

深度学习定量测量对新型冠状病毒感染预后的分析

赵建华,梁丹艳,吕高星,闫 昕,刘 宇,王晓兰,柴 军 Analysis of Prognosis of Coronavirus Disease 2019 Using Quantitative Measurement of Deep Learning ZHAO Jianhua, LIANG Danyan, LYU Gaoxing, YAN Xin, LIU Yu, WANG Xiaolan, and CHAI Jun

在线阅读 View online: https://doi.org/10.15953/j.ctta.2023.044

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

新型冠状病毒肺炎临床与CT诊断特征的初步研究——东莞地区病例分析

The Initial Study of Clinical and CT Diagnostic Characteristics about Corona Virus Disease 2019: Case Review in Dongguan CT理论与应用研究. 2020, 29(4): 407–415

新型冠状病毒肺炎临床表现及CT影像学分析

Clinical Manifestations and CT Imaging Analysis of Corona Virus Disease 2019 CT理论与应用研究. 2021, 30(4): 525-532

工业X射线CT中基于深度学习的射束硬化伪影抑制方法

Deep Learning Based Beam Hardening Artifact Reduction in Industrial X-ray CT CT理论与应用研究. 2018, 27(2): 227-240

2019新型冠状病毒肺炎的临床与CT表现

Clinical and CT Manifestations of Corona Virus Disease 2019 CT理论与应用研究. 2020, 29(3): 281-287

临床普通型的新型冠状病毒肺炎CT征象分析

Analysis of CT Features of Novel Coronavirus Pneumonia with Clinical Ordinary Type CT理论与应用研究. 2020, 29(2): 129–137

新型冠状病毒肺炎的X线及CT表现

X-ray and CT Features of Novel Coronavirus Pneumonia CT理论与应用研究. 2020, 29(2): 147-154



关注微信公众号,获得更多资讯信息

第 32 卷	第5期	CT 理论与应用研究	Vol.32,	No. 5
2023年9	月(587-594)	CT Theory and Applications	Sep.,	2023

赵建华,梁丹艳,吕高星,等. 深度学习定量测量对新型冠状病毒感染预后的分析[J]. CT 理论与应用研究, 2023, 32(5):587-594. D0I:10.15953/j.ctta.2023.044.

ZHAO J H, LIANG D Y, LYU G X, et al. Analysis of Prognosis of Coronavirus Disease 2019 Using Quantitative Measurement of Deep Learning[J]. CT Theory and Applications, 2023, 32(5): 587-594. DOI:10.15953/j.ctta.2023.044. (in Chinese).

深度学习定量测量对新型冠状病毒感染预后的分析

赵建华1a,2, 梁丹艳16,2, 吕高星3, 闫昕3, 刘宇4, 王晓兰4, 柴军1a,2∞

1. 内蒙古自治区人民医院 a) 影像医学科; b) 质量管理处统计室, 呼和浩特 010017

2. 内蒙古医科大学内蒙古临床医学院/包头医学院内蒙古临床医学院,呼和浩特 010017

3. 内蒙古医科大学研究生院, 呼和浩特 010110

4. 内蒙古科技大学包头医学院研究生院, 内蒙古 包头 014040

摘要:目的:分析基于深度学习定量测量新型冠状病毒感染(COVID-19)患者胸部 CT 炎性病灶的特征, 预警重症的发生,提高对 COVID-19 预后的认识。方法:回顾性分析 477 例首次确诊为中型 COVID-19 患 者的胸部 CT, 男 276 例, 女 201 例, 根据是否转为重症 (重型/危重型)分为 A 组 (未转为重症)、B 组 (转 为重症),比较两组病例病灶分布、累及肺叶侧别、数目等CT基本征象及基于深度学习的病灶体积、体 积占比和密度等的差异。结果: 477 例 COVID-19 患者均有流行病学史,年龄、性别在两组间的差异无 统计学意义。B组全肺及各肺叶病灶体积及体积占比高于A组。A组病灶以右肺下叶为主,占比高于其 它肺叶,达3.32%;其次为左肺下叶,占比为2.08%;左肺上叶病灶体积占比较其他肺叶低,仅为 0.25%。A组部分患者右肺上叶、右肺中叶及左肺上叶无病灶。B组病灶呈双肺分布,各肺叶均有;其 中以右肺下叶、左肺下叶分布为主,占比最高,分别为57.86%和54.76%;右肺中叶体积占比较其他 肺叶低,为34.73%。各组病灶均以磨玻璃密度影为主。A组以密度为-570~-470HU病灶为主,占比 达13.89%; 其次为-470~-370HU, 占比为11.07%; 密度为30~70HU实性病灶及密度为-70~30HU较 少,占比仅 3.22% 和 4.75%。B 组大部分呈磨玻璃密度影,以病灶密度为-570~-470HU、-470~ -370HU 与-370~-270HU 为主,占比分别为 13.18%、12.58%、12.52%; 密度为-570~-470HU 的病 灶占比与A组差异无统计学意义,余各密度病灶体积及体积占比高于A组,呈病灶密度越高,B组占比 较A组越高的趋势。结论:感染病灶体积较大、实性成分较多及多种 CT 征象并存常提示肺部炎症较重, 容易进展为重症,基于深度学习的胸部 CT 定量测量有助于评估 COVID-19 预后及预警重症。

关键词:深度学习;体层摄影术;X线计算机;新型冠状病毒感染

DOI:10.15953/j.ctta.2023.044 中图分类号:0242; R814; R563.1 文献标识码: A

新型冠状病毒感染(coronavirus disease 2019, COVID-19)疫情自 2019年底开始的在世界各国频发,成为全球性的重大公共卫生事件。随着我国防控政策的科学调整^[1],"保健康、防重症"成为现阶段常态化防控的工作重心。医生在诊断过程中面临着门诊患者流行病学史越来越模糊的局面。COVID-19 的诊断主要依赖核酸检测与 CT;相比核酸检测用时较长且存在假阴性等缺点,胸部 CT 具有实时性高、敏感性好、不易漏诊等优势,特别胸部薄层平扫 CT 可在 COVID-19 的早期发现病灶、精准诊断和鉴别、评判临床分期和疗效预后等方面提供重要影像依据^[2-3]。既往胸部 CT 分析主要依靠诊断医生肉眼主观视觉评估,缺乏客观依据。近年来深度学习定量分析软件不断优化,为客观评估病灶性质提供了新的途径,其能够准确分割病灶并计算病灶体积、密度以及病灶非实性占比等多种参数。

本研究回顾性分析就诊的 COVID-19 患者的胸部 CT 资料,通过深度学习肺炎定量工具客观地对

收稿日期: 2023-03-10。

基金项目:内蒙古自治区人民医院院内基金项目(基于深度学习的病毒性肺炎不同临床转归胸部 CT 评价(2020YN08)); 包头医学院研究生教育教学改革项目(人工智能在放射影像学专业学位研究生教学中的初步应用(B-YJSJG202303));内蒙古医科大学 2023 年度高等教育教学改革研究项目("人工智能+教学"模式在医学影 像学专业教学中的应用探索(NYJXGG2023139));内蒙古自治区卫生健康科技计划项目(超高分辨率 CT 靶 扫描技术联合低剂量对诊断亚实性肺结节的价值(202201015))。

肺内病变进行多参数定量分析,探讨病变演变规律,为预后判断提供客观依据。

1 资料与方法

1.1 病例资料

参照国家卫生健康委员会《新型冠状病毒感染诊疗方案(试行第十版)》^[4]胸部影像学部分,回顾 性分析內蒙古自治区人民医院 2022 年 12 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日感染奥密克戎(Omicron) BF.7 的 477 例 COVID-19 患者,男性 276 例(57.9%),女性 201 例(42.1%),均有流行病学史,初 诊时发热 466 例,咳嗽 114 例。根据是否转为重症(重型/危重型)分为 A 组(未转为重症)、B 组 (转为重症)。

纳入标准:临床资料完善;首诊为 COVID-19 临床分型中型且影像资料完整、图像无伪影病例。排除标准:首诊为临床分型轻型、重型、危重型 COVID-19 本土病例及图像伪影重,AI 无法识别者;无薄层图像者。

1.2 影像检查方法

使用 GE LightSpeed VCT 64 排 CT 机。扫描参数:管电压 120 kV,管电流自动毫安输出,正常体型设置为 60~80 mAs,层厚 5.00 mm,重建层厚 1.25 mm,层间距 1 mm,矩阵 512×512。所有患者均采取仰卧位,深吸气后屏气状态下由肺尖至肺底扫描。

1.3 CT 图像分析及模型检测

将胸部 CT 图像导入 AI 肺炎辅助诊断系统(北京推想科技有限公司, Inferead CT Pneumonia) 进行处理,该系统利用迁移学习技术及标记好的 COVID-19 数据进行训练,然后自动划分肺叶,通过

深度学习分割模型对肺病灶区域进行勾画并测量 肺炎病灶的密度、体积及肺炎病灶的体积占肺叶 及整肺体积的百分比。

1.4 资料分析

由影像医学科胸组两位具有丰富工作经验的 副主任医师双盲独立阅片,对胸部 CT 图像病灶 分布、形态、组成、胸腔积液及纵隔淋巴结情况 及对基于人工智能标注的结果进行校对、修正、 补充。意见不一致时由第3位胸组主任医师加入 协商,达成一致。

1.5 统计学方法

统计学分析采用 SPSS 22.0 软件。经正态性 检验,数据不服从正态分布,采用中位数(四分 位间距描述); A 组(未转为重症)与 B 组(转为



注: 患者, 男, 86岁, 确诊为新型冠状病毒奥密 克戎变异株感染。

- 图 1 推想人工智能评估新型冠状病毒奥密克戎 变异株感染患者肺内病灶体积示意图
- Fig. 1 Schematic diagram of InferVision artificial Intelligence evaluating the volume of lesions in the lung of patients infected with the COVID-19 omicron variant

重症)两组比较时采用非参数 Kruskal-Wallis 检验及 Mann-Whitney U 检验;检验水准 $\alpha = 0.05$, 以 $P \le 0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 患者分组情况

A 组 患 者 450 人, 男 女 比 (260/190), B 组 患 者 27 人, 男 女 比 (16/11), 两 组 患 者 性 别比例差异无统计学意义; A 组患者平均年龄(68.4±14.5)岁, B 组患者平均年龄(72.7±13.0)岁, 两组患者年龄差异无统计学意义; A 组和 B 组患者胸部 CT 图像进行 AI 深度学习定量分析。

2.2 病灶体积、密度及占比特点

本研究应用北京推想科技有限公司的 AI 肺炎辅助诊断系统对两组新型冠状病毒奥密克戎变异株 感染患者胸部 CT 的炎症病灶进行勾画,并计算全肺及各肺叶炎症病灶体积及占比(图1)。

B组全肺及各肺叶(右肺上叶、中叶、下叶及左肺上叶、下叶)病灶体积及体积占比高于A组。 A组病灶以右肺下叶为主,占比较其它肺叶高,达3.32%;其次为左肺下叶,占比为2.08%;左肺 上叶病灶体积占比较其他肺叶低,仅为0.25%。A组部分患者右肺上叶、右肺中叶及左肺上叶无病 灶。B组病灶呈双肺分布,各肺叶均有分布;其中以右肺下叶、左肺下叶分布为主,占比最高,分 别为57.86%和54.76%;右肺中叶体积占比较其他肺叶低,为34.73%(表1)。

-4.74	组别		统计检验					
指怀	A 组 (n=450)	B组(n=27)	Ζ	Р				
全肺病灶体积占比/%	2. 43 (0. 45~7. 43)	40.45(33.47~46.60)	75.868	< 0.001				
全肺病灶体积	87.12(17.73~262.20)	1239.21 (841.54~1395.12)	72.842	< 0.001				
右肺上叶病灶体积占比/%	0.50(0~3.00)	35.70 (20.84~50.32)	69.027	< 0.001				
右肺上叶病灶体积	4.56(0~24.22)	225.10(120.17~317.48)	64.978	< 0.001				
右肺中叶病灶体积占比/%	0.53(0~4.45)	34.73 (20.29~51.61)	64.665	< 0.001				
右肺中叶病灶体积	1.87(0~12.77)	101.87 (54.41~153.72)	62.733	< 0.001				
右肺下叶病灶体积占比/%	3.32(0.42~14.45)	57.96(38.89~63.36)	67.346	< 0.001				
右肺下叶病灶体积	28.11 (3.75~86.83)	292.99 (219.19~430.41)	62.544	< 0.001				
左肺上叶病灶体积占比/%	0.25(0~2.49)	36.66(19.28~53.40)	72.725	< 0.001				
左肺上叶病灶体积	2.46(0~22.60)	217.79(128.16~347.07)	70.645	< 0.001				
左肺下叶病灶体积占比/%	2.08(0.20~12.09)	54.76(37.02~64.50)	57.120	< 0.001				
左肺下叶病灶体积	15.62(1.64~73.52)	283. 51 (168. 11~329. 39)	53.018	< 0.001				

表 1 A 组和 B 组全肺及各肺叶病灶体积及体积占比										
Table 1	The lesion volume and proportion of the whole lung and each									
	1									

表 2 A 组和 B 组病灶密度及各密度病灶体积占比 Table 2 Lesion densities and volume proportion of each density in groups A and B

会社家亩(Ⅲ1) Ⅱ 上世	组别		统计检验	
两江 密度(HU) 及 古 L	A 组	B 组	Ζ	Р
-570~-470 体积	12. 15 (2. 46~35. 315)	141.75 (101.24~197.83)	70.193	< 0.001
-570~-470 体积占比/%	13.89 (11.38~16.24)	13. 18 (11. 11~15. 10)	0.662	0.416
-470~-370 体积	9.79(1.91~28.07)	144.65(113.14~181.30)	73.162	< 0.001
-470~-370 体积占比/%	11.07 (8.58~13.55)	12.58 (10.80~15.05)	8.352	0.004
-370~-270 体积	7.42(1.37~21.21)	125.49 (100.26~174.70)	73.630	< 0.001
-370~-270 体积占比/%	8.48 (6.12~10.93)	12.52 (9.88~15.32)	22.392	< 0.001
-270~-170 体积	5.28(1.03~15.84)	107.73 (84.18~174.06)	72.647	< 0.001
-270~-170 体积占比/%	6.27 (4.32~8.95)	10.10 (8.18~14.70)	22.871	< 0.001
-170~-70 体积	3.76(0.72~12.42)	88.10 (55.36~146.54)	68.923	< 0.001
-170~-70 体积占比/%	4.75 (2.76~7.27)	7.69(6.34~11.04)	17.093	< 0.001
-70~30 体积	2.33 (0.44~9.57)	62.38 (29.04~83.22)	63.385	< 0.001
-70~30 体积占比/%	3.22(1.49~5.77)	5.25(3.41~6.60)	9.336	0.002
30~70 体积	0.47(0.05~2.08)	10.84(5.74~18.90)	57.192	< 0.001
30~70 体积占比/%	0.60(0.18~1.50)	1.27 (0.60~1.63)	5.928	0.015
其他	39.63 (8.42~110.95)	307.92 (250.60~534.06)	57.426	< 0.001
其他占比/%	47.91 (35.69~59.69)	36.02(23.45~42.65)	16.879	< 0.001

各组病灶均以磨玻璃密度影(ground glass opacity, GGO)为主,A组以密度为-570~-470 HU 病灶为主,占比达13.89%;其次为-470~-370 HU,占比为11.07%;密度为30~70 HU 实性病灶及 密度为-70~30 HU 较少,占比仅3.22%、4.75%。B组大部分呈磨玻璃密度影,以病灶密度为 -570~-470 HU、-470~-370 HU 与-370~-270 HU为主,占比分别为13.18%、12.58%和12.52%。 A组和B组密度为-570~-470 HU的病灶占比差异无统计学意义。余各密度病灶体积及体积占比高于 A组,呈病灶密度越高,B组占比较A组越高的趋势(表2)。

2.3 病灶影像征象

A 组主要表现为单个(图 2 和图 3)或 2 个及 2 个以上肺叶(图 4、图 5 和图 7)大小不等片状磨 玻璃阴影、实变影,部分较淡薄,胸膜下、肺叶外周带分布多见(图 3~图 5 和图 7),右肺中叶受 累相对少见,病灶形态呈不规则斑片状、小片状、条片状,也可呈边缘模糊、伴有晕征的小叶中心 结节(图 2~图 7),无胸腔积液及淋巴结肿大。



注: 男,34岁,右肺上叶胸膜下斑片状 磨玻璃密度影,可见小血管穿行。

图 2 新型冠状病毒感染中型未转重症患者 Fig.2 COVID-19 medium type that was not converted to a severe case



注: 男,52岁,双肺下叶多发斑片状、小片 状或小结节状磨玻璃密度影及条 索,外带为主,可见小血管穿行。

图 3 新型冠状病毒感染中型未转重症患者

Fig.3 COVID-19 medium type that was not converted to a severe case

B 组呈双肺广泛分布的 GG0、网状结构、条索、微囊性改变或混合表现,更容易出现的特征为实性病灶或实性病灶与磨玻璃病灶并存、铺路石征、支气管充气征、支气管壁增厚、牵连性支气管扩张、胸膜下线、血管增粗等,病变密度较高,实变范围较大,大多沿支气管血管束及胸膜下、肺外带分布为主(图 7)。

3 讨论

COVID-19 主要传播途径为呼吸道传播^[5-6],传染性较高,人群普遍易感,新型冠状病毒(SARS-CoV-2)变异影响病毒与人体细胞的亲和力,改变病毒的传染性和致病性。Omicron变异株由于传染

和免疫逃避能力增强,成为全球流行优势毒株, 其致病力较早期毒株明显下降,但仍有部分患者 迅速进展为重症。

2022年12月《关于进一步优化落实新冠肺炎疫情防控措施的通知》、《关于印发对新型冠状病毒感染实施"乙类乙管"总体方案的通知》陆续发布,我国的新型冠状病毒感染疫情防控"关口前移",基层医疗机构面临感染人数突增、重症患者明显增多、医护人员大面积感染等问题, 重症患者的救治成为医务人员的工作重点。胸部CT平扫快捷、高效,在COVID-19排查及病情



注: 女,59岁,左肺上叶胸膜下束带 状实变影、周围磨玻璃影。

Fig. 4 COVID-19 medium type that was not converted to a severe case

图 4 新型冠状病毒感染中型未转重症患者

评估中具有不可替代的作用,特别是薄层高分辨率 CT 可准确显示肺部病灶的细微结构,是当前筛查 与鉴别 COVID-19 的重要手段之一^[7]。



注: 男性, 53 岁。(a)和(b)2022.12.15 右肺下叶胸膜下斑片状磨玻璃密度影,边缘模糊、内可见增 粗小血管。(c)和(d)2023.01.06 复查,病灶基本吸收,可见淡薄磨玻璃影残留。

图 5 新型冠状病毒感染中型未转重症患者 Fig.5 COVID-19 medium type that was not converted to a severe case

COVID-19 胸部 CT 表现多为肺外带、胸膜下的磨玻璃斑片影或磨玻璃结节,较重者表现为双肺 多发实变影,体积较大,双肺广泛实变者形成白肺。COVID-19 重症患者病情危重、进展迅速,缺乏

有效的治疗手段,病死率较高;早期评估 COVID-19 肺部病变体积、密度等参数可为临床治疗提供依 据;然而预测 COVID-19 是否会进展为重症具有 挑战性。客观准确的认识对判断疾病的预后至关 重要,而既往影像诊断医师对病变的认识多依赖 于主观经验,近年来随着空间识别能力强大的深 度学习与医学影像技术的结合,可以从原始图像 自适应学习识别并提取高层特征,并不断进行自 我学习,优化读片效果,疾病诊断能力取得了突 破性的进展¹⁸。

深度学习可定量分析针对 COVID-19 的胸部 CT 表现进行算法的迭代和优化,通过计算肺炎



注: 另在, 66 多, 石肿工叶片状 GG0, 左肺上叶斑片状 GG0, 可见小叶 间隔增厚及增粗小血管。

图 6 新型冠状病毒感染中型未转重症患者 Fig. 6 COVID-19 medium type that was not converted to a severe case

病灶的密度、体积及占比来判断病变的严重程度,可对病灶范围及严重程度进行量化。有研究表明 目前已开发的 COVID-19 相关 AI 模型诊断准确率可达 94.00%~95.24%^[9]; Yang 等^[10]的研究显示深 度学习可识别 COVID-19 并与细菌性肺炎相鉴别,灵敏度达 96%;有研究^[11]利用 AI 系统及 CT 影像和 临床数据成功地预测了患者进展为重症的时间,对患者进行准确分类并确定了高危患者,具有进行 个性化治疗的潜在价值。

本研究中A组450 例患者胸部CT多呈双肺多叶段分布边缘模糊的GGO,也可呈伴有晕征的小叶中心结节,可能原因为肺泡内渗出和水肿并不明显^[12];部分可见小血管增粗、局部小叶间隔网格状增厚及空气支气管征,原因为不同程度的弥漫性肺泡损伤,可能由炎性细胞因子风暴引起^[13];病灶

多以胸膜下肺外周分布为主是由于新冠病毒颗粒小,经呼吸道吸入后直达肺泡位置,胸膜下区是肺 的最末梢结构,病毒与该区域的II型肺泡上皮细胞结合,引起肺泡壁损伤;病灶密度为磨玻璃最多, 依次为实性周围磨玻璃影、实性,也可各种征象共存,可能原因^[14-17]是肺泡上皮受到病毒侵犯,炎 症及渗出液导致肺泡间隔增厚、肺泡部分萎陷。本研究中,非重症组更容易出现的CT征象为磨玻璃 密度结节,甚至结节边缘可见毛刺、与邻近胸膜牵拉,需通过复查与周围型肺癌鉴别。





注: 男性, 67岁,双肺外周带分布磨玻璃密度影,沿支气管血管束分布,内见网格影、条索,血管增粗及胸膜增厚。
 图 7 新型冠状病毒感染中型转重症患者
 Fig. 7 COVID-19 medium type that was converted to a severe case

转为重症的 B 组胸部 CT 多表现为以双肺多叶受累、弥漫分布的实变影合并 GG0,可见多发条索及 空气支气管征,同之前的研究一致^[18],感染肺叶数以及各肺叶感染体积占比、总感染体积占比均高于 A 组,且病灶累及肺叶较 A 组多,各肺叶感染体积及双肺感染总体积均高于 A 组。吸收后胸部 CT 表现 为轻微的胸膜下网状结构、磨玻璃影或两者都有。A 组和 B 组均未见胸腔积液与纵隔、肺门淋巴结肿大。 以上结果表明感染肺叶数多、病变以弥漫性实变为主,感染体积较大、占比较高者,容易转为重症。非 重症组和重症组无明显差异的 CT 征象包括磨玻璃病灶、小叶间隔增厚、网状改变、胸膜下分布分布。

综上,病灶分布、病灶成分、CT 征象在新型冠状病毒感染未转为重症组和转为重症组间具有显 著差异,转为重症组更易出现实性病灶、磨玻璃与实性混合型病灶、铺路石征、血管增粗等多种征 象并存的现象。应用深度学习定量测量技术准确分析病灶可对 COVID-19 的预后提前做出判断,指导 临床及早调整治疗策略,起到预警重症作用。

现阶段 COVID-19 主要需结合流行病学与甲型 H1N1 流感鉴别。甲型 H1N1 流感致急性肺损伤很少 见到磨玻璃密度向肺实变密度发展,一般经治疗后均逐渐消失^[19],且大部分消散较快。有研究认为, 磨玻璃影、实变和支气管增厚是甲型流感肺炎的常见 HRCT 影像学表现,但无小叶间隔增厚^[2,7,20]。 在 COVID-19 疫情暴发期间,大多数病毒性肺炎是由 COVID-19 引起,胸部 CT 筛查行之有效。在非流 行期胸部 CT 可以用来判断患者是否感染了病毒性肺炎,而由哪种病毒引起单纯通过影像明确诊断较 为困难。因此在 COVID-19 流行期基于深度学习建立的胸部 CT 诊断模型可快速有效筛查 COVID-19。

本研究的局限性: ① 病例均来自于门诊,未纳入发热后未至医院行 CT 检查的病例及胸部 CT 无 肺炎表现的轻型 COVID-19 病例,且本研究去除了由于图像缺陷未能进行病灶的 AI 定量分析的病例,可能存在病例选择性偏倚; ② 肺炎 AI 定量工具准确性仍需进一步验证。

综上所述,感染体积较大、病灶偏实性及多种 CT 征象并存常提示肺部炎症较重,容易进展为重症。基于深度学习的 COVID-19 肺炎定量工具能够客观分析胸部 CT 病灶,较为精确的评估病变严重 程度,对有重症转归倾向的病例可起到预警作用,有利于指导临床进一步预测病情发展、制定合理 的诊疗方案。

参考文献

- [1] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 关于印发对新型冠状病毒感染实施"乙类乙管"总体方案的通知[EB/0L]. (2022-12-26) [2023-01-05]. http://www.nhc.gov.cn/xcs/zhengcwj/202212/e97e4c449d7a475794624b8 ea12123c6. shtml.
- [2] 中华医学会放射学分会. 新型冠状病毒肺炎的放射学诊断: 中华医学会放射学分会专家推荐意见 (第一版)[J].

中华放射学杂志, 2020, 54: E001-E001. DOI:10.3760/cma.j.issn.1005-1201.2020.0001.

Chinese Society of Radiology. Radiological diagnosis of new coronavirus infected pneumonitis: Expert recommendation from the Chinese Society of Radiology (First edition) [J]. Chinese Journal of Radiology, 2020, 54: E001-E001. DOI:10.3760/cma.j.issn.1005-1201.2020.0001. (in Chinese).

- [3] 孙莹, 李玲, 刘晓燕, 等. 早期新型冠状病毒肺炎的胸部薄层平扫 CT 表现特征[J]. CT 理论与应用研究, 2023, 32(1): 131-138. DOI:10.15953/j.ctta.2023.006.
 SUN Y, LI L, LIU X Y, et al. Imaging features of early COVID-19 on chest thin-slice non-enhanced CT[J].
 - CT Theory and Applications, 2023, 32(1): 131-138. DOI:10.15953/j.ctta.2023.006. (in Chinese).
- [4] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 新型冠状病毒感染诊疗方案(试行第十版)[EB/OL]. (2023-01-06)[2023-01-20]. http://www.nhc.gov.cn/ylyjs/pqt/202301/32de5b2ff9bf4eaa88e75bdf7223a65a.shtml.
- [5] LI Q, GUAN X, WU P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, china, of novel coronavirus infected pneumonia[J]. The New England Journal of Medicine, 2020, 382(13): 1199-1207. DOI:10.1056/ NEJMoa2001316.
- [6] MUNSTER V J, KOOPMANS M, VAN D N, et al. A novel coronavirus emerging in China-key questions for impact assessment[J]. The New England Journal of Medicine, 2020, 382(8): 692-694. DOI:10.1056/ NEJMp2000929.
- [7] 靳英辉, 蔡林, 程真顺, 等. 新型冠状病毒 (2019-nCoV) 感染的肺炎诊疗快速建议指南 (标准版)[J]. 解放军 医学杂志, 2020, 45(1): 1-20. DOI:10.11855/j.issn.0577-7402.2020.01.01.
 JIN Y H, CAI L, CHENG Z S, et al. A rapid advice guideline for the diagnosis and treatment of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) infected pneumonia (Standard version)[J]. Medical Journal of Chinese People's Liberation Army, 2020, 45(1): 1-20. DOI:10.11855/j.issn.0577-7402.2020.01.01. (in Chinese).
- [8] KERMANY D S, GOLDBAUM M, CAI W J, et al. Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning[J]. Cell, 2018, 172(5): 1122-1131. DOI:10.1016/j.cell.2018.02.010.
- [9] CHEN J, WU L L, ZHANG J, et al. Deep learning-based model for detecting 2019 novel coronaviruspneumonia on high-resolution computed tomography[J]. Scientificreports, 2020, 10(1): 1-11. DOI:10. 1038/s41598-020-76282-0.
- [10] YANG S, JIANG L, CAO Z, et al. Deep learning for detecting corona virus disease 2019 (COVID-19) on high resolution computed tomography: A pilot study[J]. Annals of Translational Medicine, 2020, 8(7): 450. DOI:10.21037/atm.2020.03.132.
- [11] WANG R, JIAO Z, YANG L, et al. Artificial intelligence for prediction of COVID-19 progression using CT imaging and clinical data[J]. European Radiology, 2022, 32(1): 205-212. DOI:10.1007/ s00330-021-08049-8.
- [12] NICHOLLS J M, POON L L, LEE K C, et al. Lung pathology of severe acute respiratory syndrome[J]. Lancet, 2003, 361(9371): 1773-1778. DOI:10.1016/s0140-6736(03)13413-7.
- [13] HUANG C L, WANG Y M, LI X W, et al. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China[J]. Lancet, 2020, 395(10223): 497-506. DOI:10.1016/S0140-6736(20)30183-5.
- [14] 黄益龙, 张振光, 李翔, 等. CT 影像组学联合征象鉴别新型冠状病毒肺炎与其他病毒性肺炎的价值[J]. 中华 放射学杂志, 2022, 56(1): 36-42. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20201220-01318.
 HUANG Y L, ZHANG Z G, LI X, et al. The value of CT signs combined with radiomics in the differentiation of COVID-19 from other viral pneumonias[J]. Chinese Journal of Radiology, 2022, 56(1): 36-42. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20201220-01318. (in Chinese).
- [15] 赵小二,邓克学,王朋.不同阶段新型冠状病毒肺炎的CT影像演变分析[J]. 实用放射学杂志,2021,37(8): 1254-1257.
 ZHAO X E, DENG K X, WANG P. Analysis of the CT manifestations changes of COVID-19 at different
 - stages [J]. Journal of Practical Radiology, 2021, 37(8): 1254-1257. (in Chinese).
- [16] 吴杰,肖安岭,顾金凤. 多层螺旋 CT 对新型冠状病毒肺炎的临床诊断价值[J]. 实用放射学杂志, 2021, 37(5):746-748. DOI:10.3969/j.issn.1002-1671.2021.05.013.
 WU J, XIAO A L, GU J F. Clinical value of MSCT in the diagnosis of COVID-19[J]. Journal of Practical Radiology, 2021, 37(5): 746-748. DOI:10.3969/j.issn.1002-1671.2021.05.013. (in Chinese).
- [17] 余成成,杨彦鸿,胡天丽,等.新型冠状病毒 B.1.617.2变异株感染者高分辨率 CT 与临床特点[J].中华放射 学杂志,2021,55(10):1054-1058. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20210618-00574.
 YU C C, YANG Y H, HU T L, et al. High resolution CT findings and clinical features of the novel corona-virus B.1.617.2 variant[J]. Chinese Journal of Radiology, 2021, 55(10): 1054-1058. DOI:10.3760/ cma.j.cn112149-20210618-00574. (in Chinese).
- [18] 赵建华, 柴军, 张晓琴, 等. 基于深度学习的新型冠状病毒肺炎转归胸部 CT 评价[J]. 国际放射医学核医学 杂志, 2020, 44(12): 737-743. DOI:10.3760/cma.j.cn121381-202004048-00101.
 ZHAO J H, CHAI J, ZHANG X Q, et al. Chest CT evaluation of COVID-19 outcome based on deep learning[J]. International Journal of Radiation Medicine and Nuclear Medicine, 2020, 44(12): 737-743. DOI:10.3760/cma.j.cn121381-202004048-00101. (in Chinese).
- [19] 谢正平, 戴峰, 蒋燕, 等. 重症甲型 H1N1 流感急性肺损伤的高分辨率 CT 影像学分析 [J]. 现代医学, 2012, 40 (3): 276-280.

XIE Z P, DAI F, JIANG Y, et al. HRCT imaging analysis of influenza a H1N1 complicated with severe lung injury[J]. Modern Medical Journal, 2012, 40(3): 276-280. (in Chinese).

[20] 刘玉建,仲建全,冯浩,等.新型冠状病毒肺炎患者的高分辨率CT影像学特征[J]. 医疗装备,2022,35(11):1-4. LIU Y J, ZHONG J Q, FENG H, et al. Imaging characteristics of high resolution CT for patients with corona virus disease 2019[J]. Medical Equipment, 2022, 35(11):1-4. (in Chinese).

Analysis of Prognosis of Coronavirus Disease 2019 Using Quantitative Measurement of Deep Learning

ZHAO Jianhua^{1a,2}, LIANG Danyan^{1b,2}, LYU Gaoxing³, YAN Xin³, LIU Yu⁴, WANG Xiaolan⁴, CHAI Jun^{1a,262}

- 1. a). Department of Imaging Medical; b). Statistics Office of Quality Control Division, the People' Hospital of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot 010017, China
- Inner Mongolia Clinical Medical College of Inner Mongolia Medical University/Inner Mongolia Clinical Medical College of Baotou Medical College, Hohhot 010017, China
- 3. Graduate School of Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010110, China
- 4. Graduate School of Baotou Medical College, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014040, China

Abstract: Objective: To analyze the differences of chest computed tomography (CT) inflammatory lesions in patients with coronavirus disease 2019 (COVID-19), which were quantitatively measured based on deep learning, to warn the occurrence of severe cases and improve the understanding of the prognosis of COVID-19. Methods: The chest CT scans of 477 local patients with COVID-19 diagnosed for the first time at Inner Mongolia Autonomous Region People's Hospital were retrospectively analyzed. A total of 276 men and 201 women were divided into group A (not serious) and group B (serious) based on whether their diseases turned serious (severe/critical). Comparison was made between the two groups on the basic CT signs, such as lesion distribution, involved lobe side, number, differences in lesion volume, volume proportion, and density based on deep learning. Results: All 477 patients with COVID-19 had epidemiological history, and no statistical difference was noted in age and gender between the two groups. The volume and proportion of the lesions in the whole lung and each lobe of the lung in group B were higher than those in group A. The lesions in group A were mainly in the lower lobe of the right lung, accounting for 3.32% more than that in other lobes. The lower lobe of the left lung was the next, accounting for 2.08%. The volume of lesions in the upper lobe of the left lung was lower than that in other lobes, accounting for only 0.25%. No lesions were noted in the upper lobe of the right lung, middle lobe of the right lung, and upper lobe of the left lung in part of group A. In group B, the lesions were distributed in both lungs and in each lung lobe. The lower lobes of the right lung and left lung were predominant, accounting for 57.86% and 54.76%, respectively. The volume of the middle lobe of the right lung was 34.73% compared with the other lobes. The main lesions in each group were ground-glass density shadows, and the main lesions in group A were -570~-470 HU density, accounting for 13.89%, followed by -470~-370 HU, accounting for 11.07%. Only 3.22% and 4.75% of solid lesions with densities of $30 \sim 70$ HU and $-70 \sim 30$ HU were found. Most of the lesions in group B were ground-glass density shadows, and the focal densities were mainly -570~-470 HU, -470~-370 HU, and -370 ~ -270 HU, accounting for 13.18%, 12.58%, and 12.52%, respectively. No statistical difference was noted between the proportion of lesions with a density of -570~-470 HU and that of group A; however, the volume and proportion of other lesions with different densities were higher than those of group A, showing a trend that the higher the density of the lesions, the higher the proportion of group B was compared with group A. Conclusion: Larger infection volume, more lesion solid components, and multiple CT signs often indicate more severe lung inflammation, which easily progresses to severe disease. Quantitative measurement of chest CT based on deep learning is helpful for the prognosis assessment of COVID-19 and the early warning of severe outcome.

Keywords: deep learning; tomography; X-ray computed; coronavirus disease 2019



作者简介:赵建华,男,内蒙古自治区人民医院影像医学科副主任医师,主要从事 影像诊断工作,E-mail: zjh2822yyjh@163.com; 柴军[∞],男,内蒙古自治区人民 医院影像医学科主任医师,主要从事影像诊断工作,E-mail: amaschai@126.com。