

## 基于神经网络学习的锥形束CT图像超分辨率重建算法

邓春燕, 陆佳扬, 黄宝添

汕头大学医学院附属肿瘤医院放疗科, 广东 汕头 515000

**【摘要】**针对锥形束CT(CBCT)图像质量较差的问题,提出一种基于卷积神经网络的超分辨率重建(SRCNN)方法,旨在提高CBCT图像的分辨率。本研究分别对头颈、盆腔、胸部的CBCT图像进行研究,先使用非局部均值(NLM)方法对图像进行降噪处理,再分别使用双三次插值重建(BIC)方法和SRCNN重建方法进行超分辨率重建。结果表明,BIC方法和SRCNN重建方法均能提高CBCT图像的分辨率,SRCNN重建方法较BIC方法有更高的峰值信噪比,而在结构相似度和特征相似性上,BIC方法和SRCNN重建方法的差别不大。从图像峰值信噪比及特征相似性上看,此方法对盆腔部CBCT图像处理效果更为显著,对头颈部及胸部处理效果相近。

**【关键词】**锥形束CT;卷积神经网络;降噪;超分辨率重建

**【中图分类号】**R318;TP751

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2020)07-0878-05

## Super-resolution reconstruction algorithm of CBCT image based on neural network learning

DENG Chunyan, LU Jiayang, HUANG Baotian

Department of Radiation Oncology, Cancer Hospital of Shantou University Medical College, Shantou 515000, China

**Abstract:** A reconstruction method based on super-resolution convolutional neural network (SRCNN) is proposed to solve the problem of poor cone-beam computed tomography (CBCT) image quality, thereby improving the resolution of CBCT image. The CBCT images of head and neck, pelvic cavity and thorax were researched. Firstly, image noises were removed by non-local means method, and then super-resolution reconstruction is carried out by bicubic interpolation (BIC) and SRCNN, separately. The results show that both BIC method and SRCNN method can improve the resolution of CBCT image. The peak signal-to-noise ratio (PSNR) obtained by SRCNN method is higher than that obtained by BIC method, but the differences in structural similarity (SSIM) and feature similarity (FSIM) between SRCNN method and BIC method are trivial. The analysis on PSNR and FSIM shows that SRCNN method has more remarkable effect on the improvement of pelvic CBCT image, and the effects on the improvements of head and neck CBCT image and thoracic CBCT image are similar.

**Keywords:** cone-beam computed tomography; convolutional neural network; denoise; super-resolution construction

### 前言

近年来,图像引导放射治疗(Image Guided Radiation Therapy, IGRT)和自适应放疗(Adaptive Radiation Therapy, ART)受到了广泛的关注,锥形束CT(Cone-Beam CT, CBCT)由于其具有较好的实时性、较高的灵敏度以及方便使用等优点,被广泛地应用于IGRT和ART中<sup>[1-3]</sup>。然而,由于CBCT采用的是锥形X射线束与平板探测器通过低剂量扫描进行成

像的,以及其采用的重建算法选取等原因,采集到的CBCT图像的成像质量相比常规CT图像要差,且包含了大量的噪声,这对医生的诊断影响较大,在一定程度上影响了CBCT在放疗中的应用<sup>[2,4-6]</sup>。为了去除CBCT图像中的噪声问题,刘岩海<sup>[7]</sup>提出一种基于非局部均值(Non-Local Means, NLM)方法对CBCT图像进行降噪处理,处理后可以获得效果质量较好的CBCT图像,但是由于使用NLM算法,会不可避免地导致图像部分结构信息发生丢失,为了提高CBCT图像质量并克服NLM降噪产生的图像结构信息丢失这个问题,本文提出一种基于神经网络学习的超分辨率重建(Super-Resolution Convolutional Neural Network, SRCNN)算法对CBCT图像进行处理,以提高CBCT的图像质量。

本文主要分为两个步骤:第一步,采用NLM方法对图像进行降噪处理,以消除CBCT成像中产生的噪

**【收稿日期】**2020-01-06

**【基金项目】**国家自然科学基金(81602667);广东省科技创新战略专项资金(纵向协同管理方向)[汕府科(2018)157号]

**【作者简介】**邓春燕,助理工程师,研究方向:放射治疗计划设计与加速器质控,E-mail: cuku078@163.com

**【通信作者】**黄宝添,高级工程师,研究方向:放射治疗计划设计与加速器质控,E-mail: hbt830910@126.com

声问题;第二步,分别采用SRCNN方法和双三次插值重建(Bicubic Interpolation, BIC)方法对图像进行超分辨重建,以消除第一步中NLM处理中导致的图像边缘模糊问题,同时恢复出图像原有的细节信息。

1 SRCNN 算法

SRCNN是计算机视觉的一个经典应用,旨在从一个低分辨率(Low Resolution, LR)图像中恢复出具有更多细节信息的高分辨率(High Resolution, HR)图像<sup>[8-9]</sup>,期望通过软件的处理,来克服依靠硬件来采集HR图像的局限性,可以消除重建中产生的退化问题,具有较好的恢复效果<sup>[10]</sup>。当前的SRCNN方法主要有两种:(1)基于重构的方法,这种方法通过结合图像的信息,可以很好地复原待处理图像的一些细节信息<sup>[11-12]</sup>; (2)基于学习的方法,这种方法通过学习训练集中的HR和LR图像之间的关系来复原测试集中的图像分辨率<sup>[12-13]</sup>。基于学习的方法相比于基于重构等其他的超分辨率重建技术可以获得更好的视觉效果<sup>[10]</sup>。其中,Dong等<sup>[8]</sup>

在2016年提出了一种端到端映射的SRCNN方法已被有效地应用在LR和HR之间的映射,恢复出效果较好的高分辨率图像。SRCNN是一个从LR图像到HR图像的端到端映射的方法,其实现步骤如下:(1)特征块提取:从LR图像中提取块,然后将这些特征块用高维向量来表示,这些向量包含了一组特征图;(2)非线性映射:将步骤(1)中的每个高维向量通过非线性映射,得到另一组高维向量,每一个向量在概念上都是高分辨率图像块的表示,这些向量包含了另一组特征图;(3)重建:将步骤(2)中得到的高分辨率块重建生成最终的高分辨率图像。

图1为SRCNN算法的框架图,其中网络形式为:(Conv1+ReLU1)→(Conv2+ReLU2)→(Conv3),其中第一层卷积的卷积核尺寸为 $f1 \times f1$ ,卷积核数目为 $n1$ ;第二层卷积的卷积核尺寸为 $f2 \times f2$ ,卷积核数目为 $n2$ ;第三层卷积的卷积核尺寸为 $f3 \times f3$ ,卷积核数目为 $n3$ 。 $n3$ 取值为1,则最终输出1张特征图像即为重建的HR图像。

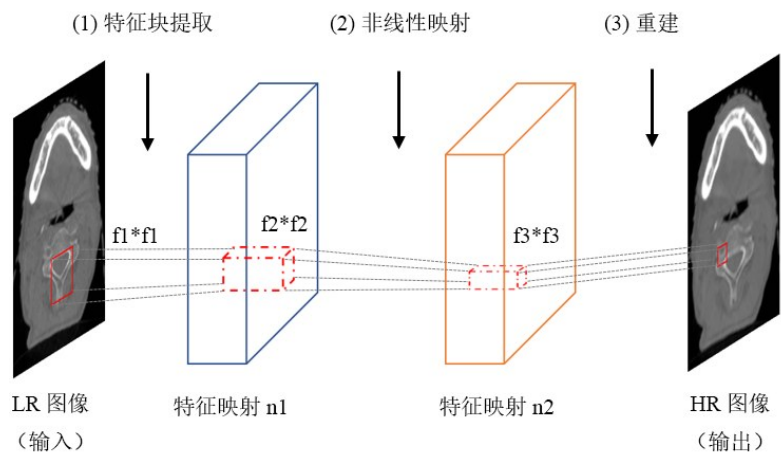


图1 SRCNN算法的框架图

Fig.1 Framework of super-resolution convolutional neural network (SRCNN) algorithm

2 结果

本实验数据来自 Varian Medical Systems TrueBeamSN1093 加速器所采集的真实CBCT图像,包括头颈部、盆腔、胸部数据,分为A、B、C、D、E 5组,其中各组数据,头颈部包含 89 幅图像,盆腔包含 81 幅图像,胸部包含 81 幅图像。

2.1 数据训练

采用公开数据库 ILSVRC 2013 ImageNet 共 395 909 幅图像数据来训练模型,NLM过程所采用的参数参考文献[7],其中邻域窗的大小取 5×5,搜索窗的大小取 11×11,滤波核取 0.000 9。

2.2 视觉评价

如图2~图4所示,分别显示的是头部、盆腔和肺部数据的处理结果。从图中可以看出,经过NLM处理的图像能显著去除原始CBCT图像中包含的噪声,但是图像的边缘细节比较模糊。SCRNN和BIC处理之后所得图像的视觉效果较原始图像和NLM处理后的图像更佳,图像的边缘细节更清晰。

2.3 量化评价

2.3.1 峰值信噪比(Peak Single to Noise Ratio, PSNR)

PSNR是目前常用的图像质量量化评价的重要指标之一,是衡量图像噪声水平和图像失真的一种全参考评价标准<sup>[14]</sup>。其计算公式如下:

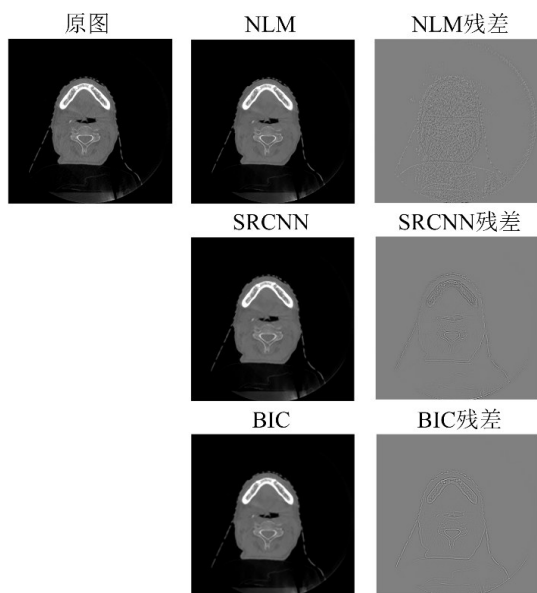


图2 头部CBCT图像的NLM、SRCNN和BIC处理结果  
Fig.2 Results of head CBCT image processed with non-local means (NLM), SRCNN and bicubic interpolation (BIC)

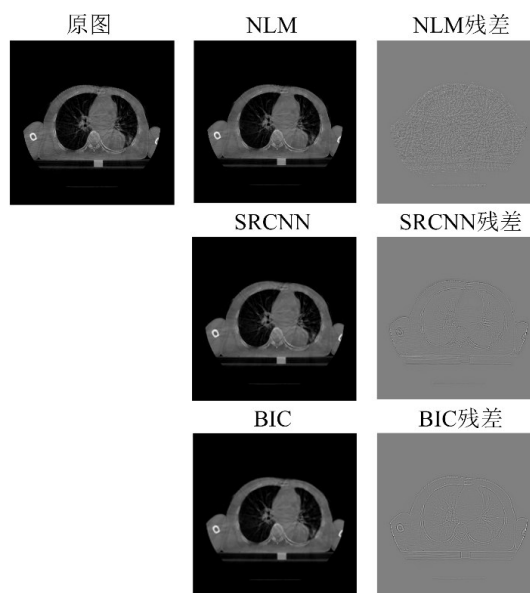


图4 胸部CBCT图像的NLM、SRCNN和BIC处理结果  
Fig.4 Results of thoracic CBCT image processed with NLM, SRCNN and BIC

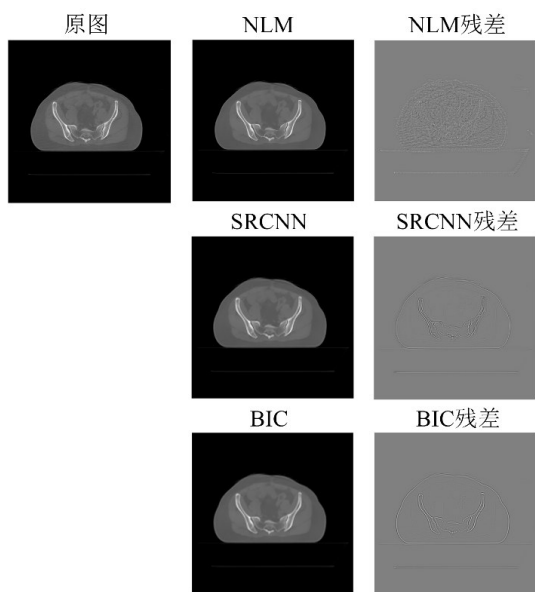


图3 盆腔CBCT图像的NLM、SRCNN和BIC处理结果  
Fig.3 Results of pelvic CBCT image processed with NLM, SRCNN and BIC

$$\text{PSNR}(I_1, I_2) = 10 \times \lg \frac{P^2}{\text{MSE}};$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{W \times h} \sum_{x,y} (I_1(x, y) - I_2(x, y))^2 \quad (1)$$

其中,  $I_1$  为原始图像,  $I_2$  为与  $I_1$  大小相同的重建图像,  $P$  为图像中像素点的最大灰度值,  $w$  和  $h$  分别为图像的长与宽。PSNR 单位为分贝 (dB), 用于表示图像的超分辨率时, PSNR 计算值越大, 表示重建后图像失真越少, 则相应的超分辨率算法越好。

如表 1 和图 5 所示, SRCNN 重建方法相比于 BIC

方法有更高的 PSNR 值, 表明用 SRCNN 方法重建后图像的失真度比 BIC 方法的失真度低, 能够重建出效果更好的 CBCT 图像。而对盆腔部图像的处理结果相比于对头颈部图像的处理结果有更高的 PSNR 值, 这是因为相比于头颈部和胸部, 盆腔部几乎全是实体组织, 包含的空腔组织较少, 组织间差异较小。

**2.3.2 结构相似度 (Structural Similarity, SSIM)** SSIM 是 Wang 等在 2004 年提出的一种评价标准, 现已在超分辨率重建中得到了广泛的应用, 是一种稳定的全参考算法<sup>[14-17]</sup>。SSIM 定义如下:

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (2)$$

其中,  $\mu_x$ 、 $\sigma_x$ 、 $\mu_y$ 、 $\sigma_y$  分别是图像信号  $x$  和  $y$  的亮度均值及亮度的平均值和标准差,  $\sigma_{xy}$  为  $x$  和  $y$  的亮度协方差;  $C_1 = (k_1L)^2$ ,  $C_2 = (k_2L)^2$ , 是用来维持稳定的常数;  $L$  是像素值的动态范围。SSIM 取值区间是  $[0, 1]$ , SSIM 值越大, 说明两张图像的结构越相似<sup>[14, 18]</sup>, 即 SRCNN 的效果越好。如表 1 所示, SRCNN 重建方法和 BIC 方法均有较高的 SSIM 值, 对所有部位, 这两种方法的 SSIM 值均达到 0.9 以上, 说明用超分辨率重建方法能较好地恢复 CBCT 图像是结构信息。

**2.3.3 特征相似度 (Feature Similarity, FSIM)** FSIM 是 2011 年由 Zhang 等提出的一种图像评价方法。其从图像的底层特征出发, 提取图像的梯度信息以及相位一致性信息作为评价的两个特征, 算法包括两个步骤: (1) 计算局部相似图 (提取局部相似图、梯度幅值和相位一致性); (2) 根据步骤 (1) 中提取的特征构造基本特征相

表1 头颈部CBCT图像NLM、SRCNN和BIC方法的PSNR结果,SRCNN和BIC方法的SSIM和FSIM结果  
Tab.1 Peak single-to-noise ratio (PSNR) of head and neck CBCT image processed with NLM, SRCNN and BIC, and structural similarity (SSIM) and feature similarity (FSIM) after being processed with SRCNN or BIC

参数	A	B	C	D	E	Mean±SD
PSNR <sub>_NLM</sub>	25.684	26.334	25.070	25.759	25.610	25.691±0.450
PSNR <sub>_SRCNN</sub>	16.620	16.745	16.318	16.901	16.983	16.713±0.262
PSNR <sub>_BIC</sub>	16.094	16.222	15.896	16.462	16.289	16.193±0.212
SSIM <sub>_SRCNN</sub>	0.895	0.911	0.881	0.907	0.904	0.900±0.012
SSIM <sub>_BIC</sub>	0.900	0.917	0.885	0.913	0.904	0.904±0.013
FSIM <sub>_SRCNN</sub>	0.472	0.513	0.363	0.480	0.423	0.450±0.058
FSIM <sub>_BIC</sub>	0.477	0.517	0.37	0.484	0.429	0.455±0.057

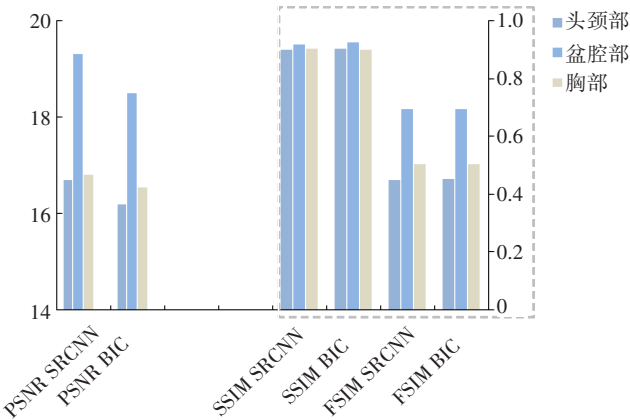


图5 各部位CBCT图像NLM、SRCNN和BIC方法的PSNR结果, SRCNN和BIC方法的SSIM和FSIM结果

Fig.5 PSNR of CBCT images processed with NLM, SRCNN and BIC, and SSIM and FSIM after being processed with SRCNN and BIC

似性的评价模型<sup>[14, 19]</sup>。FSIM定义为:

$$S_L(x) = \left[ \frac{2PC_1(x) \cdot PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1} \right]^\alpha \cdot \left[ \frac{2G_1(x) \cdot G_2(x) + T_2}{G_1^2(x) + G_2^2(x) + T_2} \right]^\beta \quad (3)$$

其中,  $PC_1(x)$ 、 $G_1(x)$ 、 $PC_2(x)$ 、 $G_2(x)$  分别为从原始图像和重建图像中获取的相位一致性信息与梯度幅值信息。 $\alpha$ 、 $\beta$  为相位一致性特征 PC 与梯度幅值特征 GM 的重要性参数。FSIM 值越大, 表示重建图像与参考图像越相似<sup>[14]</sup>。

如表 1 和图 5 所示, SRCNN 重建方法和 BIC 方法有相似的 FSIM 值。对头颈部和胸部、盆腔部, 重建的 FSIM 值有轻微差异, 但是差别不大, 如表 1~表 3 所示, A、B、C、D、E 为对应 5 组头颈部、盆腔部、胸部数据。

表2 盆腔部CBCT图像NLM、SRCNN和BIC方法的PSNR结果,SRCNN和BIC方法的SSIM和FSIM结果  
Tab.2 PSNR of pelvic CBCT image processed with NLM, SRCNN and BIC, and SSIM and FSIM after being processed with SRCNN or BIC

参数	A	B	C	D	E	Mean±SD
PSNR <sub>_NLM</sub>	29.047	29.152	28.517	29.074	29.079	28.974±0.258
PSNR <sub>_SRCNN</sub>	19.596	18.900	19.548	19.377	19.193	19.323±0.285
PSNR <sub>_BIC</sub>	18.670	18.235	18.689	18.584	18.377	18.511±0.198
SSIM <sub>_SRCNN</sub>	0.920	0.914	0.913	0.926	0.921	0.919±0.005
SSIM <sub>_BIC</sub>	0.926	0.925	0.924	0.936	0.931	0.928±0.005
FSIM <sub>_SRCNN</sub>	0.689	0.699	0.685	0.701	0.703	0.696±0.008
FSIM <sub>_BIC</sub>	0.690	0.702	0.686	0.703	0.706	0.697±0.009

3 总结

CBCT 图像分辨率的提高, 有助于图像的后续处理, 对精确放射治疗有着重要的意义<sup>[20]</sup>。本文先采用 NLM 算法对 CBCT 图像进行降噪处理, 有效地去除了 CBCT

图像采集过程中引入的噪声。然后采用 SRCNN 方法对 CBCT 图像进行 SRCNN, 实验结果表明, SRCNN 方法不但恢复了 NLM 过程造成的一些边缘细节丢失的问题, 还提高了原始图像本身的边缘细节信息。



表3 胸部CBCT图像NLM、SRCNN和BIC方法的PSNR结果,SRCNN和BIC方法的SSIM和FSIM结果  
Tab.3 PSNR of thoracic CBCT image processed with NLM, SRCNN and BIC, and SSIM and FSIM after  
being processed with SRCNN or BIC

参数	A	B	C	D	E	Mean±SD
PSNR <sub>NLM</sub>	25.881	26.385	25.664	25.664	25.777	25.874±0.300
PSNR <sub>SRCNN</sub>	16.593	16.168	17.293	17.293	16.704	16.810±0.484
PSNR <sub>BIC</sub>	16.258	15.846	17.125	17.125	16.395	16.550±0.563
SSIM <sub>SRCNN</sub>	0.891	0.904	0.915	0.915	0.891	0.903±0.012
SSIM <sub>BIC</sub>	0.892	0.906	0.919	0.919	0.891	0.901±0.014
FSIM <sub>SRCNN</sub>	0.533	0.526	0.485	0.485	0.489	0.504±0.024
FSIM <sub>BIC</sub>	0.532	0.526	0.485	0.485	0.490	0.504±0.023

# 【参考文献】

- [1] 张传义. 基于小波变换的CBCT图像去噪方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(4): 181-183.  
ZHANG C Y. Research on the method of CBCT image de-noising based on wavelet transform[J]. Computer Knowledge and Technology, 2018, 14(4): 181-183.
- [2] 王为, 吴国华, 沈奕晨, 等. 基于MATLAB的锥形束CT图像去噪研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(4): 64-70.  
WANG W, WU G H, SHEN Y C, et al. Study for cone-beam CT images denosing method based on MATLAB[J]. Chinese Journal of Medical Physis, 2013, 30(4): 64-70.
- [3] 李明, 储开岳, 邱云芳, 等. 锥形束CT在肿瘤放射治疗中的作用[J]. 实用癌症杂志, 2012, 27(5): 516-517.  
LI M, CHU K Y, QIU Y F, et al. The role of CBCT in tumor radiotherapy[J]. The Practical Journal of Cancer, 2012, 27(5): 516-517.
- [4] BOOTSMA G J, VERHAEGEN F, JAFFRAY D A. Spatial frequency spectrum of the X-ray scatter distribution in CBCT projections[J]. Med Phys, 2013, 40(11): 111901.
- [5] LIU L, LI X X, XIANG K, et al. Low-dose CBCT reconstruction using hessian schatten penalties[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(12): 2588-2599.
- [6] 马凤, 齐宏亮, 吴书裕, 等. 中值滤波—先验图像法去除CBCT图像噪声[J]. 核电子学与探测技术, 2018, 38(3): 445-448.  
MA F, QI H L, WU S Y, et al. Median filter-transcendental image method for removal of CBCT image noise[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2018, 38(3): 445-448.
- [7] 刘岩海. 基于NLM算法的CBCT图像去噪研究[C]. 2015放射肿瘤物理学年会, 2015.  
LIU Y H. Study on NLM-based CBCT image de-noising[C]. 2015 Annual Conference on Radiological Tumor Physics, 2015.
- [8] DONG C, CHEN G, HE K M, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2016, 38(2): 295-307.
- [9] 张健, 何京璇, 王容. 基于CNN和Resblock的图像超分辨率重建算法[J]. 信息技术与网络安全, 2019, 38(7): 54-59.  
ZHANG J, HE J X, WANG R. Image super-resolution reconstruction algorithm based on convolutional neural network and Resblock[J]. Information Technology and Network Security, 2019, 38(7): 54-59.
- [10] 孙毅堂, 宋慧慧, 张开华, 等. 基于极深卷积神经网络的人脸超分辨率重建算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(4): 1141-1145.  
SUN Y T, SONG H H, ZHANG K H, et al. Face super-resolution via very deep convolutional neural network[J]. Journal of Computer Application, 2018, 38(4): 1141-1145.
- [11] 苏衡, 周杰, 张志浩. 超分辨率图像重建方法综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1202-1213.
- SU H, ZHOU J, ZHANG Z H. Survey of super-resolution image reconstruction methods[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1202-1213.
- [12] 房诗婷, 钟涛, 陈瑾, 等. 基于多模型高斯过程回归的肺部四维计算机断层扫描超分辨率重建[J]. 生物医学工程学杂志, 2017, 34(6): 922-927.  
FANG S T, ZHONG T, CHEN J, et al. Super-resolution reconstruction for lung four dimensional computed tomography images using multi-model gaussian process regression [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2017, 34(6): 922-927.
- [13] FANG S T, WANG H F, LIU Y L, et al. Super-resolution reconstruction of 4D-CT lung data via patch-based low-rank matrix reconstructio[J]. Phys Med Biol, 2017, 62(20): 7925-7937.
- [14] 王小怡, 苏赋. 超分辨率重建图像质量评价算法分析[J]. 信息通信, 2017, 177(9): 109-111.  
WANG X Y, SU F. Analysis of image quality evaluation algorithm for super-resolution reconstruction[J]. Information & Communications, 2017, 177(9): 109-111.
- [15] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13(4): 600-612.
- [16] 蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 219-226.  
JIANG G Y, HUANG D J, WANG X, et al. Overviw on image quality assessment methods [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(1): 219-226.
- [17] WANG Z, BOVIK A C, SIMONCELLI E P. Structural approached to image quality assessment [M]//In Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, 2005: 961-974.
- [18] 朱丽娟, 赵青兰. 基于结构相似性的全参考图像质量评价[J]. 信息通信, 2013, 123(1): 1-2.  
ZHU L J, ZHAO Q L. A full reference image quality assessment algorithm base on SSIM[J]. Information & Communications, 2013, 123(1): 1-2.
- [19] 王正友, 李振兴, 林维斯, 等. 结合HVS和相似特征的图像质量评估方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1606-1612.  
WANG Z Y, LI Z X, LIN W S, et al. Improved image quality assessment model incorporating HVS and FSIM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1606-1612.
- [20] 刘轶群, 王文玲. 锥形束CT在肿瘤精准放疗中的应用[J]. 肿瘤学杂志, 2013, 19(12): 991-993.  
LIU Y Q, WANG W L. Application of cone beam computed tomography to precise radiotherapy for cancer[J]. Journal of Chinese Oncology, 2013, 19(12): 991-993.

(编辑:陈丽霞)