

基于 DenseNet 和混合域注意力的 COVID-19 低剂量 CT 图像质量评价

孙荣荣¹ 单飞² 叶雯²

1 上海市计量测试技术研究院 上海 201203

2 上海市公共卫生临床中心 上海 201508

摘要 研究 COVID-19 低剂量 CT 图像质量评价算法具有重要意义,但基于深度学习的方法随着网络层数的增加会出现梯度消失问题,针对此问题,文中提出了基于混合域注意力的 DenseNet 算法。DenseNet 通过特征重用和网络的紧密连接,在减少参数的同时解决了梯度消失问题;基于人眼的注意力机制,将自下至上和自上而下结构相结合以实现空间注意力;基于人眼视觉具有多通道特性,针对空间域注意力忽略通道域中的信息,研究混合域注意力,并将其引入至 DenseNet。分别用斯皮尔曼等级次序相关系数、皮尔逊线性相关系数来衡量客观评价方法的测试结果与主观评价之间的一致性。实验结果表明,所提方法可以较好地模拟人类的视觉特性,更加准确地对 COVID-19 低剂量 CT 进行质量评价,评价结果与人类视觉主观感受有较好的一致性。

关键词: DenseNet; 混合域注意力; COVID-19; 低剂量; CT 图像

中图分类号: TP391

Image Quality Assessment for Low-dose-CT Images of COVID-19 Based on DenseNet and Mixed Domain Attention

SUN Rong-rong¹, SHAN Fei² and YE Wen²

1 Shanghai Institute of Measurement and Testing Technology, Shanghai 201203, China

2 Shanghai Public Health Clinical Center, Shanghai 201508, China

Abstract It is important to study the image quality assessment algorithm of low-dose-CT images for COVID-19. However, with the increase of the number of network layers, the gradient will disappear for the method based on deep learning. To solve this problem, this paper proposes DenseNet algorithm based on mixed domain attention. DenseNet solves the problem of gradient vanishing while reducing parameters through feature reuse and tight connection of network. Based on the attention mechanism of human vision, it adopts the combination of bottom-up and top-down structure to realize spatial attention. Based on the multi-channel characteristics of human vision, this paper ignores the information in the channel domain for spatial attention, studies and introduces the mixed domain attention to DenseNet. Spearman rank order correlation coefficient and Pearson linear correlation coefficient are used to measure the consistency between objective assessment method and subjective assessment method. The experimental results show that this method can simulate the human visual characteristics better, and evaluate the quality of low-dose-CT more accurately. The evaluation results are in good agreement with the subjective feelings of human vision.

Keywords DenseNet, Mixed domain attention, COVID-19, Low-dose, CT images

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)引发的疫情,引起世界关注。肺部 CT 图像在 COVID-19 的诊断治疗中发挥着重要作用,国家卫健委出台的几版诊疗方案中都把肺部 CT 影像学检查作为诊断标准之一,COVID-19 的治疗计划制订与疗效评估也离不开肺部 CT 图像。

过量的 X 射线照射会增加癌症、遗传病以及白血病的发病率,且辐射的剂量会在病人体内累积,所以控制辐射剂量以获得低剂量 CT (Low-Dose CT, LDCT) 图像具有重要意义。在此次疫情中,以上海为例,上海市公共卫生临床中心作为上

海市新冠肺炎定点医院,为了降低病人 CT 扫描时的辐射剂量,采用了低剂量 CT 的扫描方法,但采用此方法必然伴随着 CT 图像质量的下降,LDCT 图像易产生斑点噪声、条形伪影和环状伪影等,会显著影响医生对 COVID-19 的诊断结果,有可能造成医生诊疗失误。如因图像质量问题发生漏诊将延误病人治疗,危及病人生命;如发生误诊如将没病的病人诊断为有病或对病灶类型错判,将增加病人经济和心理负担甚者延误治疗。因此以临床诊断治疗需求为导向,评价 COVID-19 的 LDCT 图像质量至关重要,基于此,可以筛选出

基金项目:上海市 2021 年度“科技创新行动计划”自然科学基金项目(21ZR1479700);上海市公共卫生体系建设三年行动计划(2020—2022 年)重点学科建设计划项目核医学与放射卫生学(GWV-10.1-XK10)

This work was supported by the Natural Science Foundation Project of “Science and Technology Innovation Action Plan” of Shanghai in 2021 (21ZR1479700) and Key Discipline Construction Project of the Three Year Action Plan for the Construction of Shanghai Public Health System (2020—2022) Nuclear Medicine and Radiological Hygiene (GWV-10.1-XK10).

通信作者:孙荣荣(sunrr@simt.com.cn)

量不合格的 LDCT 图像,并在保证 CT 图像质量的前提下合理地降低扫描剂量,保障 COVID-19 临床诊疗质量,CT 图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)还可指导优化扫描序列和参数、图像重建、传输、压缩、获取、增强、硬件设计等方面,提高图像质量。

图 1 为新冠肺炎阳性的 CT 扫描图像示例。在此次疫情中对 LDCT 图像质量的评价仍需医生通过目测完成,十分依赖医生的水平和经验,主观性强、重复性差且工作量大,为解决此问题,需要基于人眼视觉系统(Human Visual System, HVS)特性研究 LDCT 质量客观评价方法,但医学图像复杂多样、对 HVS 的认识模拟不深入、缺少参考图像等问题成为巨大挑战。为解决这些问题,本文的研究目标为构建能更全面有效模拟 HVS 感知特性的通用型无参考深度学习 IQA 模型,具有重要的理论意义及实用价值。

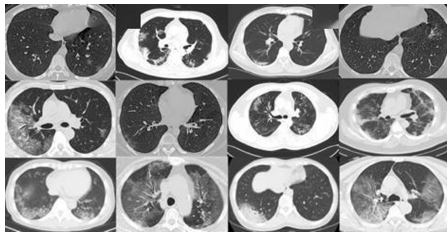


图 1 新冠肺炎阳性的 CT 扫描图像示例

Fig.1 Examples of COVID-19 CT scan images

现有的 IQA 方法分为主观评价和客观评价两大类,主观质量评价耗时长、成本高、影响因素多、重复性差而无法大规模推广。因此利用数学模型和计算机理论模拟 HVS 主观评价的客观 IQA 应运而生。客观 IQA 根据参考图像信息的可利用率分为全参考(Full-Reference, FR)、半参考(Reduced-Reference, RR)和无参考图像质量评价(No-Reference, NR)方法。NR IQA 分为针对特定失真类型的模型和通用型的模型,临床上 CT 图像通常没有参考图像,且往往面临非特定类型的多重失真,因此研究通用型的无参考 IQA 模型具有理论和实用价值,但有些方法未考虑人眼视觉特性,因此仍有较大的改进空间。

近年来深度学习方法 Deep Learning (DL)迅速发展,在计算机视觉各个领域展现出杰出性能,如用于图像重建^[1]、检测^[2]、评价^[3]、分类^[4]等,随之基于深度学习的 NR IQA 方法也成为研究热点^[5-8]。但网络层数的增加会引入过拟合、梯度消失、计算量巨大等新的问题,正处于发展期的通用型无参考评价方法预测精度还不够,评价结果与预期目标还有一定距离,因此选择何种网络架构仍然颇具挑战。以 VGG 和 GoogleNet 为例,特征提取网络 VGG 传统的连接方式网络层数较少,对目标特征的提取能力有限,直接增加网络层数导致参数规模变大,容易出现梯度消失和过拟合问题,因此需要对网络进行改进。传统的改进方法会将网络加深或者将网络的结构加宽使得网络能够更好地挖掘输入数据。例如,Google 提出的 Inception 系列^[9-10]就是在原有的 CNN 网络上拓宽了网络结构;He 等^[11]提出残差卷积神经网络(ResNets),该网络引入了残差块^[12],有效提高了网络性能。但是随着网络的加深,网络提取的特征更加抽象,使得模型最后丢失了中间层部分的细节信息,并增加了运行成本。DenseNet^[13]的提出恰好缓解了中间层信息随着网络深度的增加和变宽之后带来的问题。

基于此,本文针对 COVID-19 的 LDCT 图像特点,采用

密集连接网络 DenseNet 作为基本网络框架,该网络具有较少的参数和特征复用的特点,解决了深度学习因深度加深引入的过拟合、梯度消失、计算量巨大等问题,能够提取更丰富有效的特征;由人眼视觉特性可知,对于 CT 图像医生更关注其中能帮助做出诊断的区域,即感兴趣区域(ROI),基于此研究空间和通道域注意力并将它们形成混合域注意力引入至 DenseNet 网络,深入探究 HVS 的感知特性并采用深度学习模拟其感知过程,使图像客观质量评价方法与人类主观评价更一致。

1 方法

本文以 DenseNet 作为基本框架,在其密集连接网络进行特征提取的基础上,引入了混合域注意力学习机制,提出了一种适用于 COVID-19 LDCT 的质量评价算法。其基本框架如图 2 所示。

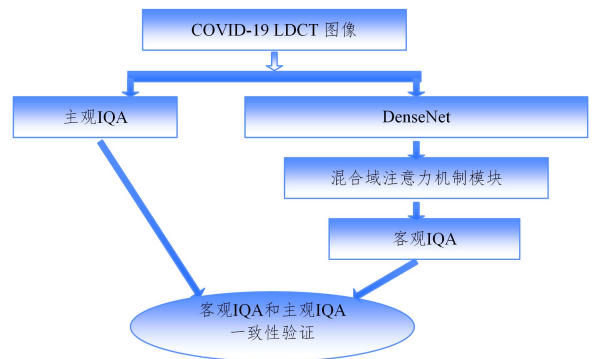


图 2 基于 DenseNet 和混合域注意力的 COVID-19 LDCT IQA 流程

Fig.2 COVID-19 LDCT IQA flowchart based on DenseNet and mixed domain attention

1.1 DenseNet

随着 CNN 网络层数的不断增加,出现了梯度消失和模型退化问题,DenseNet 脱离了加深网络层数(ResNet)和加宽网络结构(Inception)来提升网络性能的定式思维,从特征的角度考虑,通过特征重用和旁路(Bypass)设置,既大幅度减少了网络的参数量,又缓解了梯度消失问题,结合信息流和特征复用的假设,其拥有更少的参数数量,紧密连接有正则化的效果,因此对于过拟合有一定的抑制作用。DenseNet 主要由多个 Dense Block 组成,其框架如图 3 所示。

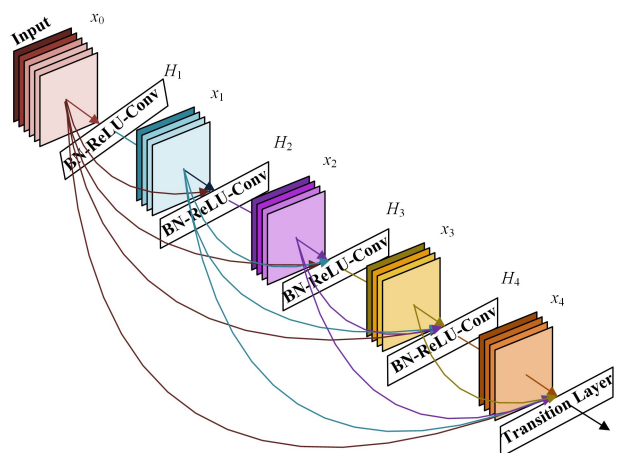


图 3 5层 DenseNet 网络

Fig.3 Five-layer DenseNet network

如图 3 所示,在传统的卷积神经网络中,如果有 L 层,那

么就会有 L 个连接,但是在 DenseNet 中,会有 $L(L+1)/2$ 个连接。简单讲,就是每一层的输入来自前面所有层的输出。图中 x_0 为输入, x_1 为 H_1 的输出, H_1 的输入是 x_0 , H_2 的输入为 x_0 和 x_1 , 即:

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]) \quad (1)$$

其中, l 表示层, x_l 表示 l 层的输出, $[x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]$ 表示将 0 到 $l-1$ 层的输出特征图做通道合并,类似于 Inception。 $H_l(\cdot)$ 代表 3 种操作的组合函数,分别是 batch normalization (BN)^[14]、rectified linear unit (ReLU)^[15] 和卷积操作。

DenseNet 的连接方式使得特征和梯度的传递更加有效,网络也就更加容易训练。网络深度越深则梯度消失问题越容易出现,这是由于输入信息和梯度信息在很多层之间传递导致的,而 DenseNet 的这种紧密连接相当于每一层都直接连接输入和损失函数,因此在网络更深的情况下可以减轻梯度消失的现象。

1.2 注意力模块

人类视觉模型的研究表明, HVS 在观察客观场景时并非同时处理整个场景,而是有意识或者无意识地筛选出部分相关的感兴趣区域并加以侧重处理,该机制称为视觉关注,即注意力。

现有的视觉注意力检测模型通常基于图像的某一(或某几个)视觉特征,但具有任意独特图像特征的目标区域都将吸引视觉关注,且大多数算法忽略了通道域,所以需要一种能准确度量处于任何潜在特征下的图像注意力检测算法。 HVS 模型非常复杂,目前对其的理解有限,将注意力机制应用在医学 IQA 的研究量少且不深入,有待进一步探索。针对此问题,本文研究能准确度量处于任何潜在特征下的空间域注意力机制算法,且能自学习,不需要另外设计。此外,人眼视觉具有多通道特性,空间域的注意力忽略了通道域中的信息,将每个通道中的图片特征同等处理,应用在神经网络其他层的可解释性不强。而通道域的注意力是对一个通道内的信息直接全局平均池化,而忽略每一个通道内的局部信息,针对此问题,本文研究设计了混合域的注意力机制模型。

(1) 空间域注意力

采用自下至上-自上而下结构实现空间注意力机制。采用注意力网络学习被高层特征激活的区域,模拟人眼视觉关注特性,不需要另外单独设计注意力实现网络。其他利用注意力的网络,往往需要在原有网络的基础上新增一个分支来提取注意力,并进行单独的训练,而此结构能够在前向的过程中就提取模型的注意力,模型训练更简单。

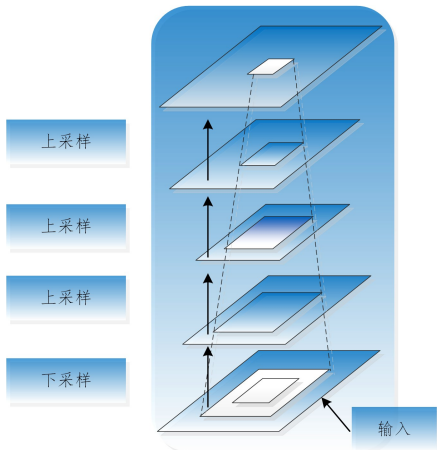


图4 空间域注意力

Fig. 4 Spatial domain attention

首先通过一系列的卷积和下采样,逐渐提取高层特征并增大模型的感受野,高层特征中所激活的像素能够反映注意力所在的区域,再通过相同数量的上采样将注意力地图的尺寸放大到与原始输入一样大,上采样通过双线性差值实现,这样就将注意力的区域对应到输入的每一个像素上,得到注意力地图,如图4所示。

(2) 通道域注意力

人眼具有多通道的感知特性,考虑到 CT 图像易受背景等干扰,一些背景信息可能分布在特征图的某些通道上,在训练过程中,会影响质量评价的准确性。针对此问题,本文对用于生成候选区域的不同尺度特征图引入通道注意力机制,不再平均考虑特征图中所有通道的特征信息,而是对特征图的各通道赋予不同的权重。对每个通道,通过权重自适应的方式加大有物体区域的权重,而减小非物体区域的权重,权值大的有效信息得到了重点表达,使模型聚焦于更有效的特征,从而减轻背景信息的干扰。

TF-IDF (term frequency-inverse document frequency) 权重常用于信息检索与文本挖掘,作为评估某个词对文档集合或者语料库中某个文档的重要程度的统计度量,这种重要程度与词在文档中的出现次数成正比,但是被语料库中词的出现频率所抵消。通道域注意力拟借用 TF-IDF 权重的思想,其原理为如果某个通道的特征地图的非零像素点越多且像素值越大,则该通道所包含物体位置信息就越少,权重越小,反之权重则越大。这一现象与 TF-IDF 的思想特别吻合。

第 k 个通道的特征平面的非零元素个数可表示为:

$$M_k = \sum_{ij} 1[\lambda_{ij}^{(k)} > 0] \quad (2)$$

其中, M_k 为第 k 个通道的特征平面的非零元素个数。

在通道加权中,第 k 个通道的权重被定义为:

$$B_k = \log \left(\frac{\sum_{l=1}^L M_l}{\epsilon + M_k} \right) \quad (3)$$

其中, b_k 表示第 k 个通道的权重; M_l 表示 L 层的非零元素的总和; ϵ 表示正常量,维护分式稳定性,保证分母不为零, $\epsilon = 1$ 。

1.3 混合域注意力的 DenseNet

综上,在空间域注意力地图的基础上,对每通道的特征地图乘以相应的权重,实现混合域注意力。然后将混合域注意力引入到 Densenet Block 中,通过与每层输出的 DenseNet Block 特征图点乘实现,形成混合域注意力 DenseNet,简称 MATDenseNet,如图5所示。其中, \otimes 为点乘操作。

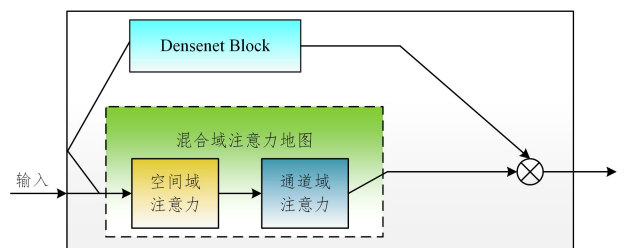


图5 混合注意力模块

Fig. 5 Mixed domain attention module

2 实验

将测试图像输入至本文构建的基于混合域注意力的 DenseNet 模型,会输出 CT 图像客观质量评价分值,验证其与医生主观评价得到的图像质量分值的一致性。

2.1 数据集和参数

收集上海市公共卫生临床中心放射科对 45 位 COVID-19 患者的 LDCT 图像共 12675 幅,请有经验的两名胸部放射学医生对这些影像的质量进行主观评价。医学图像的主观评价没有专门的标准,通常是参考普通图像的主观评价标准。国际电信联盟提出了若干种主观评价方法的标准。因 COVID-19 的 LDCT 无参考图像,且充分考虑医学图像为临床诊断服务的应用实际,选择单刺激连续质量分级法(SingleStimulusContinuousQualityEvaluation,SSCQ)作为主观评价方法,其分值范围为 0~4,分值越高表示影像质量越好。评分标准为:0 表示极差,伪影重、噪声重、病灶无法显示或仅隐约显示,无法评估;1 表示差,伪影较重、噪声较重、病灶显示,但显示不清,无法评估;2 表示中,有伪影、有噪声、病灶可显示,显示欠清晰,可能漏掉小病灶,临床可粗略评估;3 表示良好,伪影轻、噪声小,病灶较清晰显示,小病灶可显示,可评估;4 表示优,几乎无伪影、无噪声、病灶清晰显示,剩余结构清晰显示,可临床评价。最终得分为两名医生评分的平均值。

实验中随机选取 4 个数据库中 80% 的影像训练支持向量回归模型,剩余 20% 的影像进行测试。训练和测试都进行了 1000 次,并选择 1000 次预测质量的中数值作为最终的影像质量预测值。模型的初始学习率设为 0.001, batch size 设置为 16。

2.2 评价指标

本文分别用斯皮尔曼等级次序相关系数(Spearman Rank Order Correlation Coefficient, ROCC)、皮尔逊线性相关系数(Linear Correlation Coefficient, LCC)来衡量客观评价方法测试结果与主观评价之间的一致性^[16]。斯皮尔曼等级相关系数用来估计两个变量之间的相关性,而变量间的相关性可以用单调函数来描述。这个指标只衡量数据点的等级次序,而不考虑数据点间的相对距离。当其中一个变量可以很好地表示为另一个变量的单调函数时(即两个变量的变化趋势相同),两个变量之间的 ROCC 可以达到 +1 或 -1。

皮尔逊线性相关系数定义为两个变量之间的协方差和标准差的商,其值介于 -1 与 1 之间,在此评价的是 mos 值与非线性回归后的客观分值的相关性。需要进行回归分析,建立客观分值与主观分值的非线性映射,本文使用的非线性回归方法为 Logistic 函数。客观评价结果与主观评价结果越相符,则斯皮尔曼等级次序相关系数、皮尔逊线性相关系数的值越高。

2.3 实验结果

为了验证使用 DenseNet 作为特征提取网络与引入混合域注意力机制的有效性,在 Intel 双核 i5 CPU 3.3 GHz,内存 4 GB,操作系统 32 位 Windows 7 PC 机上,使用 Matlab R2013b 软件对图像进行处理。本文比较 3 种算法的性能,即原始特征提取网络 VGG16 算法、只使用 DenseNet 的算法和引入混合域注意力的 DenseNet (MATDenseNet)算法,并用 ROCC 和 LCC 对 3 种算法性能进行了评价,实验结果如表 1 所列。

表 1 本方法在测试集上的评价指标

Table 1 Evaluating indicator of methods in the testing set

	VGG16	DenseNet	MATDenseNet
ROCC	0.86	0.91	0.96
LCC	0.88	0.92	0.97

由表 1 可以看出,DenseNet 算法较 VGG16 的 ROCC 和 LCC 值有较大提高,因为 DenseNet 通过特征重用和旁路设置,既大幅度减少了网络的参数量,又缓解了梯度消失问题,结合特征复用的假设,其拥有更少的参数数量,紧密连接有正则化的效果,因此对于过拟合有一定的抑制作用。DenseNet 在引入混合域注意力后,ROCC 和 LCC 值较接近 1,因为此方法考虑了 HVS 的注意力特性,能自主学习并准确度量处于任何潜在特征下的图像注意力,不需要另外设计。并且考虑了人眼多通道的感知特性,未忽略每一个通道内的局部信息,使神经网络其他层的可解释性变强。实验结果表明本文方法可以更好地学习 COVID-19 LDCT 的质量特征信息,减弱复杂背景的干扰,提高客观质量评价的准确性,与主观评价结果较相符,有较好的主观感知一致性,证明了该方法是有效的。

结束语 本文提出了基于混合域注意力的 DenseNet 来评价 COVID-19 LDCT 质量,DenseNet 通过特征复用和网络的紧密连接,解决了随着深度学习网络层数的增加出现的梯度消失问题;基于人眼的注意力机制,采用自下至上-自上而下结构实现空间注意力机制;基于人眼视觉具有多通道特性,针对空间域注意力忽略通道域中的信息,提出混合域注意力,并将其引入 DenseNet。实验结果表明,本文方法可以较好地模拟人类的视觉特性,更加准确地对肺部医学影像进行质量评价,评价结果与人类视觉主观感受有较好的一致性。

今后可研究不同的质量评价参数组合和不同的机器学习算法对最终评价性能的影响。CT 和 MRI 图像融合可以兼顾 CT 对解剖结构的显示具有高空间分辨率优势,而 MRI 图像对功能信息的显示具有高软组织分辨率优势,两者的融合图像有利于综合显示这些解剖、功能影像信息,有利于临床放射医生综合评估病灶多参数特征,有利于疾病的综合诊治,因此以后可进一步研究评估 CT-MRI 的融合图像质量。另外,虽然人们已经研究了人眼的一部分物理特性和心理特性并运用到实际应用中,但目前为止还处于低级阶段,还需对视觉系统进行更深入的研究。

本文方法为无参考的影像质量评价方法,目前大多数的影像质量评价方法都是基于全参考的,而最切合实际的还是无参考影像质量评价。原始影像的获取困难和无参考模型的设计困难直接推动了半参考性影像质量评价的发展。目前国内研究最多的还是全参考性影像质量评价,半参考性和无参考性虽然取得了很多成果,但是仍然不够完善,今后半参考性和无参考性影像质量评价将会成为研究热点,而无参考性影像质量评价将会成为最终的研究方向。本方法可显著减轻医生工作量,提高工作效率,保障临床诊断、治疗计划制订与疗效评估质量,使对患者的医疗更精准。

由于医学影像重建算法不同,得到的医学影像质量参差不齐,也需要按一定准则从中遴选出较好的算法,在视觉质量评价的指导下,对重建算法进行性能评价和参数动态优化调整,实现对重建算法的优化。本文也为其他医学影像的质量评价提供了参考和思路。

参 考 文 献

- [1] CHENG J Y, CHEN F, ALLEY M T, et al. Highly Scalable Image Reconstruction Using Deep Neural Networks with Bandpass Filtering[J]. arXiv:1805.03300, 2018.

- [2] KÜSTNER T, LIEBGOTT A, MAUCH L, et al. Automated Reference-Free Detection of Motion Artifacts in Magnetic Resonance Images[J]. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 2018, 31(2): 243-256.
- [3] MARDANI M, GONG E, CHENG J Y, et al. Deep Generative Adversarial Neural Networks for Compressive Sensing MRI[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(1): 167-179.
- [4] SZEGEDY C, WEI L, YANGQING J, et al. Going deeper with convolutions[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015: 1-9.
- [5] BOSSE S, MANIRY D, MÜLLER K R, et al. Deep Neural Networks for No-Reference and Full-Reference Image Quality Assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(1): 206-219.
- [6] GAO F, YU J, ZHU S, et al. Blind image quality prediction by exploiting multi-level deep representations[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 81: 432-442.
- [7] FAN C, ZHANG Y, FENG L, et al. No Reference Image Quality Assessment based on Multi-Expert Convolutional Neural Networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 8934-8943.
- [8] GU J, MENG G, REDI J A, et al. Blind Image Quality Assessment via Vector Regression and Object Oriented Pooling[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(5): 1140-1153.
- [9] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception v4, inception resnet and the impact of residual connections on learning[C] // *The AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2017: 4278-4284.
- [10] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016: 2818-2826.
- [11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA, 2016: 770-778.
- [12] WU P, LIN G Q, GUO Y R, et al. Self-learning sparse denseNet image classification method[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(10): 1747-1752.
- [13] HUANG G, LIU Z, WEINBERGER K Q, et al. Densely connected convolutional networks[C] // *CVPR*. 2017.
- [14] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C] // *Proc of the 32nd International Conference on Machine Learning*. 2015: 448-456.
- [15] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks[C] // *Proc of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 315-323.
- [16] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality [J]. *IEEE Trans. Image Process.* 2006, 15(2): 430-444.



SUN Rong-rong, born in 1981, Ph. D., senior engineer. Her main research interests include medical metrology, biomedical engineering, medical images with artificial intelligence and so on.

(上接第 591 页)

- [13] DIFFIE W, HELLMAN M E. Special feature exhaustive cryptanalysis of the NBS data encryption standard[J]. *IEEE Computer*, 1977, 10(6): 74-84.
- [14] DERBEZ P, FOUQUE P, JEAN J. Improved key recovery attacks on reduced-round AES in the single-key setting[C] // *32nd Annual International Conference on the Theory and Applications of Cryptographic Techniques*. Springer, 2013: 371-387.
- [15] MANGARD S. A Simple Power-Analysis (SPA) Attack on Implementations of the AES Key Expansion[C] // *Information Security and Cryptology-ICISC 2002*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2003: 343-358.
- [16] MAGHREBI H. Deep learning based side channel attacks in practice[J]. *IACR Cryptology ePrint Archive*, 2019, 578.
- [17] ZHANG Y J, HAN Y X, LIU X Y. Account Password management app based on AES algorithm[J]. *Computer Technology and Development*, 2019, 29(8): 125-129.
- [18] LI G, YANG Y, SUN Y W, et al. Research on the application of AES algorithm in QR code generation and recognition[J]. *China New Communication*, 2020, 22(9): 95-96.
- [19] LIAO Z X, WANG J. Research on multiple encryption algorithm based on QR code[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2015, 11(30): 64-65.
- [20] QI N Q. Research on the application of RSA algorithm in two dimensional code anti-counterfeiting technology[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunication, 2017.



GU Shuang-jia, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include information security, cryptography and deep learning.



LIU Wan-ping, born in 1986, Ph. D., associate professor, research supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include cyberspace security dynamics and information security.