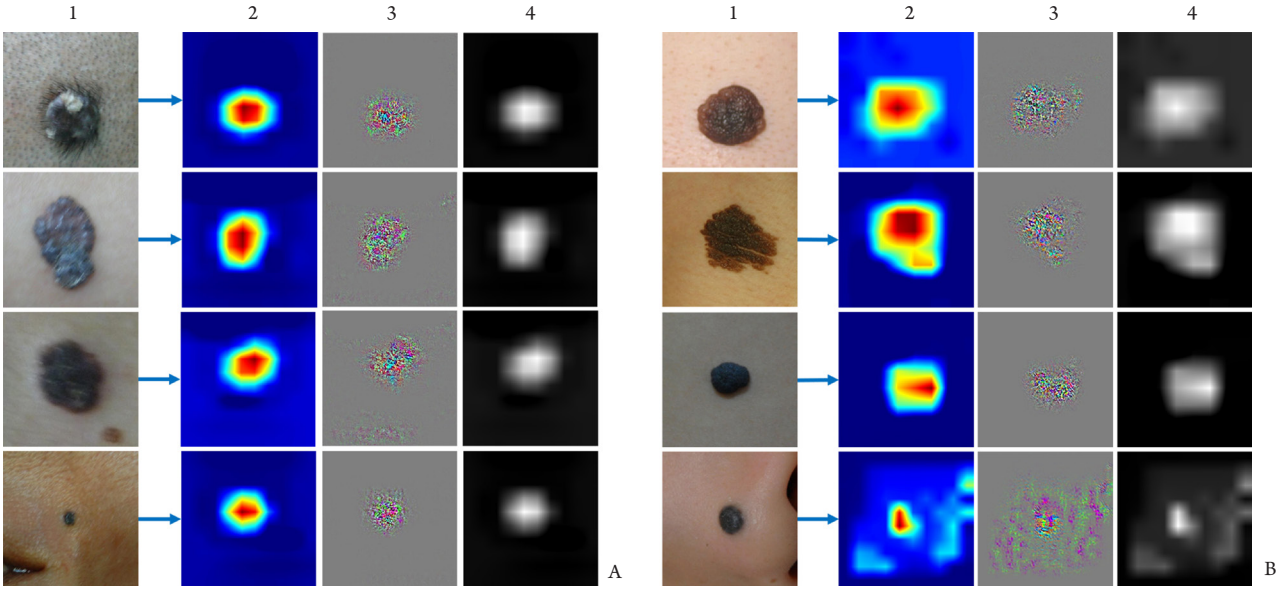


图4 Xception模型判断结果的可视化

Figure 4 Visualization of the judgment results of Xception model

A: Basal cell carcinoma; B: Pigmented nevi. 1: Input images; 2: Heatmap for the combination of 1 and 4; 3: Output of guided propagation; 4: Corresponding output of grad-CAM method

表2 Xception诊断模型与30名专业皮肤科医生的对比

Table 2 Comparison of Xception diagnostic models with 30 professional dermatologists

组别	基底细胞癌(50例)		色素痣(50例)		总体准确率/%
	准确诊断的例数	准确率/%	准确诊断的例数	准确率/%	
医生	44	88	45	90	89
Xception	45	90	47	94	92

3 讨 论

受卷积神经网络算法在医学图像分析任务中取得的一系列成果的启发，本研究首先建立了一个大规模的以中国人种为主的带有病变区域标注的皮肤疾病临床图像数据集——湘雅皮肤疾病数据集。本数据集是目前世界范围内用于计算机辅助诊断(computer aided diagnosis，CAD)系统的最大的中国人种的皮肤疾病临床图像数据集。在此数据集上，笔者探究了5种主流CNN算法对于基底细胞癌和色素痣的识别能力。在测试集上，最优的分类模型Xception可以达到93.5%的分类正确率，且对于单种疾病基底细胞癌和色素痣的分类的AUC为97.4%和96.9%。

针对CNN算法可解释性弱的问题，本研究采用Grad-CAM技术实现了分类结果的可视化。根据网络输出的热力图可以看出，CNN的自动分类算法确实可以学习到鉴别疾病的相关特征，验证了CNN模型自动学习的疾病特征的正确性。热力图的深色位置与原图的皮损位置的不一致，可能是由于图像经过一系列的卷积和上采样操作之后，导致热力图和原图存在了一定程度的位置偏差。

将最优的分类模型Xception与专业的皮肤科医生进行比较，结果表明Xception模型的鉴别能力与专业皮肤科医生基本相当，甚至略微优于医生。笔者分析导致这一结果的主要原因是医生的诊断需要结合病史或者部位，而对比实验的规则是根据CNN诊断模型而设定的，即只读入临床图像进行判别。这种诊断场景对于医生来说不太熟悉，CNN模型以其强大的特征学习和图像分类能力在这个方面就凸显了自己的优势。值得强调的是，这个对比实验，只是说明了CNN模型的“读图鉴别”能力比医生略优，不代表实际的诊断能力。

笔者收到了专家、医生们对于组织“人机对战”的宝贵建议，如对医生需要给出皮损的明确部

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

位、患者的基本病史(如发病的年龄、性别等)以及既往史等。这些反馈暴露了本模型的缺点。本模型考虑的输入数据只有临床图像，没有考虑患者其他维度的临床信息。当本诊断模型需要诊断基底细胞癌和色素痣之外的更多类别的疾病时，这种纯图像输入的模型的劣势就会凸显出来。因此，笔者认为CNN的诊断模型也需要还原临床的真实诊断环境。

综上所述，本研究有助于协助基层医院医生进行基底细胞癌和色素痣的初级诊断，辅助医生进行基本的诊疗决策，同时还能为患者实现智能自诊，具有很大的应用前景和社会意义。图5描述了患者自诊的一个简单使用流程：患者通过智能手机拍摄上传皮损处的照片，经过系统的分析后便可以得到相应的诊断结果，然后患者可以根据诊断意见决定是否去医院就医。本系统如果经过推广使用，可大大地缓解患者就医难的问题，同时也减轻了医院的压力。

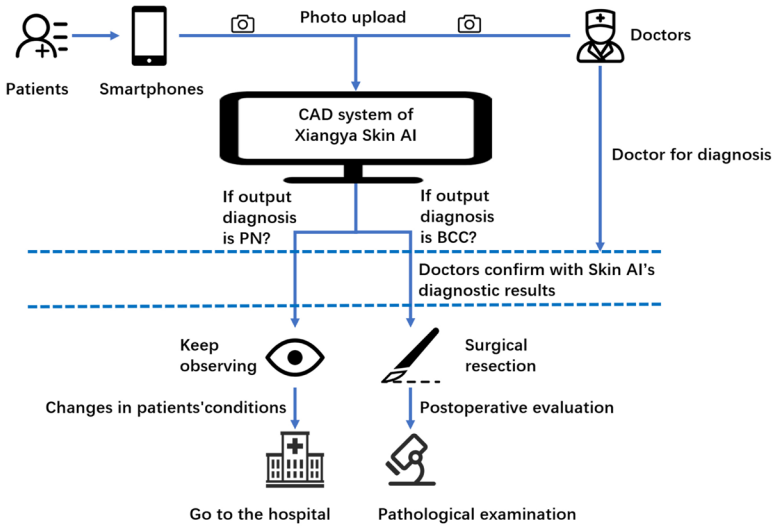


图5 本研究在实际中的应用场景

Figure 5 Application scenarios of this study in practice

笔者下一步的工作将结合病史等更多维度的医学诊断信息，扩充分类的疾病种类，更大程度地还原临床真实的诊断环节，开发在临床环境中稳定使用的AI工具，推动AI的疾病辅助诊断的落地应用，服务广大的医生和患者。

利益冲突声明：作者声称无任何利益冲突。

参考文献

[1] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.

[2] Sainath TN, Weiss RJ, Wilson KW, et al. Multichannel signal processing with deep neural networks for automatic speech recognition[J]. IEEE-ACM Trans Audio Speech Lang, 2017, 25(5): 965-979.

[3] Hörnstein J, Gustavsson L, Lacerda F, et al. Multimodal word learning from infant directed speech[C]//2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2009: 2748-2754.

[4] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Comput, 2006, 18(7): 1527-1554.

[5] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2015: 448-456.

[6] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 7132-7141.

[7] Setio AAA, Ciompi F, Litjens G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1160-1169.

[8] Anthimopoulos M, Christodoulidis S, Ebner L, et al. Lung pattern classification for interstitial lung diseases using a deep convolutional

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

neural network[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1207-1216.

[9] Shin HC, Roth HR, Gao M, et al. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1285-1298.

[10] Tajbakhsh N, Shin JY, Gurudu SR, et al. Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning?[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1299-1312.

[11] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Berlin: Springer, 2015: 234-241.

[12] Chen H, Qi X, Yu L, et al. DCAN: Deep Contour-aware networks for accurate gland segmentation[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 2487-2496.

[13] Yu L, Chen H, Dou Q, et al. Automated melanoma recognition in dermoscopy images via very deep residual networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(4): 994-1004.

[14] Yang J, Xie F, Fan H, et al. Classification for dermoscopy images using convolutional neural networks based on region average pooling[J]. IEEE Access, 2018, 6: 65130-65138.

[15] Xie F, Fan H, Li Y, et al. Melanoma classification on dermoscopy images using a neural network ensemble model[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(3): 849-858.

[16] 王诗琪, 刘洁, 朱晨雨, 等. 皮肤科医师与深度卷积神经网络诊断色素痣和脂溢性角化病皮肤镜图像比较[J]. 中华皮肤科杂志, 2018, 51(7): 486-489.
WANG Shiqi, LIU Jie, ZHU Chenyu, et al. Comparison of diagnostic performance of dermatologists versus deep convolutional neural network for dermoscopic images of pigmented nevus and seborrheic keratosis[J]. Chinese Journal of Dermatology, 2018, 51(7): 486-489.

[17] Esteva A, Kuprel B, Novoa R, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer[J]. Nature, 2017, 542(7639): 115-118.

[18] Han SS, Kim MS, Lim W, et al. Classification of the clinical images for benign and malignant cutaneous tumors using a deep learning algorithm[J]. J Invest Dermatol, 2018, 138(7): 1529-1538.

[19] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 770-778.

[20] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 2818-2826.

[21] Szegedy C, Ioffe S, Vanhoucke V, et al. Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]// 2017 AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI). Palo Alto: AAAI, 2017: 4278-4284.

[22] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 4700-4708.

[23] Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 1251-1258.

[24] Selvaraju RR, Cogswell M, Das A, et al. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization[C]// 2017 IEEE Conference on International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2017: 618-626.

(本文编辑 郭征)

本文引用： 谢斌, 何小宇, 黄伟红, 沈敏学, 李芳芳, 赵爽. 基于卷积神经网络的基底细胞癌和色素痣的临床图像鉴别[J]. 中南大学学报(医学版), 2019, 44(9): 1063-1070. DOI:10.11817/j.issn.1672-7347.2019.190205

Cite this article as: XIE Bin, HE Xiaoyu, HUANG Weihong, SHEN Minxue, LI Fangfang, ZHAO Shuang. Clinical image identification of basal cell carcinoma and pigmented nevi based on convolutional neural network[J]. Journal of Central South University. Medical Science, 2019, 44(9): 1063-1070. DOI:10.11817/j.issn.1672-7347.2019.190205

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net