

• 腹部影像学 •

基于深度学习算法的增强 CT 检查后对比剂肾病预测模型研究

赵凯, 吴静云, 张保翠, 罗健, 张晓东, 王霄英

【摘要】 目的:利用深度学习算法对增强 CT 检查后发生对比剂肾病(CIN)的风险因素进行分析,并构建 CIN 的预测模型。**方法:**从 RIS 系统中回顾性搜集增强 CT 检查并建立 CIN 数据库。检索数据库资料,导出基本信息、基础病史、对比剂注射信息共计 18 项指标,对患者资料进行筛选、预处理后,建立二分类模型研究队列。经数据处理后利用深度学习方法在整理好的 CIN 数据集上进行开发和训练。**结果:**CIN 二分类模型对测试集数据预测结果显示 CIN 阴性分类的精确度、召回率和 F1-分数分别为 0.982、0.752 和 0.852, CIN 阳性分类的精确度、召回率和 F1-分数分别为 0.229、0.842 和 0.359。该模型 ROC 曲线下面积均为 0.89。**结论:**本研究使用深度学习算法构建了 CIN 的预测模型,模型对 CIN 阳性的患者有较高敏感性,但是特异性有待提高。

【关键词】 深度学习;人工智能;体层摄影术,X 线计算机;肾病;危险因素

【中图分类号】 R-056;R-05;R814.4;R692;R181.13 **【文献标志码】** A

【文章编号】 1000-0313(2023)06-0720-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.06.009

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



A preliminary study on the prediction model of contrast-medium nephropathy after contrast-enhanced CT based on deep learning algorithm ZHAO Kai, WU Jing-yun, ZHANG Bao-cui, et al. Department of Radiology, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

【Abstract】 Objective: To analyze the risk factors of contrast-induced nephropathy (CIN) after contrast-enhanced CT examination and to construct a model for CIN prediction by deep learning algorithm. **Methods:** The data of contrast-enhanced CT examinations were retrospectively collected from the RIS system in the hospital, and a CIN database was established. A total of 18 indicators, including basic information, basic medical history, and contrast agent injection information, were derived from the database. After data screening and preprocessing, a two-category model study cohort was established. After data processing, deep learning methods were used to develop and train on the sorted CIN dataset. **Results:** The prediction results of the test data set showed that the precision, recall, and F1-score of CIN-negative classification were 0.982, 0.752, and 0.852, respectively. The precision, recall, and F1-score of CIN-positive classification were 0.229, 0.842, and 0.359, respectively. The area under the ROC curve of the model was 0.89. **Conclusion:** This study constructs a CIN prediction model based on a deep learning algorithm, which has high sensitivity for CIN-positive patients, but the specificity needs to be improved.

【Key words】 Deep learning; Artificial intelligence; Tomography, X-ray computed; Nephrosis; Risk factors

对比剂肾病(contrast-induced nephropathy, CIN)是临床应用碘对比剂后最重要的并发症之一,也是医源性肾功能衰竭的常见病因^[1]。随着增强 CT 检查数量的逐年增加,静脉注射对比剂用量显著增多,造成 CIN 的发病率升高,不仅对患者的临床预后不利,而且

增加了患者的医疗费用和住院时间,增加了医疗的支出和成本。

血清肌酐(serum creatinine, SCR)是目前诊断 CIN 的主要临床指标,需注射对比剂 48~72 h 后的 SCR 结果才能确诊,临床常规观察可能延误了最佳治疗时机,因此使用检查前的患者数据或指标建立一个能预测 CIN 发生的模型对该病的早期预防具有重要意义。研究显示除慢性肾脏疾病外,糖尿病、心血管疾

作者单位:100034 北京,北京大学第一医院医学影像科

作者简介:赵凯(1987-),男,山东泰安人,博士研究生,主治医师,主要从事对比剂安全及影像新技术。

通讯作者:张晓东, E-mail:zhxd2009@gmail.com

病、恶性肿瘤等都与 CIN 有一定关联^[2-5], 这些问题会随着人口的老齡化愈加突出。

近年随着人工智能技术迅猛发展, 深度学习模型受到越来越多的关注。深度学习的概念源于人工神经网络的研究, 是一个复杂的机器学习算法, 可学习样本数据的内在规律, 通过组合低维特征形成更加抽象的高维特征以发现数据的分布规律^[6]。相对于传统的回归分析模型, 深度学习比较适合数据量较大的情况。国际上使用深度学习预测急性肾损伤的研究得到了不错的结果^[7-11], 但是国内的类似研究尚较少。

本研究尝试利用深度学习方法对 CT 增强检查后发生 CIN 的风险因素进行分析, 构建一种基于深度学习算法的 CIN 预测模型, 以期达到有效的预测和预防 CIN 的目的。

材料与方法

本研究获得了本院伦理审查委员会的批准 [(2019)科研第(170)号], 按照本单位 AI 项目研发规范开展研究工作。

1. 用例定义

据本单位 AI 项目管理方法, 首先定义研发 CIN 二分类预测 AI 模型的用例 (use case)^[12]。包括: CIN 二分类 AI 模型的 ID、临床问题、场景描述、模型在实际工作中的调用流程、模型输入输出数据结构等。AI 模型返回结果定义: “CIN 阳性”和“CIN 阴性”两类。“CIN 阳性”的定义是排除其他肾脏损害因素, 注射对比剂 48~72 h 内 SCR 水平较注射前相对值增加 25% 或绝对值增加大于 44.2 umol/L^[13]。

2. 研究队列建立

回顾性搜集 CIN 数据建立二分类模型研发队列, 从本院 RIS 系统中检索连续资料, 删除患者姓名、设备编号、日期等无关信息, 导出与 CIN 预测有关的信息, 包括: ①基本信息: 性别 (gender)、年龄 (age)、身高 (height)、体重 (weight)、身体质量指数 (BMI)、检查前血清肌酐 SCR (SCR_pre)、检查前估算肾小球滤过率 (eGFR_pre); ②基础病史: 有无慢性肾病病史 (CKD)、有无高血压病史 (HT)、有无糖尿病病史 (DM)、有无冠心病病史 (CHD)、有无长期服用阿司匹林病史 (Aspirin)、有无恶性肿瘤病史 (MT); ③对比剂注射信息: 1 个月内碘注射次数 (number of iodine injections within one month)、对比剂浓度 (concentration of iodinated contrast agent)、对比剂剂量 (dose of iodinated contrast agent)、碘含量 (iodine content) 和注射流率 (injection rate)。

为了将得到的表格类信息数字化, 进行如下筛选和预处理 (表 1): ①将搜集整理得到的信息按照特征

数据特性分为类别类 (CAT) 数据和连续数值类 (CONT) 数据; ②把所有的中文内容改为英文, 去掉所有的数据单位, 例如年龄中的“岁”、身高的“cm”等; ③搜集的相关指标种类繁多, 以英文表示, 并对该指标数据进行了数据类型分类。

经过数据筛选, 建立研究队列, 获得有效 CIN 数据共 2368 例, 其中 CIN 阴性数据 2200 例, CIN 阳性数据 168 例。以患者为单位随机分为训练集 (training dataset, 72%)、调优集 (validation dataset, 18%) 和测试集 (testing dataset, 10%)。

表 1 CIN 预测模型训练过程中的数据分配 (例)

分类	训练集	调优集	测试集	合计
CIN 阴性	1592	390	218	2200
CIN 阳性	112	37	19	168
合计	1704	427	237	2368

3. 数据处理

本研究临床搜集的 2368 例 CIN 数据中 CIN 阳性数据仅为 168 例, 占比 7%, 属于典型的非平衡类数据, 但这样的分布也是实际临床情况的反映。为了对非平衡数据更好地建模, 据 CIN 阴性和阳性数据比例设计专门的损失函数, 使其权重与分布比例呈反比, 即 CIN 阳性数据在损失函数中的权重更大。

CIN 二分类预测模型输入为由多个特征组成的表格类数据, 模型输出为“CIN 阴性”、“CIN 阳性”二分类概率。

最终得到如下 18 个特征参数参与分类预测模型训练: “Gender”, “Age”, “Height”, “Weight”, “BMI”, “SCR_pre”, “eGFR_pre”, “CKD”, “HT”, “DM”, “CHD”, “Aspirin”, “MT”, “Number of iodine injections within one month”, “Concentration of iodinated contrast agent”, “Dose of iodinated contrast agent”, “Iodine content”和“Injection rate”。

4. 模型训练

在 NVIDIA GPU (P100, Nvidia Corporation, Santa Clara, CA) 上利用 Pytorch (<https://pytorch.org/>) 深度学习 Python 库, 在整理好的 CIN 数据集上进行开发和训练。

CIN 分类预测模型以嵌入层 (embedding layer) 为该深度学习模型的第一层, 后续结合全连接层 (full connected layer) 网络, 并根据 CIN 阴性和阳性数据的分布占比, 以交叉熵 (cross-entropy) 为基础设计专门的加权损失函数 (loss function) 建立整个模型 (图 1), 其中全连接层包括线性层 (linear), 激活层 ReLU, 一维批标准化层 BatchNorm1d 和随机失活层 Dropout。

将由 18 个特征组成的数据, 对其中类别 (CAT) 和连续 (CONT) 类型的值分别处理, 分别输入模型不

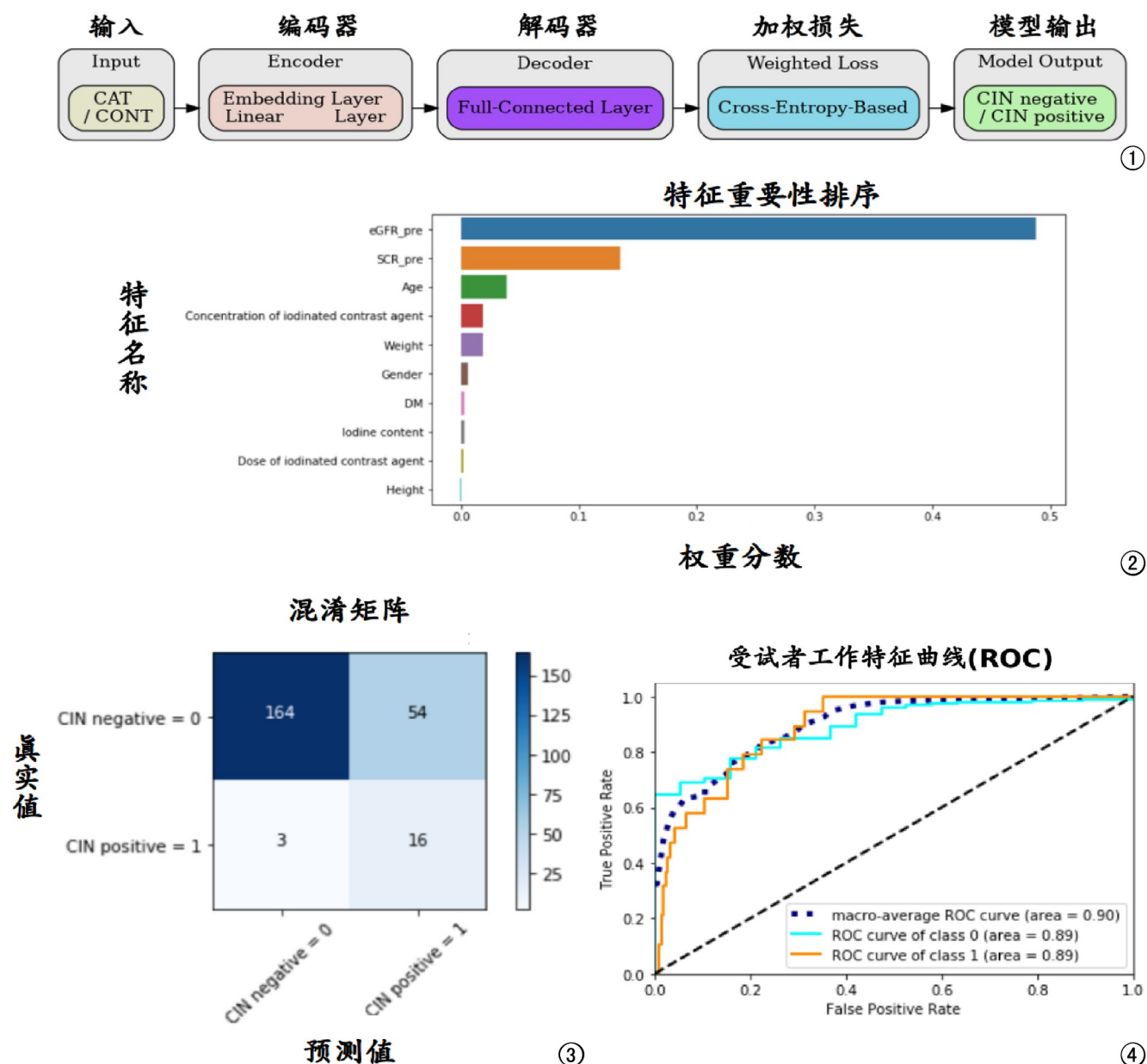


图1 CIN分类预测模型结构组件示意图,图中输入部分CAT/CONT代表类别型/连续型的数据类型,编码器部分Embedding Layer代表嵌入层,专门处理类别型数据,Linear Layer代表线性层,专门处理连续型数据,加权损失部分,Cross-Entropy代表交叉熵,输出部分CIN negative/CIN positive代表对比剂肾病阴性/对比剂肾病阳性。图2 特征重要性排序列表。图3 CIN二分类模型在测试集中的混淆矩阵。CIN negative代表对比剂肾病阴性,CIN positive代表对比剂肾病阳性。图4 CIN二分类模型在测试集中的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve),图中纵坐标 True Positive Rate 代表真阳性率,横坐标 False Positive Rate 代表假阳性率,其中 class 0 代表对比剂肾病阴性类别,class 1 代表对比剂肾病阳性类别。

同的层,类别型特征数据输入嵌入层,连续型特征数据输入线性连接层,然后将其整合输入全连接层。与基于决策树的算法不同,由嵌入层、线性层和全连接层组成的模型无法直接得到特征重要性,为了模型的可解释性,我们通过对训练好的模型分别随机重采样各个特征参数组成新数据,分别得到改变该参数时的模型损失(loss),然后将特征重要性权重定义为如下公式:

$$fi(c) = \frac{(\text{new_loss} - \text{loss0})}{\text{new_loss}}$$

其中 fi 代表特征重要性(feature importance),c 代表 18 个不同的特征参数名称,loss0 代表由训练好的模型对于测试集数据得到的平均损失值,new_loss 代表由某一个特征参数重采样后新组成的数据集得到的平均损失值。即如果该特征参数重要的话,则相同

的模型对于重采样这个特征参数后数据得到的损失值会变大,进而 f_i 也会较大,最终通过每个参数的 f_i 值排序即得到特征重要性排序。

训练和调优分别在训练集和调优集数据上进行,训练好的模型在测试集上验证。用测试集的混淆矩阵(confusion matrix)评价二分类模型的效能,得到预测为“CIN 阴性”和“CIN 阳性”的精确度(precision)、召回率(recall)、F1-分数(F1-score),以及 ROC 曲线下面积。将 CIN 二分类模型预测结果返回到 RIS 系统中,以保证 AI 模型在临床工作流程中的可用性。

结 果

对 18 个特征参数的分析,按重要性排序依次为 eGFR_pre、SCR_pre、Age、Concentration of iodinated contrast agent、Weight、Gender、DM、Iodine content、Dose of iodinated contrast agent、Height(图 2)。排名前三的参数为增强 CT 检查前的 eGFR、检查前 SCR 和患者年龄。

CIN 二分类模型对测试集数据预测的混淆矩阵(图 3)显示 CIN 阴性分类的精确度、召回率和 F1-分数均较高;CIN 阳性分类的召回率较高(0.84),但精确度和 F1-分数较低(表 2)。预测模型 ROC 曲线下面积为 0.89(图 4)。

表 2 CIN 二分类模型在测试集中的分类效能

分类	精确度	召回率	F1 分数
CIN 阴性(n=218)	0.982	0.752	0.852
CIN 阳性(n=19)	0.229	0.842	0.359

讨 论

本研究采用了深度学习算法,相较于传统的回归分析模型具有很多优势。深度学习又称为神经网络,是机器学习研究中的一个新兴领域。深度学习源于多层神经网络,其实质是一种将特征表示和学习合二为一的方式,特点是放弃了可解释性,单纯追求学习的有效性。深度学习模型评价的常用指标有很多。精确度(precision),又称查准率,定义为模型预测为正类的样本中,真正为正类的样本所占的比例。召回率(recall),又称查全率、真正例率,定义为模型正确预测为正类的样本的数量,占总的正类样本数量的比值。F1 分数(F1 score), $F1\ score = 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall)$,可认为是精确率和召回率的调和平均值。深度学习模型评价的常用指标中还有准确率(accuracy)这个基本指标,但是在正反例样本分布不平衡的情况下,尤其是我们对数量更低的样本更感兴趣的时候,accuracy 评价基本没有参考价值。

研究显示静脉注射对比剂后 CIN 的发生率为

5.0%~6.4%^[2,3]。本研究的数据库中 CIN 阳性的比例为 7.1%,数据库属于典型的非平衡分布。由于 CIN 阴性患者样本比例很高,模型最后预测的结果也很好,精确率为 0.982,召回率为 0.752,F1 分数为 0.852,AUC 为 0.89,说明该深度学习模型对于 CIN 阴性的预测效果较好,对于预测为阴性的患者,其增强 CT 检查后发生 CIN 的可能性较低。对于 CIN 阳性的分类预测结果,其召回率 0.84(测试集中共 19 例阳性病例,预测检出 16 例),召回率表示预测为阳性的样本占全部阳性样本的比例,召回率高即表示该分类预测模型对 CIN 阳性的检出率较高。但是模型预测为阳性的患者数量较多,除了 16 例预测正确的患者外,还有 54 例实际 CIN 阴性患者也被预测为了阳性,导致精确率和 F1 分数均较低。模型预测 CIN 阳性的敏感性较高,而特异性差。为了提高 CIN 阴性患者预测的精确率,我们将尝试增加数据库的样本量、完善深度学习算法等。Yun 等^[11]使用了包括常规方法、机器学习和深度学习等多种方法,预测对比剂肾病的发生率,结果递归神经网络(recurrent neural network,RNN)模型有最高的 AUC 值(0.755)。Yan 等^[10]针对慢性肾病住院患者使用深度学习网络建立了模型,采用了 14 个参数,获得了比常规回归分析好很多的结果,外部验证数据的 AUC 值为 0.94,而回归分析为 0.745,该文章也提到了因为数据分布的高度不平衡,CIN 阳性的结果会受到影响,但是仍较回归分析结果更好,不少肾损伤的研究也得到了类似的结果^[14,15]。

模型特征重要性排序中位于前 2 位的特征参数分别为 eGFR_pre、SCR_pre,因为 CIN 的定义就是基于血清肌酐的变化,eGFR 的重要性排序高于 SCR,推测是因为 eGFR 是通过 SCR、性别、年龄 3 项指标估算而来,而且预测模型有很多,本研究使用的 eGFR 估算公式是基于中国人的 MDRD(the modification of diet in renal disease,MDRD)公式^[16]。年龄位于第三位,是对 CIN 是否发生较重要的影响因素。研究提示高龄预测 CIN 发病的一项独立风险指标^[3,17-19]。在一个大样本量研究中年龄大于 65 岁的人群 CIN 发病率约为 13.6%,明显高于成年人群^[20]。高龄增加 CIN 发病率的原因尚不完全清楚,可能受其他相关风险因素影响,如随着年龄增大,肾脏有效肾单位体积相对较少,GFR 相对下降,肾小管分泌和重吸收功能减退等因素均可造成肾脏对外源性刺激的应急能力减弱。对比剂浓度、体重、性别、糖尿病的权重分数也较高。研究显示离子型的高渗对比剂会增加 CIN 的发生风险^[21]。虽没有证据表明等渗对比剂和低渗对比剂之间 CIN 发生率存在明显差异^[22-25],但是对比剂对肾脏的影响机制还有待深入研究。研究显示低 BMI^[26]、低

体重^[27]是 CIN 发生的一项独立风险因素。多项研究提示对比剂注射 72h 内女性发生 CIN 的频率明显高于男性^[19,28]。很多研究^[2,3,18,19,29]均提示糖尿病是 CIN 发生的一个危险因素。

本研究亦存在不足之处。首先,研究使用单一中心数据,样本量偏少,特别是 CIN 阳性的样本量较少,有待未来扩大样本量。研究纳入的指标还可以进一步增加如血红蛋白^[18,27]、C 反应蛋白^[30]、尿酸^[31]等。其次,2018 年欧洲泌尿生殖放射学会(ESUR)已将对对比剂肾病的名称更新为了对比剂急性肾损伤(post contrast acute kidney injury,PC-AKI)^[32,33],并将诊断标准进行了更新,国内于 2022 年发布了新版专家共识^[4],因本数据库建立时间较早,尚未更新,后续将针对新标准进行更深入研究。

本研究探索使用深度学习算法构建了增强 CT 检查 CIN 的预测模型,模型对 CIN 阳性的患者有较高敏感性,但特异性有待提高。

参考文献:

- [1] Nash K, Hafeez A, Hou S. Hospital-acquired renal insufficiency [J]. *Am J Kidney Dis*, 2002, 39(5): 930-936.
- [2] Kooiman J, Pasha SM, Zondag W, et al. Meta-analysis: serum creatinine changes following contrast enhanced CT imaging [J]. *Eur J Radiol*, 2012, 81(10): 2554-2561.
- [3] Moos SI, van Vemde DN, Stoker J, et al. Contrast induced nephropathy in patients undergoing intravenous (IV) contrast enhanced computed tomography (CECT) and the relationship with risk factors: a meta-analysis [J]. *Eur J Radiol*, 2013, 82(9): e387-399.
- [4] 中华医学会临床药学会, 中国药学会医院药专业委员会, 中华医学会肾脏病学分会. 碘对比剂诱导的急性肾损伤防治的专家共识 [J]. *中华肾脏病杂志*, 2022, 38(3): 265-288.
- [5] 中华医学会放射学分会质量控制与安全管理专业委员会. 肾病患者静脉注射碘对比剂应用专家共识 [J]. *中华放射学杂志*, 2021, 55(6): 580-590.
- [6] McBee MP, Awan OA, Colucci AT, et al. Deep learning in radiology [J]. *Acad Radiol*, 2018, 25(11): 1472-1480.
- [7] Ohnuma T, Uchino S. Prediction models and their external validation studies for mortality of patients with acute kidney injury: a systematic review [J]. *PLoS One*, 2017, 12(1): e0169341.
- [8] Hsu CN, Liu CL, Tain YL, et al. Machine learning model for risk prediction of community-acquired acute kidney injury hospitalization from electronic health records: development and validation study [J]. *J Med Internet Res*, 2020, 22(8): e16903.
- [9] Kim K, Yang H, Yi J, et al. Real-time clinical decision support based on recurrent neural Networks for in-hospital acute kidney injury: external validation and model interpretation [J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23(4): e24120.
- [10] Yan P, Duan SB, Luo XQ, et al. Development and validation of a deep neural network-based model to predict acute kidney injury following intravenous administration of iodinated contrast media in hospitalized patients with chronic kidney disease: a multicohort

- analysis [J]. *Nephrol Dial Transplant*, 2023, 38(2): 352-361.
- [11] Yun D, Cho S, Kim YC, et al. Use of deep learning to predict acute kidney injury after intravenous contrast media administration: prediction model development study [J]. *J Med Inform*, 2021, 9(10): e27177. PMID: 34596574
- [12] Corso JJ, Alomari RS, Chaudhary V. Lumbar disc localization and labeling with a probabilistic model on both pixel and object features [J]. *Med Image Comput Comput Assist Interv*, 2008, 11(Pt 1): 202-210.
- [13] Stacul F, van der Molen AJ, Reimer P, et al. Contrast induced nephropathy: updated ESUR contrast media safety committee guidelines [J]. *Eur Radiol*, 2011, 21(12): 2527-2541.
- [14] Tomasev N, Glorot X, Rae JW, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury [J]. *Nature*, 2019, 572(7767): 116-119.
- [15] Hyland SL, Faltys M, Huser M, et al. Early prediction of circulatory failure in the intensive care unit using machine learning [J]. *Nat Med*, 2020, 26(3): 364-373.
- [16] Ma YC, Zuo L, Chen JH, et al. Modified glomerular filtration rate estimating equation for Chinese patients with chronic kidney disease [J]. *J Am Soc Nephrol*, 2006, 17(10): 2937-2944.
- [17] Ohno Y, Maekawa Y, Miyata H, et al. Impact of periprocedural bleeding on incidence of contrast-induced acute kidney injury in patients treated with percutaneous coronary intervention [J]. *J Am Coll Cardiol*, 2013, 62(14): 1260-1266.
- [18] Pannu N, Wiebe N, Tonelli M, et al. Prophylaxis strategies for contrast-induced nephropathy [J]. *JAMA*, 2006, 295(23): 2765-2779.
- [19] 张保翠, 张玉东, 赵凯, 等. 静脉注射碘对比剂对不同人群肾功能的影响 [J]. *中华放射学杂志*, 2013, 47(4): 335-339.
- [20] Song W, Zhang T, Pu J, et al. Incidence and risk of developing contrast-induced acute kidney injury following intravascular contrast administration in elderly patients [J]. *Clin Interv Aging*, 2014, 9: 85-93. PMID: 24403826
- [21] Barrett BJ, Carlisle EJ. Metaanalysis of the relative nephrotoxicity of high- and low-osmolality iodinated contrast media [J]. *Radiology*, 1993, 188(1): 171-178.
- [22] McDonald JS, McDonald RJ, Williamson EE, et al. Is intravenous administration of iodixanol associated with increased risk of acute kidney injury, dialysis, or mortality? a propensity score-adjusted study [J]. *Radiology*, 2017, 285(2): 414-424.
- [23] Heinrich MC, Haberle L, Muller V, et al. Nephrotoxicity of iso-osmolar iodixanol compared with nonionic low-osmolar contrast media: meta-analysis of randomized controlled trials [J]. *Radiology*, 2009, 250(1): 68-86.
- [24] From AM, Al Badarin FJ, McDonald FS, et al. Iodixanol versus low-osmolar contrast media for prevention of contrast induced nephropathy: meta-analysis of randomized, controlled trials [J]. *Circ Cardiovasc Interv*, 2010, 3(4): 351-358.
- [25] Eng J, Wilson RF, Subramaniam RM, et al. Comparative effect of contrast media type on the incidence of contrast-induced nephropathy: a systematic review and meta-analysis [J]. *Ann Intern Med*, 2016, 164(6): 417-424.
- [26] Balemans CE, Reichert LJ, van Schelven BI, et al. Epidemiology of contrast material-induced nephropathy in the era of hydration

- [J].Radiology,2012,263(3):706-713.
- [27] Medalion B,Cohen H,Assali A,et al.The effect of cardiac angiography timing, contrast media dose, and preoperative renal function on acute renal failure after coronary artery bypass grafting[J].J Thorac Cardiovasc Surg,2010,139(6):1539-1544.
- [28] Kiski D,Stepper W,Breithardt G,et al.Impact of female gender on frequency of contrast medium-induced nephropathy:post hoc analysis of dialysis versus diuresis trial[J].J Womens Health (Larchmt),2010,19(7):1363-1368.
- [29] 叶锦棠,张保翠,罗健,等.血肌酐正常人群中糖尿病与对比剂肾病的相关性研究[J].放射学实践,2016,31(2):123-125.
- [30] Kwasa EA,Vinayak S,Armstrong R.The role of inflammation in contrast-induced nephropathy[J].Br J Radiol,2014,87(1041):20130738.
- [31] Zuo T,Jiang L,Mao S,et al.Hyperuricemia and contrast-induced acute kidney injury: A systematic review and meta-analysis[J].Int J Cardiol,2016,224:286-294.PMID:27665399
- [32] van der Molen AJ,Reimer P,Dekkers IA,et al.Post-contrast acute kidney injury-Part 1: definition, clinical features, incidence, role of contrast medium and risk factors: recommendations for updated ESUR contrast medium safety committee guidelines[J].Eur Radiol,2018,28(7):2845-2855.
- [33] van der Molen AJ,Reimer P,Dekkers IA,et al.Post-contrast acute kidney injury.Part 2: risk stratification, role of hydration and other prophylactic measures, patients taking metformin and chronic dialysis patients: recommendations for updated ESUR contrast medium safety committee guidelines [J]. Eur Radiol, 2018,28(7):2856-2869.

(收稿日期:2022-05-06 修回日期:2022-07-25)

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日正式开通投入使用。

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存在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