

基于深度学习模型的 X 线胸片去骨的初步研究

毕忠旭, 李子元, 周宇, 任昕, 李津书, 刘建新, 王霄英, 张晓东

【摘要】 目的:探讨基于深度学习方法对 X 线胸片(CXR)进行去骨处理的可行性。**方法:**总样本数据集由开源数据集和自采数据集两部分组成,共 300 个图像对,每对图像包括一个常规 CXR 和一个去骨后的 CXR,其中开源数据集(JSRT+BSE JSRT)241 对,自采数据集(双能减影胸部 X 光片)59 对。使用深度残差网络(ResNet)作为去骨模型的基础架构,结合动态 U-Net 网络,并以 Imagenet 预训练 VGG(Visual Geometry Group)网络,提取图像激活及风格特征组成损失函数,来训练去骨模型。将总样本数据随机分为训练集(80%)、调优集(5%)和测试集(15%)。以测试集的峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)结果作为 CXR 去骨模型的评价指标。**结果:**在测试集中,CXR 去骨模型的 PSNR (dB)和 SSIM 分别为 31.94 ± 2.49 和 $93.37\% \pm 5.11\%$ 。根据 PSNR 值分析,88.89% 的模型去骨后图像的质量较好,根据 SSIM 值分析,86.67% 的模型去骨后图像与目标图像的结构相似性达到 88% 以上。**结论:**深度学习模型对 X 线胸片图像的去骨处理是可行的,可用于进一步研究并尝试应用于临床。

【关键词】 深度学习; 人工智能; X 线胸片; 去骨模型

【中图分类号】 R814.41; R734.2 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2021)12-1582-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2021.12.023

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Clinical application of deep learning model for bone suppression of X-ray chest radiographs BI Zhong-xu, LI Zi-yuan, ZHOU Yu, et al. Department of Radiology, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

【Abstract】 Objective: To investigate the feasibility of a deep learning model-based approach to achieve clinical application for bone suppression of the chest X-ray (CXR) images. **Methods:** The dataset consisted of open source dataset and self-collected dataset of 300 pairs, each pair of images including a conventional X-ray chest radiograph and a bone suppressed X-ray chest radiograph, in which the open source data group (JSRT+BSE JSRT) contained 241 pairs, and the self-collected data group (dual-energy subtraction chest radiography) contained 59 pairs. The residual deep neural network (ResNet) was used as the infrastructure for the bone suppressed model, combined with the dynamic U-Net network and the Imagenet pre-trained VGG (Visual Geometry Group) network based image activation and style features were extracted to form a loss function to train the bone suppression model. The data were randomly divided into training dataset (80%), validation dataset (5%) and testing dataset (15%). The peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) in the test set were used as the evaluation metrics for the CXR bone suppression model. **Results:** In the test set, the PSNR (dB) and SSIM of the CXR bone suppression model were 31.94 ± 2.49 and $93.37\% \pm 5.11\%$, respectively. According to the analysis of PSNR values, 88.89% of the predicted images showed good quality, and according to the analysis of SSIM values, 86.67% of the predicted images have more than 88% structural similarity with the target images. **Conclusion:** The deep learning model is feasible for bone suppression of X-ray chest images, which not only improves the diagnostic efficiency of physicians, but also greatly increases the diagnostic accuracy, and can be used for further research and potential clinical application.

【Key words】 Deep learning; Artificial Intelligence; Chest X-ray film; Bone suppression model

作者单位: 100034 北京, 北京大学第一医院医学影像科

作者简介: 毕忠旭(1986—), 男, 辽宁锦州人, 技师, 主要从事医学影像技术工作。

通讯作者: 张晓东, E-mail: zhxd2009@gmail.com

基金项目: 北京大学第一医院青年临床研究专项基金项目(2018CR25)

X 线胸片 (chest X-ray, CXR) 在临床工作中应用广泛,是诊断呼吸系统疾病的一线影像检查方法。但由于 CXR 是重叠影像,胸廓骨质结构和肺部在图像上的投影有重叠,导致当肺部病灶不显著时诊断医师在阅片时可能受到干扰,造成漏诊。

通过骨质抑制技术去除 CXR 上的骨组织,无论对影像科医师还是计算机辅助诊断系统都有帮助^[1-2]。既往研究证明双能减影成像 (dual-energy subtraction imaging, DES) 技术对骨质结构的抑制效果极佳^[3]。然而 DES 的辐射剂量相对较大,需要特殊的双能成像设备,而且心跳、呼吸产生的运动伪影可导致去骨效果不佳。如果能通过后处理软件使得常规 CXR 得到与 DES 相似的去骨效果,则可避免 DES 的上述缺点,这已成为近期 CXR 去骨研究的关注热点。目前除了传统的图像处理方法,基于深度学习模型的方法也有望用于 CXR 去骨处理^[4-5]。本研究初步探索了一种深度学习算法实现 CXR 去骨处理的可行性。

材料与方法

本研究获得了本院伦理审查委员会的批准 (2019-70),按照本单位 AI 项目研发规范开展研究工作。

1. 研究队列的建立

CXR 数据来源于两个方面,一个是开源数据集 [(JSRT + BSE JSRT, JSRT 为日本放射技术学会 (Japanese Society of Radiological Technology), BSE 为骨去除 (bone shadow exclusion))]^[6],其中包括 241 例正位常规 CXR 和与其对应的 241 例去骨 CXR^[7],该数据集的去骨结果由传统的图像后处理算法得到;另一个数据集是自采数据集,来自于我院双能 X 光机 (GE Discovery XR656) 采集的 59 例临床胸部筛查患者的图像数据,其中包括常规 CXR、去骨 CXR 和骨相 CXR 各 59 帧图像。将两个数据集整合,经过数据筛选,去除运动伪影较大以及去骨效果较差的图像后,建立研究队列,获得 295 例患者的常规 CXR 图像和去骨 CXR 图像各 295 帧。以 295 例患者随机分入训练集 (80%)、调优集 (5%) 和测试集 (15%)。

2. 数据处理

将 DICOM 格式图像转化为 PNG 格式图像,转化

时利用 DICOM 文件里的窗宽和窗位信息,将 16bit 图像数据转换为 8bit 图像数据,保证原始 CXR 图像和其对应的去骨 CXR 图像的窗宽和窗位一致。将研究样本数据集中的所有图像的覆盖范围统一,使其主要包括肺野区域,去除肩、腹等非肺野区域,并将剪切后的图像统一调整为像素大小 2048 × 2048。模型输入为常规 CXR 图像,模型输出为去骨后的 CXR 图像。

模型训练的初始权重来源于 ImageNet^[8] 预训练 ResNet34^[9] 和 VGG (VGG: Visual Geometry Group) 16 模型^[10]。图像预处理步骤:原始图像缩小至像素大小为 512 × 512,并对图像像素值按照 ImageNet 数据集的均值和方差进行归一化处理。扩增方法包括随机旋转、裁剪、缩放和平移等。

3. 模型训练

在 NVIDIA GPU P100 设备上利用 Pytorch (<https://pytorch.org/>) 深度学习 Python 库,在整理好的 CXR 图像数据集中进行开发和训练。

以 Resnet34 为卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 深度学习模型的基础架构,结合动态 UNet 网络^[11],并以 VGG 网络为基础,提取图像激活及风格特征组成损失函数 (Loss Function),逐步建立 CXR 去骨模型 (图 1)^[11-12]。

4. 评价指标

CXR 去骨模型基于常规 CXR 图像而生成去骨的 CXR 图像,即由输入的图像生成新的图像,属于图像生成模型。在图像训练及测试阶段,主要涉及三类图像:输入图像 I (input),目标图像 T (target) 和预测生成图像 P (prediction)。其中目标图像是指模型需要学习的对象,预测生成图像是指模型预测的结果。对于该模型的去骨效能,主通过比较目标图像 T 和预测生成图像 P 来进行评估。用测试集的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 和结构相似性 (structure similarity, SSIM) 评价 CXR 去骨模型的效能。

PSNR 是峰值信号的能量与噪声的平均能量之比,其计算公式为: $PSNR = 10 \times \log_{10} (MaxI^2 / MSE)$,其中 MaxI 指图像灰度的峰值, MSE 指相比较的 T 与 P 两个图像像素之间的均方误差值 (mean square

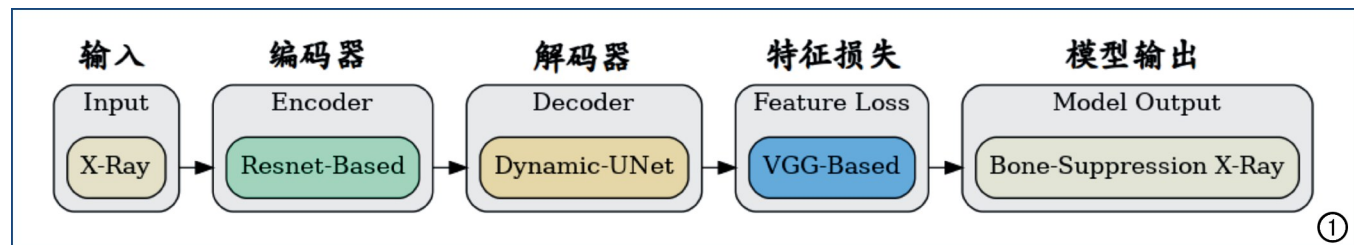


图 1 基于 ResNet34 基础架构并结合动态 UNet 网络的 CXR 去骨模型的结构。

error, MSE), 是一种评估图像质量的客观标准。PSNR 的单位是分贝 (dB), 数值越大代表图像质量越好, 一般来说, PSNR 与图像质量的关系如下: $\text{PSNR} \geq 40\text{dB}$, 提示图像质量极好; $30\text{dB} \leq \text{PSNR} < 40\text{dB}$, 提示图像质量较好; $20\text{dB} \leq \text{PSNR} < 30\text{dB}$, 提示图像质量差; $\text{PSNR} < 20\text{dB}$, 提示图像质量极差。

SSIM 也是一种图像质量的评价指标, 分别从亮度、对比度和结构三方面度量图像之间的相似性, 分别用 T 和 P 两组图像的均值作为亮度、标准差作为对比度、协方差作为结构相似度的相应指标。SSIM 取值范围为 0~1, 值越大表示图像 T 与 P 之间的相似度越高^[13]。

结 果

所建模型在测试集中生成的去骨 CXR 图像的 PSNR 和 SSIM 值均较高 (图 2): PSNR 为 25.35~37.22dB, 平均 $(31.94 \pm 2.49)\text{dB}$; SSIM 值为 25.35%~98.48%, 平均 $93.37\% \pm 5.11\%$ 。

根据 PSNR 值分析, 测试集中 45 例预测图像与

DES 真实去骨图像的 PSNR 均值达 31.94dB, 其中 PSNR 小于 30dB 的情况仅有 5 例, 即 88.89% (5/45) 的预测图像的质量较好。根据 SSIM 值分析, 测试集中 45 例预测图像的 SSIM 的均值达到 93.37%, 其中 SSIM 值小于 88% 的情况仅见于 6 例 (图 3), 即 86.67% (6/45) 的预测图像与目标图像的结构相似性达到 88% 以上。

讨 论

CXR 是呼吸系统疾病的首选影像检查方法, 对 CXR 的阅片工作不仅包括影像专业的医师, 也常常包括临床医师。CXR 的阅片准确性与诊断者的经验密切相关, 但即使是有经验的阅片者也可能漏诊肺内不显著的小病变, 主要是由于 CXR 是重叠影像, 胸部区域的骨质结构对疾病的检出和鉴别诊断会带来干扰。

双能量 X 线胸部检查的研发和临床应用探索已有几十年。其基本原理是将胸片上骨质和软组织分离, 分别生成骨图像和软组织图像, 在临床应用中的主要优势是检出被肋骨遮蔽的软组织结节以及对钙化的

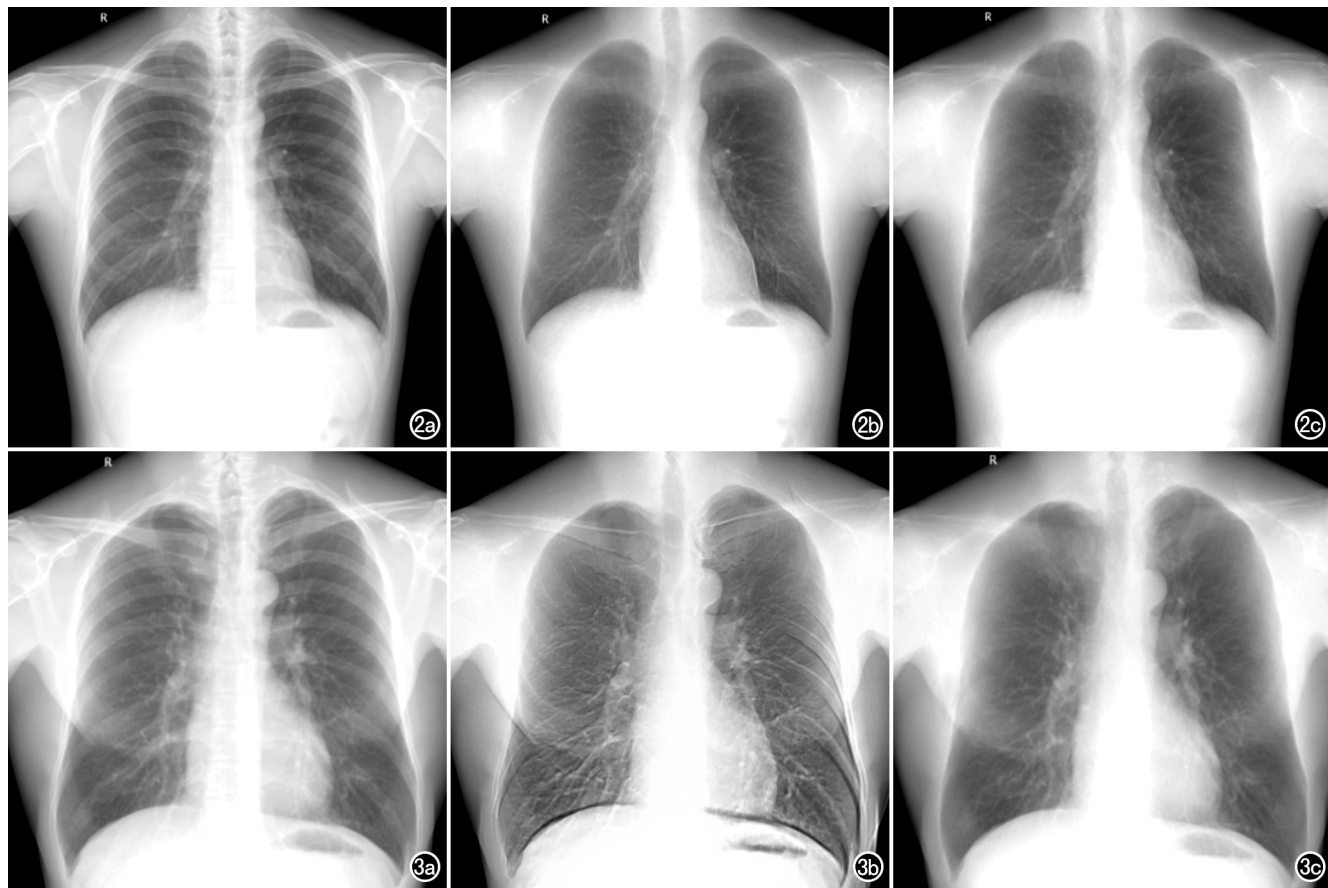


图 2 测试集病例。a) 常规 CXR 图像 I 作为输入图像; b) 由输入图像生成的目标去骨 CXR 图像 T; c) 模型预测生成的去骨 CXR 图像 P, 显示预测图像的质量较好 (PSNR 为 33.35dB), 预测图像与目标图像的结构相似性较高 (SSIM 值为 95.44%)。图 3 测试集病例。a) 常规 CXR 图像 I 作为输入图像; b) 由输入图像生成的目标去骨 CXR 图像 T; c) 模型预测生成的去骨 CXR 图像 P, 显示预测图像与目标图像 T 的结构相似性较差 (SSIM 值仅 79.64%)。

定性^[14]。尤其是对不显著的微小肺内病变,可提高低年资医师以及非影像诊断专业的临床医师的诊断准确性^[15]。最初研究的关注点是通过 X 线和探测器的改进获得更好的物质分离图像,以提高诊断效能^[16]。近年来随着深度学习技术的发展,除了在 CXR 诊断方面的研究^[17],也有关于深度学习模型应用于 CXR 图像的去骨处理的相关研究报告,认为该技术可提高影像医师对 CXR 阅片的工作效能,同时也能提高相关基于 CXR 图像的深度学习分类模型的效能^[1,2]。

本研究结果显示,深度学习模型可以用于常规 CXR 图像的去骨处理,这与既往的研究结果相似^[4-5]。对于测试集中 SSIM 最小值(79.64%)的图像(图 3),可以看到由双能量减影直接生成的目标图像中的伪影较为严重,肋骨痕迹明显,而从常规 CXR 去骨模型生成的预测图像则较好地抑制了骨质结构,但由于目标图像中伪影的影响,导致反映结构相似性的 SSIM 值较低,但从该示例也进一步说明我们的 CXR 去骨模型可以更好地预测生成去骨 CXR 图像,避免双能减影成像过程中身体运动导致的伪影。

AI 模型的研发和泛化过程中应考虑技术问题^[18]。本研究 CXR 去骨模型训练过程中未对设备进行筛选,使用了连续数据。CXR 图像来自本单位在实际临床工作中使用的双能量 X 光机以及开源数据集,其中目标图像 T 的生成方法也不同,自采数据集采用的是双能量减影,开源数据集则来源于其它去骨算法^[7]。全部图像由不同技师完成摄片工作,未根据设备、人员及生成目标图像的方法进行分组。本研究结果证明了不同 DR 设备、不同技师及不同去骨方法生成目标图像的数据均可用于模型的训练,且无论来源于何种 DR 设备的图像,其测试集数据的预测生成图像均达到较好的结果。由于常规 CXR 图像质量基本可以保证,来源于不同设备的图像性质差异不大,从这个角度考虑,在 CXR 去骨模型泛化过程中,没有图像采集技术上的风险。

本研究的局限性:首先,CXR 去骨模型的结果评价指标目前只使用了评估图像质量和结构相似性的 PNSR 和 SSIM。但对于临床应用来说,不同年资的影像医师的主观评估也是非常重要的,在后续研究中需要进一步开展医师针对去骨效果的评价研究,观察在去骨过程中能否进一步利用深度学习模型实现对病灶的自动检测和定位等^[19-20],这才是图像处理的最终目的。其次,模型研发后应在实际临床工作中进行验证,开展前瞻性和随机对照临床试验,证明使用 AI 模型的临床获益。第三,CXR 去骨模型在本单位经过验证后,应尝试将其泛化,应用于不同医疗机构和不同临床场景下,尤其是应与实际报告过程对接,在提高诊断准

确性的前提下,进一步提高工作效率^[21]。

总之,使用深度学习模型对 X 线胸片中的骨质结构进行去骨处理是可行的,可用于进一步研究去骨后处理图像对医学影像医师读片工作效率及相关 CXR 诊断模型效能的影响并尝试应用于临床。

参考文献:

- [1] Li F, Hara T, Shiraishi J, et al. Improved detection of subtle lung nodules by use of chest radiographs with bone suppression imaging: receiver operating characteristic analysis with and without localization[J]. AJR, 2011, 196(5): 535-541. DOI: 10.2214/AJR.10.4816.
- [2] Chen S, Suzuki K. Computerized detection of lung nodules by means of "virtual dual-energy" radiography[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2013, 60(2): 369-378. DOI: 10.1109/TBME.2012.2226583.
- [3] Vock P, Szucs-Farkas Z. Dual energy subtraction: principles and clinical applications[J]. Eur J Radiol, 2009, 72(2): 231-237. DOI: 10.1016/j.ejrad.2009.03.046.
- [4] Yang W, Chen Y, Liu Y, et al. Cascade of multi-scale convolutional neural networks for bone suppression of chest radiographs in gradient domain[J]. Med Image Anal, 2017, 35(1): 421-433. DOI: 10.1016/j.media.2016.08.004.
- [5] Matsubara N, Teramoto A, Saito K, et al. Bone suppression for chest X-ray image using a convolutional neural filter[J]. Phys Eng Sci Med, 2020, 43(11): 97-108.
- [6] Shiraishi J, Katsuragawa S, Ikezoe J, et al. Development of a digital image database for chest radiographs with and without a lung nodule: receiver operating characteristic analysis of radiologists' detection of pulmonary nodules[J]. AJR, 2000, 174(1): 71-74.
- [7] Juhász S, Horváth Á, Nikhazy L, et al. Segmentation of anatomical structures on chest radiographs[C]. XII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, 2010, 29: 359-362.
- [8] Jia D, Wei D, Richard S, et al. Imagenet: a large-scale hierarchical image database[C]. IEEE Conference 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV: 248-255.
- [9] 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), Las Vegas, NV, 2016: 770-778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [10] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C/OL]. The 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR2015). <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [11] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. Navab N, Hornegger J, Wells W, et al (eds). Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science[C/OL]. 2015, 9351. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28.
- [12] Johnson J, Alahi A, Fei-Fei L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. Leibe B, Matas J, Sebe N, et

- al (eds). Computer Vision-ECCV 2016 [C]. Lecture Notes in Computer Science, 9906. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46475-6_43.
- [13] Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J/OL]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13: e600-e612. DOI: 10.1109/tip.2003.819861.
- [14] Beam CA. Strategies for improving power in diagnostic radiology research[J]. AJR, 1992, 159(3): 631-637. DOI: 10.2214/ajr.159.3.1503041.
- [15] Hong GS, Do KH, Lee CW. Added value of bone suppression image in the detection of subtle lung lesions on chest radiographs with regard to reader's expertise[J/OL]. J Korean Med Sci, 2019, 34(38): e250. DOI: 10.3346/jkms.2019.34.e250.
- [16] Speller AD, Ensell GJ. A system for dual-energy radiography[J]. Br J Radiol, 1983, 56(667): 461-465.
- [17] 张晓东, 孙兆男, 任昕, 等. 基于深度残差网络研发辅助诊断软件用于 X 线胸片分类诊断[J]. 放射学实践, 2019, 34(9): 952-957.
- [18] Lakhani P. Deep convolutional neural networks for endotracheal tube position and X-ray image classification: challenges and opportunities[J]. J Digit Imaging, 2017, 30(4): 460-468. DOI: 10.1007/s10278-017-9980-7.
- [19] 朱丽娜, 韩超, 刘想, 等. U-Net 深度学习网络对 MRI 表观扩散系数图中前列腺癌自动分割及定位的可行性研究[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(10): 974-979.
- [20] 崔应谱, 孙兆男, 刘想, 等. 用深度学习和阈值算法自动检出 CT 平扫图像中肾结石的可行性研究[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(9): 869-873.
- [21] 朱丽娜, 高歌, 刘义, 等. CAD 整合入前列腺多参数 MRI 结构式报告: 低经验读片者诊断效能研究[J]. 放射学实践, 2020, 35(10): 1282-1287.

(收稿日期: 2021-02-23 修回日期: 2021-06-09)

本刊网站及远程稿件处理系统投入使用

本刊网站与远程稿件处理系统已开发测试完毕, 已于 2008 年 3 月 1 号正式开通投入使用。

作者进行网上投稿及查稿具体步骤如下: 请登录《放射学实践》网站(<http://www.fsxsj.net>) 点击进入首页 → 点击“作者投稿” → 按提示注册(请务必按系统提示正确填写个人信息, 同时记住用户名和密码, 以便查询稿件处理进度) → 用新注册的用户名和密码登录 → 点击“作者投稿”进入稿件管理页面 → 点击“我要投稿” → 浏览文件 → 上传文件(浏览文件后请点击后面的“上传”按钮, 只有系统提示“稿件上传成功”方可进行下一步录入操作, 文章须以 WORD 格式上传, 图表粘贴在文章中) → 录入稿件标题、关键词等 → 最后点击“确定”即可完成投稿。投稿后请速寄审稿费(100 元/篇)以使稿件迅速进入审稿处理。

作者自投稿之日起可不定期登录本刊网站查看稿件处理进度, 不必打电话或发邮件查询, 具体步骤如下: 用注册过的用户名和密码登录 → 点击“作者查稿”进入稿件管理页面 → 点击左侧导航栏“我的稿件库” → “稿件状态”显示稿件处理进度 → 点击“查看” → 选择“当前信息”或“全部信息”查看稿件处理过程中的具体信息。稿件退修和催审稿费(版面费)的信息作者亦可在注册时填写的邮箱中看到, 作者在邮箱看到相关信息后须进入本系统进行相应处理。

作者如从邮箱和邮局投稿(或网上投稿成功后又从邮箱或邮局再次投稿), 本刊须花费大量精力将稿件录入系统中, 部分稿件重复多次处理, 这给我们的稿件统计及处理工作带来巨大困难。本刊作者需登录本刊网站投稿, 如果通过邮箱或邮局投稿, 本刊会通知您通过网上投稿。

由于准备时间仓促及经验不足, 网站及远程稿件处理系统必然会有一些缺点和不足之处, 希望各位影像同仁不吝赐教, 多提宝贵意见, 予以指正。

如果您在投稿中遇到什么问题, 或者对本系统及网站有好的意见和建议, 请及时联系我们。

联系人: 石鹤 明桥 联系电话: 027-69378385 15926283035