四川大学学报（医学版） 2023，54（5）：923－929
J Sichuan Univ（Med Sci）

在线全文

基于ResNet网络模型的手术切口常见特征的识别*

赵春林[1]，胡诗琪[2]，贺婷婷[3]，袁邻雁[3]，杨 雪[3]，王 晶[3]，陈 潇[3]，梁智敏[3]，郭雨辰[3]，李 平[2]，李玲利[3△]

1. 四川大学华西医院 胸外科/四川大学华西护理学院（成都 610041）；2. 西南石油大学电子信息（计算机技术）学院（成都 610500）；3. 四川大学华西医院/四川大学华西护理学院（成都 610041）

【摘要】 目的 近年来由于加速康复外科及日间手术在外科领域的发展，使得患者平均住院日缩短，术后手术切口需居家康复，为及时发现伤口存在的问题，预防或减轻患者出院后的焦虑，本研究利用深度学习的方法对手术切口常见并发症的特征进行分类，期望实现以患者为主导的手术切口常见并发症的早期识别。**方法** 收集2021年6月−2022年3月某三甲医院手术后患者的切口图像1 224张，根据并发症特征进行分类整理，并将其按8∶1∶1的比例分为训练集、验证集和测试集，使用4种卷积神经网络分别进行模型的训练与测试。**结果** 通过多种卷积神经网络的训练，并在基于300张手术切口图像测试集的基础上进行模型性能的测试，4种ResNet分类网络模型SE-ResNet101、ResNet50、ResNet101、SE-ResNet50的手术切口分类平均准确率分别为0.941、0.903、0.896、0.918，精确率分别为0.939、0.898、0.868、0.903，召回率分别为0.930、0.880、0.850、0.894，其中以SE-Resnet101网络模型切口特征分类平均准确率最高，达到0.941。**结论** 将深度学习和手术切口图像相结合的方式，能通过手术切口图像对手术切口的问题特征进行有效识别，最终有望实现患者智能终端手术切口自检。

【关键词】 手术切口 并发症 深度学习 图像分类

Deep Learning-Based Identification of Common Complication Features of Surgical Incisions

ZHAO Chunlin[1], *HU Shiqi*[2], *HE Tingting*[3], *YUAN Linyan*[3], *YANG Xue*[3], *WANG Jing*[3], *CHEN Xiao*[3], *LIANG Zhimin*[3], *GUO Yuchen*[3], *LI Ping*[2], *LI Lingli*[3△]. 1. *Department of Thoracic Surgery, West China Hospital, Sichuan University/West China School of Nursing, Sichuan University*, Chengdu 610041, China; 2. *College of Electronic Information* (*Computer Technology*), *Southwest Petroleum University*, Chengdu 610500, China; 3. *West China Hospital, Sichuan University/West China School of Nursing, Sichuan University*, Chengdu 610041, China

△ Corresponding author, E-mail: lilingli2000@126.com

【Abstract】 Objective In recent years, due to the development of accelerated recovery after surgery and day surgery in the field of surgery, the average length-of-stay of patients has been shortened and patients stay at home for post-surgical recovery and healing of the surgical incisions. In order to identify, in a timely manner, the problems that may appear at the incision site and help patients prevent or reduce the anxiety they may experience after discharge, we used deep learning method in this study to classify the features of common complications of surgical incisions, hoping to realize patient-directed early identification of complications common to surgical incisions. **Methods** A total of 1 224 postoperative photographs of patients' surgical incisions were taken and collected at a tertiary-care hospital between June 2021 and March 2022. The photographs were collated and categorized according to different features of complications of the surgical incisions. Then, the photographs were divided into training, validation, and test sets at the ratio of 8∶1∶1 and 4 types of convolutional neural networks were applied in the training and testing of the models. **Results** Through the training of multiple convolutional neural networks and the testing of the model performance on the basis of a test set of 300 surgical incision images, the average accuracy of the four ResNet classification network models, SE-ResNet101, ResNet50, ResNet101, and SE-ResNet50, for surgical incision classification was 0.941, 0.903, 0.896, and 0.918, respectively, the precision was 0.939, 0.898, 0.868, and 0.903, respectively, and the recall rate was 0.930, 0.880, 0.850, and 0.894, respectively, with the SE-Resnet101 network model showing the highest average accuracy of 0.941 for incision feature classification. **Conclusion** Through the combined use of deep learning technology and images of surgical incisions, problematic features of surgical incisions can be effectively identified by examining surgical incision images. It is expected that patients will eventually be able to perform self-examination of surgical incisions on smart terminals.

【Key words】 Surgical incisions Complications Deep learning Image classification

近年来，外科手术量逐年增加，据统计2019 年仅华东地区微创心血管外科手术量就达16 613例，较2018年有较大比例的增长[1]。同时，随着加速康复外科理念的推广以

* 四川大学华西护理学科发展专项基金（No. HXHL21047）和四川省自然科学基金面上项目（No. 23NSFSC0880）资助

△ 通信作者，E-mail: lilingli2000@126.com

及日间手术的蓬勃发展,患者平均住院日得到进一步缩短[2-3]。患者出院时手术切口并未愈合[4],手术切口的监测及护理的负担直接落在患者及家属的身上,但由于患者及家属对手术切口护理及并发症识别的相关知识较缺乏,导致其对自我手术切口的管理产生担忧[5-7]。出院后患者缺乏医疗服务提供者对手术切口的及时评估,导致手术部位感染或者手术切口并发症,这是术后患者非计划性再入院的主要原因之一[8-13]。手术切口管理不当不仅会导致切口感染、发展成慢性伤口,甚至危及患者生命,给家庭及社会带来巨大负担[14]。因此,加强患者出院后切口的自我识别和管理非常重要。

目前关于患者出院后手术切口的管理的远程监测方法主要包括患者和专业人员通过电话、视频或图像、短信、电子邮件等基于移动应用设备通过远程医疗的多学科团队对切口进行在线的指导和评估,仍需要专业人员对手术切口进行做出评估,耗费人力、财力,并且无法实现患者及时、实时地了解自己手术切口情况[15-17]。手术切口管理的关键是切口评估,手术切口的智能评估涉及软件和硬件两个方面。在软件方面,人工智能(artificial intelligence, AI) 提供了算法,对于这些算法,在学习步骤中提供标记的图像作为输入就可以在识别任务中建立有效的模型,这些模型可以应用于临床相关的任务,它是对人类某些思维过程和智能行为的计算机模拟[18]。目前已有将人工智能和伤口图像结合来实现对患者伤口的分割及伤口特征的识别等相关研究[19-22]。在硬件方面,智能手机技术因其低成本和便携等优势被引入医疗领域,人工智能和智能手机的结合为患者术后手术切口的准确化、智能化评估及管理提供了契机。目前已有相关研究将深度学习和图像技术应用于烧伤伤口、糖尿病伤口、压力性损伤等慢性伤口方面,但在手术切口方面的研究较少,有研究提出了一个多标签卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)集合,仅使用手术切口图像和相应标签的输入,其计算模型可以准确地识别伤口、肉芽组织、手术部位感染、开放性伤口、缝合线等9种标签,但该研究模型训练数据集较小,并且各手术切口特征类别数量不均衡,导致模型训练的准确性和实用性有一定限制,并且该研究能有效识别的部分切口标签与手术切口的并发症关联度较小[21]。因此,本研究采用深度学习模型对手术切口图像进行训练,期望通过手术切口图像对手术切口的并发症如无异常、红肿、化脓、痂壳形成、切口周围张力性水疱、切口周围皮肤瘀斑、切口裂开进行识别,做到问题切口的及早识别,预防或减轻患者出院后对手术切口并发症等的焦虑。

1 资料与方法

1.1 研究对象

采用便利抽样的方法收集2021年6月–2022年3月在某三甲医院进行手术治疗患者的手术切口图像,共收集手术切口图像1 224张。纳入标准:由手术原因导致的切口图像。排除标准:①合并手术切口以外的伤口,如压力性损伤等;②手术切口部位有其他皮肤疾病的患者。剔除标准如下:已完全愈合的手术切口。本研究获得该三甲医院生物医学伦理委员会的审查通过,伦理审批号为2021年审(1121)号。

1.2 资料收集

通过阅读文献[23-24]及咨询伤口领域的专家,制定适用于本研究的手术切口图像收集标准,使用智能手机iPhone 12后置摄像头进行手术切口图像采集,CPU为A14 Bionic,照片模式,广角摄像头26mm$f$1.6,1 200万像素,分辨率3 024×4 032,存储格式为JPEG,拍摄时患者处于舒适体位,充分暴露手术切口部位,手机相机距离手术切口平面大约 20 ~ 30 cm,关闭闪光灯,以多角度对手术切口进行拍摄,拍照时嘱咐患者勿进行体位变换,拍照后研究者回顾复核图像,不清晰时重拍。

1.3 数据处理

对收集的切口图像进行编号,并由两名具有丰富外科工作经验的专业人员根据切口存在的特征问题共同对手术切口图像进行分类,标记如下:无异常(00)、红肿(01)、化脓(02)、痂壳(03)、张力性水疱(04)、切口周围皮肤瘀斑(05)、切口裂开(06),当双方对手术切口的特征判断存在争议时,请第三方伤口专家进行判断。分类完成后由获得伤口专科专业证书的专家审核。图1中展示了手术切口7种类别的典型样例。

1.4 模型训练流程

在本研究中,模型训练的流程分为三个步骤:模型训练、验证以及测试,过程如图2所示。首先将手术切口原图裁剪为主要的伤口区域,将裁剪后的图进行统一像素处理,均裁剪为224像素× 224像素。然后,在训练集上,将训练集数据输入CNN训练模型;在验证集上评估模型的性能,在训练模型的过程中检验模型的状态、收敛情况,以调整超参数;在测试集上,由模型经过一系列卷积、非线性激活、池化等操作输出相应的预测结果,用来评价模型的泛化能力。

1.4.1 数据预处理

由于收集的单张手术切口图像尺寸过大,不能直接作为神经网络的输入,而且同一张手术切口图像的有效

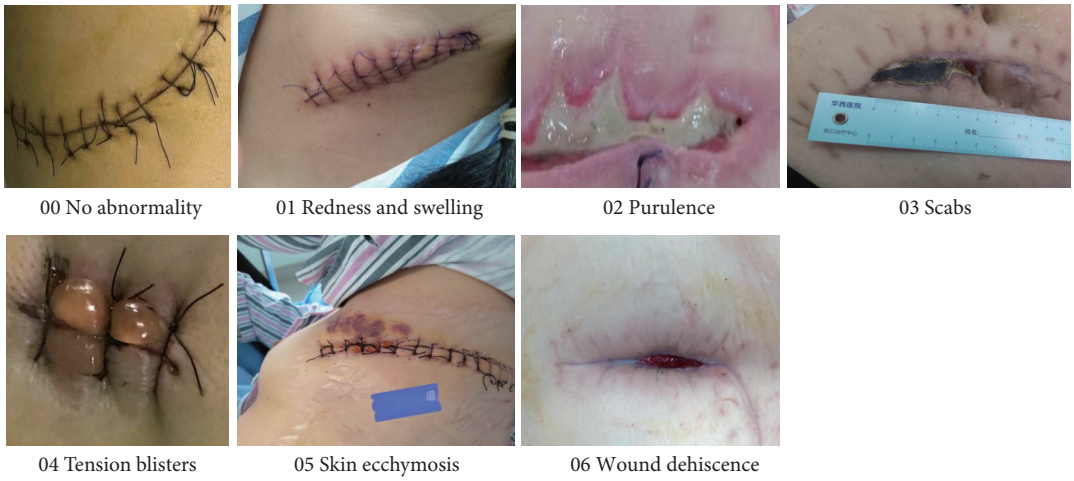

图 1　7种手术切口特征类别样例

Fig 1　Examples for 7 categories of complication features of surgical incisions

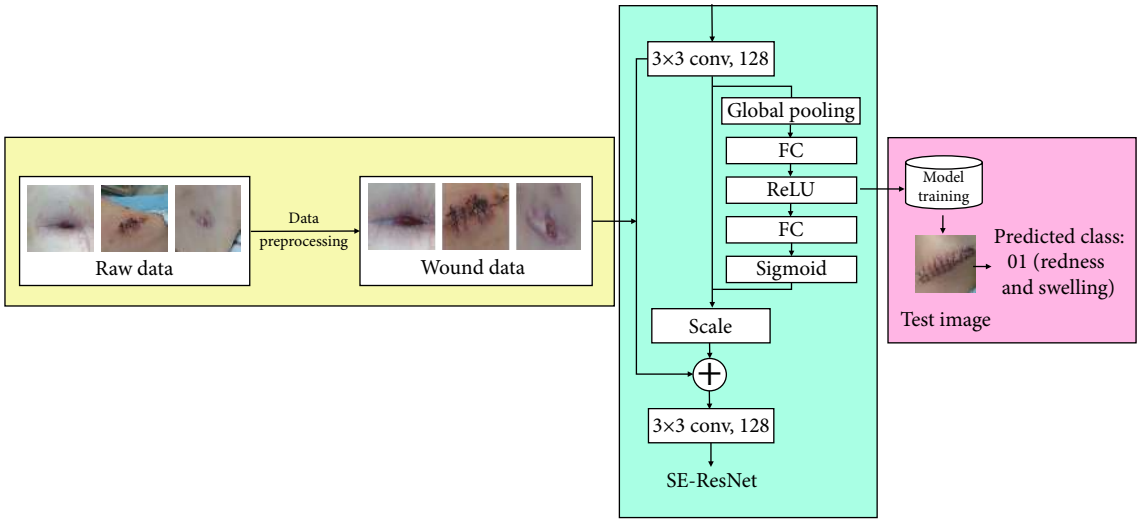

图 2　手术切口特征分类模型的研究框架

Fig 2　Research framework of the surgical incision complication classification model

FC: full connected.

伤口判别区域仅占该图像总体面积的14% ~ 22%, 此外, 移除图像中的无效区域还可以节省运行资源。因此, 本研究首先通过手动截取关键伤口区域, 然后将捕获的图像再次裁剪为224像素×224像素的RGB三通道输入图像, 截取后的图像与原图对比如图3。由于手术切口并发症特征类别之间数据不均衡, 本研究采用了水平镜像、垂直镜像、水平垂直镜像和90°旋转4种方法进行训练集数据增强, 以避免模型的过拟合和不平衡的问题, 数据增强前后的图像对比如图4所示。

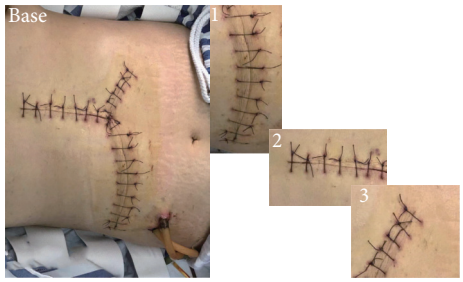

图 3　原图与截取后的图像对比

Fig 3　The original image compared with the cropped images

Base, Base image; 1, cropped image 1; 2, cropped image; 3, cropped image 3.

1.4.2　模型训练

本研究基于深度学习框架Pytorch, 采用装有Nvidia GeForce RTX 3090图形处理单元(graphical processing units, GPUs)显卡的高性能服务器进行模型训练。为了探讨不同模型对实验结果的影响, 本研究训练了多种CNN, 包括 ResNet50、ResNet101、SE-Resnet50以及SE-Resnet101。

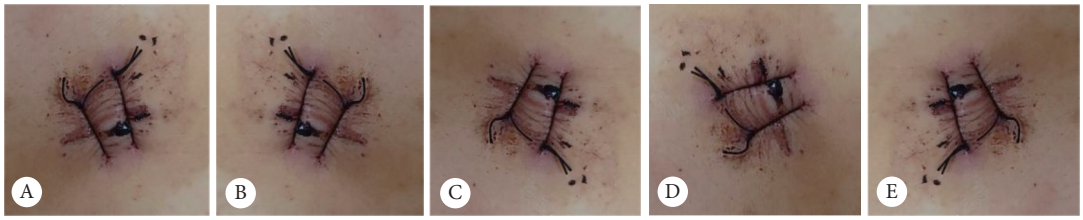

图 4 数据增强图例

Fig 4 Examples of data enhancement

A, Original image; B, horizontal mirror image; C, vertical mirror image; D, horizontal and vertical mirroring image; E, 90 degree rotation image.

为了解决传统CNN由于梯度消失或梯度爆炸而无法训练很深层网络的问题,在2016年有研究者就提出了残差学习框架(RESNET)[25],通过给两层网络之间增加短路机制形成残差学习,以此来减轻深层网络的训练难度。ResNet 网络同时实现了网络加深和增强卷积模块功能。本研究在模型训练过程中,各模型训练均选择 Adam优化方法来降低训练集交叉熵损失函数值,并使用ReLU 激活函数,批大小为32,固定学习率为0.000 1,训练64轮,损失函数采用CrossEntropy Loss。各网络训练参数如表1所示。

表 1 各网络训练参数

Table 1 Training parameters of each network

Parameter	Value
Input size	224×224×3
Batch size	32
Learning rate	0.000 1
Epoch	35
Optimizer	Adam
Loss function	CE loss

通过抑制不重要的权值来提高神经网络的性能,HU等[26]提出了Squeeze-and-Excitation Networks(SENET),其将空间信息集成到通道特征响应中,自适应地重新校准通道相关特征响应,并通过两个多层感知器(MLP)计算相应的注意力分数。将压缩和激励(Squeeze-and-Excitation, SE)网络模块加入ResNet,有效的提升了模型的准确率。ResNet50与ResNet101模型架构对比如表2所示。

表 2 ResNet50与ResNet101模型架构对比(“fc”表示SE模块中的全连接层)

Table 2 Comparison of ResNet50 and ResNet101 model architecture tables ("fc" represents the fully connected layer in the SE module)

Layer name	Output size	ResNet50	ResNet101
conv1	112×112	conv, 7×7, 64, stride 2	
		max pool, 3×3, stride 2	
conv2_x	56×56	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 64 \\ conv,\ 3\times3,\ 64 \\ conv,\ 1\times1,\ 256 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 64 \\ conv,\ 3\times3,\ 64 \\ conv,\ 1\times1,\ 256 \\ fc,\ [16,\ 256] \end{bmatrix}\times3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 128 \\ conv,\ 3\times3,\ 128 \\ conv,\ 1\times1,\ 512 \end{bmatrix}\times4$	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 128 \\ conv,\ 3\times3,\ 128 \\ conv,\ 1\times1,\ 512 \\ fc,\ [32,\ 512] \end{bmatrix}\times4$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 256 \\ conv,\ 3\times3,\ 256 \\ conv,\ 1\times1,\ 1\,024 \end{bmatrix}\times23$	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 256 \\ conv,\ 3\times3,\ 256 \\ conv,\ 1\times1,\ 1\,024 \\ fc,\ [64,\ 1\,024] \end{bmatrix}\times23$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 512 \\ conv,\ 3\times3,\ 512 \\ conv,\ 1\times1,\ 2\,048 \end{bmatrix}\times3$	$\begin{bmatrix} conv,\ 1\times1,\ 512 \\ conv,\ 3\times3,\ 512 \\ conv,\ 1\times1,\ 2\,048 \\ fc,\ [128,\ 2\,048] \end{bmatrix}\times3$
	1×1	global average pool, 1 000-d fc, softmax	

1.4.3 模型评价

本研究选择Mean-*Acc*、准确率、精确率、召回率、*F*1值作为模型的评价标准,其中Mean-*Acc*是模型训练五次,取五次准确率的平均值;以下式中*TP*为真阳性(true positive),*TN*为真阴性(true negative),*FP*为假阳性(false positive),*FN*为假阴性(false negative)。

①准确率(accuracy, *Acc*),即正确预测的样本占总样本的比例:

$$Acc = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FP+FN} \tag{1}$$

②精确率(precision, *Pre*),即正确预测的阳性样本与所有预测的阳性样本的比例:

$$Pre = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

③召回率(recall, *Rec*),即正确预测的阳性样本与真实阳性样本的比例:

$$Rec = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

④*F*1值,即精确率和召回率的调和平均:

$$F1 = \frac{2\times precision\times recall}{(precision+recall)} \tag{4}$$

2 结果

2.1 数据集分布

本研究中的手术切口图像数据集采用便利抽样的方法收集2021年6月–2022年3月在某三甲医院进行手术治

疗患者的手术切口图像, 共收集手术切口图像1 224张, 经截取图像后一共有1 925张, 如表3所示, 原始数据集中训练集为1 327张, 验证集为298张, 测试集为300张。对训练集经数据增强后一共有3 022张, 并按照8∶1∶1的比例将数据集分为训练集、验证集和测试集, 其中无异常(00)、红肿(01)、化脓(02)、痂壳(03)、张力性水疱(04)、切口周围皮肤瘀斑(05)、切口裂开(06)的数量为393张、390张、375张、505张、435张、507张和417张。如表4所示, 数据增强后的训练集为2 424张, 验证集为298张, 测试集为300张。

表 3　原始数据集中训练集、验证集与测试集分布（*n*=1 925）

Table 3　Distribution of the training set, validation set, and test set in the original dataset (*n*=1 925)

Set	Surgical incision complication feature categories/case							Total
	No abnormality	Redness and swelling	Purulence	Scab	Tension blisters	Skin ecchymosis around incision	Wound dehiscence	
Training set	316	316	75	101	87	237	195	1 327
Valid set	39	38	37	50	43	50	41	298
Test set	38	36	38	51	44	51	42	300
Total	393	390	150	202	174	338	278	1 925

表 4　数据增强后的训练集、验证集与测试集分布（*n*=3 022）

Table 4　Distribution of training set, verification set and test set after data enhancement (*n*=3 022)

Set	Surgical incision feature categories/case							Total
	No abnormality	Redness and swelling	Purulence	Scabs	Tension blisters	Skin ecchymosis around incision	Wound dehiscence	
Training set	316	316	300	404	348	406	334	2 424
Valid set	39	38	37	50	43	50	41	298
Test set	38	36	38	51	44	51	42	300
Total	393	390	375	505	435	507	417	3 022

2.2　深度学习模型训练结果

图5显示了各模型训练过程中的准确率变化趋势, 可以看出各个模型的准确率随着模型训练迭代次数的增加而提高, 直到迭代次数达到大约51次左右模型训练才逐步趋于稳定, 迭代次数达到64次, 所有网络最终达到收敛状态。与ResNet50、ResNet101、SE-ResNet50相比, SE-ResNet101所得结果对手术切口并发症特征分类的预测性能更好, 结果如表5所示, 其最终测试集分类准确率为: 0.941, 对于ResNet50模型, 最终测试集分类准确率为: 0.903; 对于ResNet101模型, 最终测试集分类准确率为: 0.896; 对于SE-ResNet50模型, 最终得到的测试集分类准确率为: 0.918。

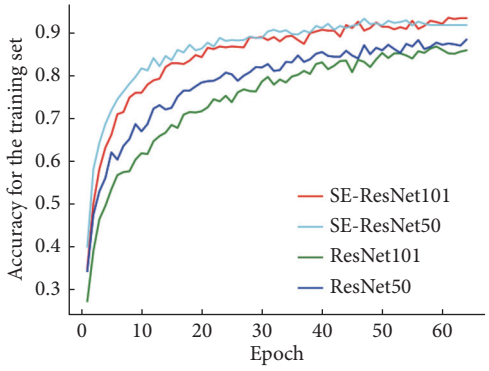

图 5　各模型训练集准确率变化图

Fig 5　Changes in the accuracy of the results of each model for the training set

表 5　4种模型数据集的分类结果

Table 5　The dataset classification results of the 4 models

Model	Mean-accuracy	Accuracy	Precision	Recall	*F*1-score
ResNet50	0.903	0.890	0.898	0.880	0.884
ResNet101	0.896	0.860	0.868	0.850	0.854
SE-ResNet50	0.918	0.900	0.903	0.894	0.896
SE-ResNet101	0.941	0.937	0.939	0.930	0.932

3　讨论

本研究使用手术切口图像1 224张基于SENET分类方法网络模型提出了一种手术切口监测算法模型的构建。将手术切口图像及相应切口标签作为输入, 这些算法模型可以准确识别以下特征: 无异常切口, 红肿、化脓、痂壳、张力性水疱、切口周围皮肤瘀斑、切口裂开, 其结果如表4所示。结果显示与ResNet50、ResNet101、SE-ResNet50相比, SE-ResNet101所得结果对手术伤口特征分类的预测性能最优。

目前关于患者出院后手术切口的管理还是以图像和

文字记录手术切口的基本情况,通过移动终端上传给医疗团队对手术切口进行评估和诊断为主[17],这不仅会增加医疗团队的工作负荷,在对手术切口的实时评估方面也有一定的延迟,而因评估工具的不同,评估者之间的差异性较大,主观性较强,手术切口的评估和记录缺乏一定的标准[27]。如果患者由于成本和延迟就医而无法获得及时的伤口护理,则可能导致伤口的愈合延长,因此需要一款具有统一标准,且能方便患者及家属及时了解手术切口情况的工具。这在一定程度上可以减少患者对手术切口管理方面的焦虑,减少不必要的与专业医疗团队面对面的交流,达到节省患者的时间和费用的目的。

随着科学技术的进步,近年来使用深度学习的辅助诊疗的工具越来越受到医学领域的广泛关注。有很多关于利用深度学习分析超声图像、胸片、CT图像等以协助诊断的医学应用的研究报道。在伤口领域,也有较多在烧伤伤口、糖尿病伤口、压力性损伤等方面的应用,虽然目前深度学习在手术切口的管理中应用较少,但本研究和已有利用深度学习对手术切口特征分类的结果均表明这种智能化的手术切口管理方式是可行的。在使用深度学习方法时,数据质量高且数据集大是非常重要的,本研究采用专家咨询法以及对现有文献的回顾制定了手术切口图像采集的标准,并对图像采集人员进行了统一的培训,且通过水平镜像、垂直镜像等一系列数据增强方式扩大了模型训练的数据集大小,这为模型性能的优化提供了数据基础。

准确的手术伤口并发症的识别是智能化手术伤口监测的基础,手术伤口常见的并发症如下:手术部位感染/切口感染(化脓、黄痂/黑痂形成)、手术伤口裂开、伤口渗液、伤口血肿、渗血、伤口周围瘀斑、肿胀、张力性水疱形成、伤口疼痛发热等[28-29]。由于平面图像的局限性,不能对手术伤口发热、硬结、深度等问题进行有效识别,另外由于伤口敷料对伤口渗血、渗液的吸收,照相机很难及时获取其渗血、渗液的特征,因此使用平面图像进行模型训练是本研究的局限性之一,在以后的研究中可以考虑将深度学习与 3D 摄像技术[30],以及热成像技术[31]相结合,以实现对手术切口常见问题的全面评估。另外本研究的手术伤口图像数据集均来源于同一 研究中心,由于手术伤口的外观差异性较大,并且可能存在缝线、引流管等,这些因素均会增加对伤口图像识别的难度,因此进行多中心的大规模研究是有很必要的。从手术切口特征判别算法的构建上来讲,本研究是对手术切口图像中的切口特征进行截图而进行算法模型的构建,在今后的研究中将以切口图像原图进行特征分类及标注,进一步验证及优化该算法的性能,另外本研究仅进行了模型算法的内部验证与比较,没有将基于SENET 网络模型构建 手术切口监测的算法对手术切口特征的识别结果与专业人员对手术切口特征判别结果进行对比验证。

4 结论

本研究利用智能手机自带相机对手术切口图像进行采集,通过剪裁、编号等处理形成手 术切口图像数据集,使用SENET网络模型对手术切口常见并发症的特征如无异常、红肿、化脓、痂壳形成,切口周围张力性水疱、皮肤瘀斑、切口裂开进行分类识别,其模型分类的准确率可达94%,因此SENET网络模型具有利用智能手机相机对手术切口特征进行分类的潜力,以达到对手术切口的监测目的。用于分类的深度学习模型还有很多,未来本课题组将继续扩大数据集的规模,尝试其他的分类网络模型,对比其性能优劣,同时与互联网相结合,纳入患者的基础信息,疾病相关信息,通过多种信息方式如图片、视频、语音、文字等,以提高手术切口评估系统的准确性,同时对比伤口专家对手术切口的评估结果进行模型外部测验,实现基于智能终端的手术切口评估系统构建,实现临床意义上的智能化手术切口监测。

* * *

作者贡献声明 李玲利和赵春林负责论文构思,贺婷婷和杨雪负责数据审编,赵春林负责正式分析、研究方法、软件、可视化、初稿写作和审读与编辑写作,赵春林负责经费获取,胡诗琪、贺婷婷、袁邻雁、杨雪、王晶、陈潇、梁智敏和郭雨辰负责调查研究和研究项目管理,李玲利和李平负责提供资源和监督指导。所有作者已经同意将文章提交给本刊,且对将要发表的版本进行最终定稿,并同意对工作的所有方面负责。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参 考 文 献

[1] 魏来, 陈楠, 杨晔, 等. 2019年度中国微创心血管外科手术统计. 中国胸心血管外科临床杂志, 2021, 28(2): 149-153. doi: 10.7507/1007-4848.202011075.

[2] 张继芝, 李秀娥, 徐玉芝, 等. 多学科合作加速康复外科工作模式下的护理管理实践及效果评价. 中国护理管理, 2018, 18(4): 546-552. doi: 10.3969/j.issn.1672-1756.2018.04.025.

[3] 嵇武, 刘亚萍, 戴玮. 我国日间手术开展现状与前景展望. 中国实用外科杂志, 2020, 40(2): 199-202. doi: 10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2020.02.14.

[4] WANG P, HUANG B, YEH C, *et al*. Wound healing. J Chin Med Assoc, 2018, 81(2): 94-101. doi: 10.1016/j.jcma.2017.11.002.

[5] PIEPER B, SIEGGREEN M, NORDSTROM C K, *et al*. Discharge knowledge and concerns of patients going home with a wound. J Wound Ostomy Continence Nurs, 2007, 34(3): 245-253. doi: 10.1097/01.WON.0000270817.06942.00.

[6] SANGER P C, HARTZLER A, HAN S M, *et al*. Patient perspectives on post-discharge surgical site infections: towards a patient-centered mobile health solution. PLoS One, 2014, 9(12): e114016. doi: 10.1371/journal.pone.0114016.

[7] TANDON S, QIN K R, NATARAJA R M, *et al*. Surgical wound care: a survey of parental knowledge and expectations. J Pediatr Surg, 2019, 54(12): 2606–2613. doi: 10.1016/j.jpedsurg.2019.08.024.

[8] WAHL T S, HAWN M T. How to predict 30-day readmission. Adv Surg, 2018, 52(1): 101–111. doi: 10.1016/j.yasu.2018.03.015.

[9] SREEDHARAN S, NEMETH L S, HIRSCH J, *et al*. Patient and provider preferences for monitoring surgical wounds using an mhealth app: a formative qualitative analysis. Surg Infect (Larchmt), 2022, 23(2): 168–173. doi: 10.1089/sur.2021.240.

[10] 贺育华, 杨婕, 蒋理立. 加速康复外科模式下结直肠癌患者出院30天内非计划性再入院影响因素分析. 中国普外基础与临床杂志, 2021, 28(10): 1334–1339. doi: 10.7507/1007-9424.202007113.

[11] HILLS J, SIVAGANESAN A, KHAN I, *et al*. Causes and timing of unplanned 90-day readmissions following spine surgery. Spine, 2018, 43(14): 991–998. doi: 10.1097/BRS.0000000000002535.

[12] WOELBER E, SCHRICK E J, GESSNER B D, *et al*. Proportion of surgical site infections occurring after hospital discharge: a systematic review. Surg Infect (Larchmt), 2016, 17(5): 510–519. doi: 10.1089/sur.2015.241.

[13] MERKOW R P, JU M H, CHUNG J W, *et al*. Underlying reasons associated with hospital readmission following surgery in the United States. JAMA, 2015, 313(5): 483–495. doi: 10.1001/jama.2014.18614.

[14] JIANG Y, HUANG S, FU X, *et al*. Epidemiology of chronic cutaneous wounds in China. Wound Repair Regen, 2011, 19(2): 181–188. doi: 10.1111/j.1524-475X.2010.00666.x.

[15] HUANG Z, WU S, YU T, *et al*. Efficacy of telemedicine for patients with chronic wounds: a meta-analysis of randomized controlled trials. Adv Wound Care, 2021, 10(2): 103–112. doi: 10.1089/wound.2020.1169.

[16] HWA K, WREN S M. Telehealth follow-up in lieu of postoperative clinic visit for ambulatory surgery: results of a pilot program. JAMA Surg, 2013, 148(9): 823–827. doi: 10.1001/jamasurg.2013.2672.

[17] GUNTER R L, FERNANDES-TAYLOR S, RAHMAN S, *et al*. Feasibility of an image-based mobile health protocol for postoperative wound monitoring. J Am Coll Surg, 2018, 226(3): 277–286. doi: 10.1016/j.jamcollsurg.2017.12.013.

[18] HOLMES J H, SACCHI L, BELLAZZI R, *et al*. Artificial intelligence in medicine AIME 2015. Artif Intell Med, 2017, 81: 1–2. doi: 10.1016/j.artmed.2017.06.011.

[19] WANG L, PEDERSEN P C, AGU E, *et al*. Area determination of diabetic foot ulcer images using a cascaded two-stage SVM-based classification. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 64(9): 2098–2109. doi: 10.1109/TBME.2016.2632522.

[20] ROSTAMI B, ANISUZZAMAN D M, WANG C, *et al*. Multiclass wound image classification using an ensemble deep CNN-based classifier. Comput Biol Med, 2021, 134: 104536. doi: 10.1016/j.compbiomed.2021.104536.

[21] SHENOY V N, FOSTER E, AALAMI L, *et al*. Deepwound: automated postoperative wound assessment and surgical site surveillance through convolutional neural networks//2018 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). Madrid: IEEE, 2018: 1017–1021.

[22] WU J M, TSAI C J, HO T W, *et al*. A unified framework for automatic detection of wound infection with artificial intelligence. Applied Sciences, 2020, 10(15): 5353. doi: 10.3390/app10155353.

[23] BOWEN A C, BURNS K, TONG S Y C, *et al*. Standardising and assessing digital images for use in clinical trials: a practical, reproducible method that blinds the assessor to treatment allocation. PLoS One, 2014, 9(11): e110395. doi: 10.1371/journal.pone.0110395.

[24] SANDY-HODGETTS K, WATTS R. Effectiveness of negative pressure wound therapy/closed incision management in the prevention of post-surgical wound complications: a systematic review and meta-analysis. JBI Database System Rev Implement Rep, 2015, 13(1): 253–303. doi: 10.11124/jbisrir-2015-1687.

[25] HE K, ZHANG X, REN S, *et al*. Deep residual learning for image recognition//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas: IEEE, 2016:770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[26] HU J, SHEN L, ALBANIE S, *et al*. Squeeze-and-Excitation Networks. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2020, 42(8): 2011–2023. doi: 10.1109/TPAMI.2019.2913372.

[27] DING S, LIN F, GILLESPIE B M. Surgical wound assessment and documentation of nurses: an integrative review. J Wound Care, 2016, 25(5): 232–240. doi: 10.12968/jowc.2016.25.5.232.

[28] 康焱, 周宗科, 杨惠林, 等. 中国骨科手术加速康复切口管理指南. 中华骨与关节外科杂志, 2018, 11(1): 3–10. doi: 10.3969/j.issn.2095-9958.2018.01.003.

[29] SANDY-HODGETTS K, WATTS R. Effectiveness of negative pressure wound therapy/closed incision management in the prevention of post-surgical wound complications: a systematic review and meta-analysis. JBI Evid Synth, 2015, 13(1): 253–303. doi: 10.33699/PIS.2021.100.7.313-324.

[30] FILKO D, MARIJANOVIĆ D, NYARKO E K. Automatic robot-driven 3D reconstruction system for chronic wounds. Sensors, 2021, 21(24): 8308. doi: 10.3390/s21248308.

[31] RAMIREZ-GARCIALUNA J L, BARTLETT R, ARRIAGA-CABALLERO J E, *et al*. Infrared thermography in wound care, surgery, and sports medicine: a review. Front Physiol, 2022, 13: 210. doi: 10.3389/fphys.2022.838528.

（2022 – 08 – 23收稿, 2023 – 09 – 11修回）

编辑　姜　恬

开放获取　本文遵循知识共享署名—非商业性使用4.0国际许可协议(CC BY-NC 4.0)，允许第三方对本刊发表的论文自由共享(即在任何媒介以任何形式复制、发行原文)、演绎(即修改、转换或以原文为基础进行创作)，必须给出适当的署名，提供指向本文许可协议的链接，同时标明是否对原文作了修改；不得将本文用于商业目的。CC BY-NC 4.0许可协议访问https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/。

© 2023《四川大学学报(医学版)》编辑部　版权所有