

卷积神经网络(CNN)在皮肤病

相关的研究进展综述



目录

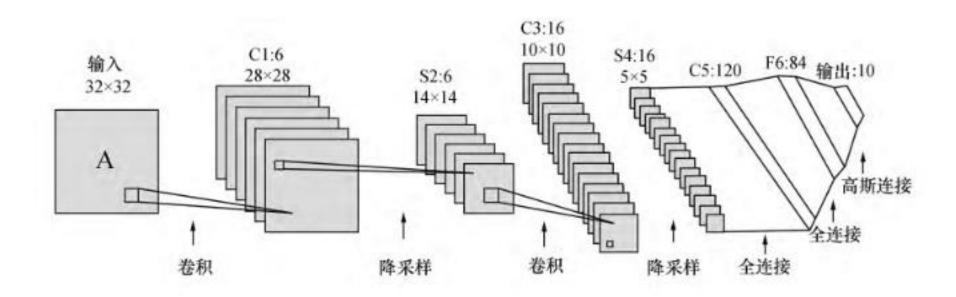
- 1 CNN模型介绍
- 2 CNN在皮肤病相关的发展历程
- 3 CNN在皮肤病相关的算法及其改进
- 4 CNN在皮肤病相关的应用
- 5 CNN在皮肤病相关的研究展望



2



CNN介绍







- 李航等人提出一种皮肤镜图像自动评估的新框架,在有限的训练数据下产生更具区分性的特征,解决黑色素瘤的类内差异大、黑色素瘤与非黑素瘤之间的类间差异小的问题。
- 何雪英等人以VGG19模型为基础架构, 训练了一个结构化的深度卷积神经网络, 实现了色素性皮肤病的自动分类

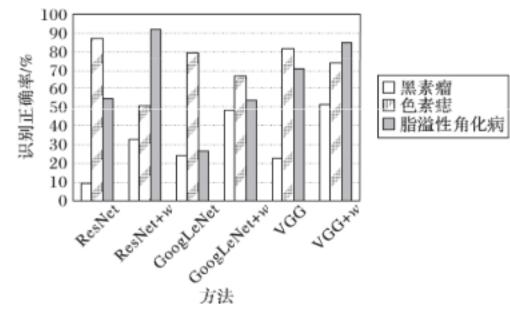


图 4 不同方法下每类的识别正确率比较

Fig. 4 Classification accuracy of each class by each method

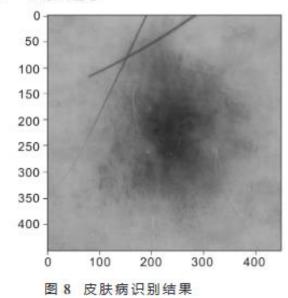
- 许美凤等人针对皮肤病中基底细胞癌与脂溢性角化病的临床特征非常相似、不易区分的问题,提出了一种面向皮肤病识别的多卷积神经网络模型融合方法,超过了CNN单模型和传统的多模型融合方法。
- Jessica Velasco等人利用MobileNet模型,对7种皮肤病进行迁移学习,并在Android应用上创建皮肤病分类系统。
- Shuchi Bhadula等人选择了五种不同的机器学习算法, 在皮肤感染数据集上执行,用来预测皮肤病的类别。
- Xin He等人实现了一种基于多个CNN模型的集成方法,并提出了一种基于对象检测的新方法,提高部分皮肤病分类的准确性。

融合类别	方法	灵敏度/%	特异度/%	准确率/%
甘工坛签的	投票法	0. 958 6	0. 973 3	0. 968 5
基于标签的 融合方法	线性回归法	0. 944 8	0.9700	0. 961 7
版ロカル	本文方法	0, 958 6	0. 973 3	0, 968 5
甘工瓶委的	投票法	0. 944 8	0. 973 3	0. 964 0
基于概率的 融合方法	线性回归法	0. 951 7	0. 973 3	0. 966 2
照ロカル	本文方法	0, 965 5	0. 973 3	0, 970 7

注:表中加粗数据为最优值。

- 李励泽等人改进了胶囊网络模型从而避免 过拟合现象发生,基于改进CapsNet针对预处 理之后的皮肤图像对色素性皮肤病可以有较 好的识别效果。
- Evgin Goceri等人使用了在图像分类中应用广泛的五种深度网络来比较对数码彩色照片中的血管瘤等三种疾病进行自动分类的性能,最终得出ResNet101会有更好的表现。
- Masum Shah Junayed等人提出了一种新的基于深度CNN的方法,用自建数据集对五种不同类型的湿疹进行分类。

Out [39]: '黑素细胞痣'



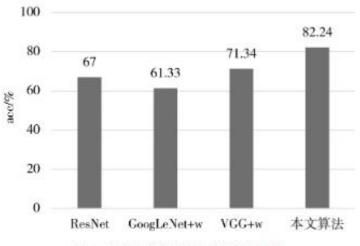
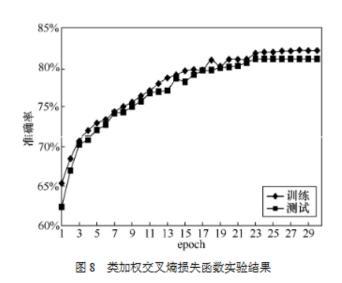


图 9 不同方法下的识别率对比

• 针对皮肤镜图像数量不充足以及各类疾病之间影像数据不平衡的问题,邵虹等人提出一种融合类加权交 叉滴损失函数和分层卷积神经网络的皮肤镜图像分类方法,具有较好的分类效果。



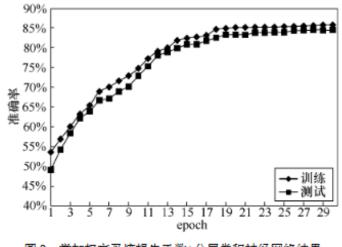


表 6	召回率、精确率和准确率	
性能指标	计算方式	值
召回率	TP/(TP+FN)	90.27%
精确率	TP/(TP+FP)	92.39%
准确率	(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)	85.94%

图 9 类加权交叉熵损失函数+分层卷积神经网络结果

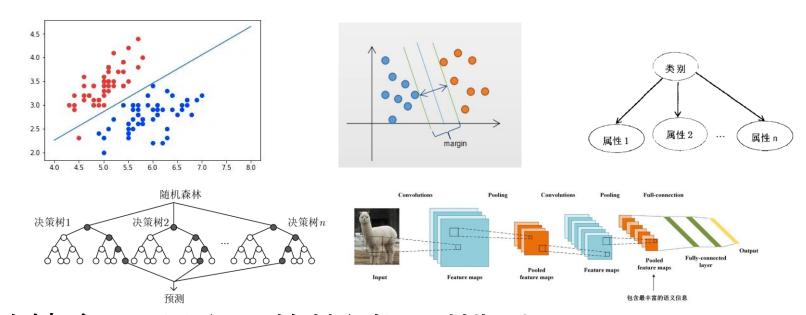


三、CNN在皮肤病相关的算法及其改进



机器学习算法与皮肤病检测

- 机器学习方法是解决皮肤病识别检测问题的主流算法
- 实现模型众多
 - 逻辑回归
 - SVM
 - 朴素贝叶斯
 - 随机森林
 - CNN
 -



• CNN: 最佳的训练精度 -> 最主要的检测识别模型

不同模型横向比较实验

• 评估:混淆矩阵 -> 准确率、召回率、F-score等等

Table- III: Precision, recall and F-1 score table for all five algorithms

	Logistic Regression			Rando	m Forest		Kerne	LSVM		Gauss	ian NB		CNN				
	Acne	Lichen Planus	Sjs Ten	Acne	Lichen Planus	Sjs Ten	Acne	Lichen Planus	Sjs Ten	Acne	Lichen Planus	Sjs Ten	Acne	Lichen Planus	Sjs Ten		
Acne	213	40	33	210	43	33	150	50	78	151	70	65	237	3	0		
Lichen Planus	55	142	42	61	134	44	71	87	81	58	124	57	1	172	0		
Sjs Ten	52	27	177	68	35	153	71	87	81	68	81	107	9	12	191		

Table-IV: Testing accuracy and training accuracy in all five methods

Table 111 Testing accounty and training accounty in an investigation							
S.No.	Machine Learning Classifier	Error Rate					
1	Logistic Regression	0.32					
2	Random Forest	0.33					
3	Kernel SVM	0.50					
4	Naive Bayes	0.53					
5	CNN	0.04					

CNN错误率仅有4%, 为精度最高模型!

原因分析:CNN的多层感知特性

CNN网络模型发展与改进

- CNN在机器学习算法中有优秀的表现效果
- CNN实现有多种的网络结构:
 - ResNet50
 - Inception V3
 - DenseNet-121
 - Xception
 - Inception-Resnet V2
 - •

28x28 image C1 feature map C3 feature map S4 feature map

知乎 @Ender

• CNN网络结构对CNN检测效果有显著影响!

多种CNN实验比较

• 使用六种皮肤病为数据集:SK, AK, ROS, LE, BCC, SCC

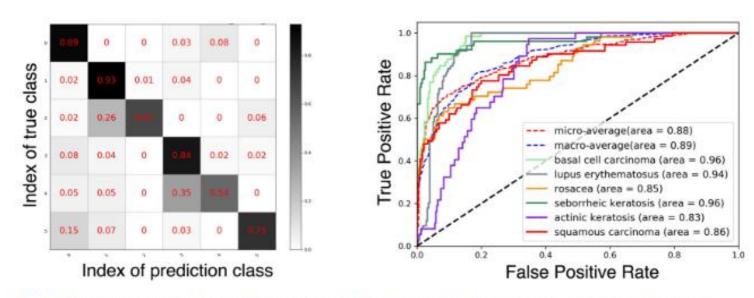


FIGURE 3. Confusion matrix (left) and ROC curve (right) of the Inception-ResNet v2 model on the test set. Class 0-5 are corresponding to BCC, LE, ROS, SK, AK, SCC respectively.

• 使用更加合理的卷积神经网络结构能够有效提升模型的性能和检测效果!

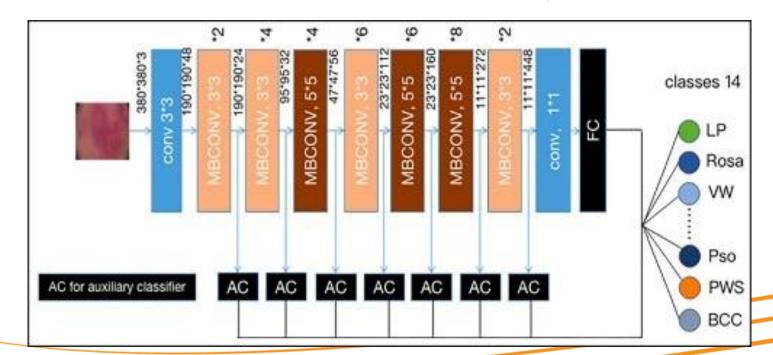


四、CNN在皮肤病相关的应用



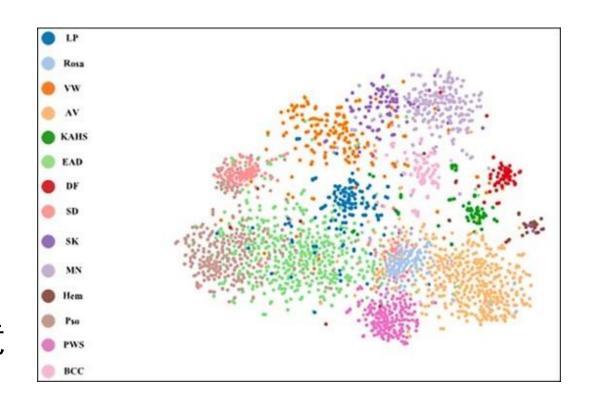
CNN在皮肤病分类上的应用

- 传统CNN分类网络在真实临床环境不够理想
- 解决方案:使用新式的多分类网络结构设计
- 示例:使用EfficientNet-b4为骨架的迁移学习CNN构建方法



CNN在皮肤病分类上的应用

- 基于14种皮肤疾病的数据的检测效果较好
 - 准确性94.8%
 - 灵敏度93.4%
 - 特异度95.0%
- 该CNN网络结构可在真实临床环境 下有广泛有效的应用



CNN在临床诊断治疗的应用

- 临床诊断较为困难, 主要面临技术挑战:
 - 背景复杂
 - 疾病范围广
 - 细粒度分类
- 评估CNN在Skin-10和Skin-100上的诊断与治疗效果
- 数据集:
 - 大小大于大多数临床数据集
 - 各种年龄, 性别, 病变位置都有包含



CNN临床应用实验

- •实验结果:
- 实验结论:
 - 去除噪声对诊断治疗有显著帮助
 - 检测模型效果>分类模型效果
 - 自动机器学习鲁棒性>人工神经网络

TABLE III
THE CLASSIFICATION ACCURACY OF CNN MODELS ON OUR DATASETS.

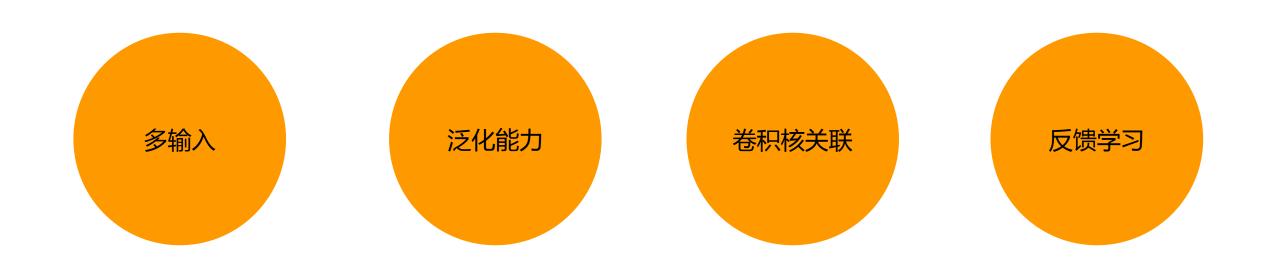
Dataset	Ski	n-10	Skin	-100	Skin-100-Noise		
Top-k Accuracy (%)	Top-1	Top-3	Top-1	Top-5	Top-1	Top-5	
ResNet50	74.75	94.28	47.70	74.94	40.36	68.18	
DenseNet121	72.94	92.68	48.43	75.37	45.08	70.76	
Nasenetamobile	75.8	94.01	46.69	73.57	45.53	73.29	
Pnasnet5large	76.94	94.36	48.24	73.66	47.24	73.32	
EnsembleNet	79.01	95.34	53.54	79.18	51.96	78.51	

CNN在真实临床数据上也能有有效诊断效果!





未来展望





21



Thanks for listening!

