

基于人工智能的自动肺部超声评分对 ARDS 患者血管外肺水评估的价值

范浩浩, 姜倩倩, 邢文字, 陈建刚, 何超, 李文放

基金项目:上海市“科技创新行动计划”医学创新研究专项项目(21Y11902500)

作者单位:200003 上海,中国人民解放军海军军医大学第二附属医院(上海长征医院)急诊重症医学科(范浩浩,姜倩倩,何超,李文放);200438 上海,复旦大学信息科学技术学院生物医学工程中心(邢文字);200241 上海,华东师范大学通信与电子工程学院多维信息处理上海重点实验室(陈建刚)

作者简介:范浩浩(1995-),男,住院医师,E-mail:1040651540@qq.com

通信作者:何超(1982-),男,硕士,副主任医师,E-mail:hechao19820110@163.com

[摘要] 目的 评价基于人工智能(artificial intelligence, AI)的自动肺部超声评分(lung ultrasound score, LUS)对急性呼吸窘迫综合征(ARDS)患者血管外肺水(extravascular lung water, EVLW)评估的价值。方法 选择 2019 年 1 月至 2022 年 6 月上海长征医院急诊重症监护病房(EICU)符合 ARDS 诊断标准的 28 例患者作为研究对象,采用两种肺部超声评分方法:①基于两阶段级联深度学习模型评估 ARDS 的自动 LUS(自动组 LUS);②临床医生评估的 LUS(人工组 LUS),并采用脉波指示剂连续心排量监测技术(PiCCO)监测血管外肺水指数(EVLWI),年龄 18~80 岁,性别不限,在行 PiCCO 检测前 0.5 h 内行肺部超声检查,计算 LUS,并行动脉血气分析,记录氧合指数($\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$),比较两种 LUS 方法在不同严重程度 ARDS 患者诊断中的作用。结果 自动组 LUS 和人工组 LUS 与 EVLWI 高度相关($R^2 = 0.924$ vs. $R^2 = 0.910$),在评估 EVLW 方面均显示出较高的准确性,LUS 的受试者工作特征(ROC)曲线分析以 PiCCO 计算所得:①以 $\text{EVLWI} > 7$ mL/kg 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 ROC 曲线下面积(AUC)分别为 0.956 和 0.947,两组方法的敏感度分别为 90.8% 和 87.0%,特异度分别为 94.3% 和 92.5%。②以 $\text{EVLWI} \geq 10$ mL/kg 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 ROC 曲线 AUC 分别为 0.979 和 0.978,两组方法的敏感度分别为 92.2% 和 89.1%,特异度分别为 97.9% 和 96.7%。③以 $\text{EVLWI} \geq 15$ mL/kg 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 ROC 曲线 AUC 分别为 0.997 和 0.996,两组方法的敏感度分别为 94.5% 和 93.0%,特异度分别为 98.8% 和 97.8%。结论 人工智能自动 LUS 可用于临床 ARDS 的诊断及严重程度的评估。

[关键词] 人工智能(AI); 自动; 肺部超声评分(LUS); B 线; 血管外肺水指数(EVLWI); 脉波指示剂连续心排量监测技术(PiCCO); 急性呼吸窘迫综合征(ARDS)

doi:10.3969/j.issn.1002-1949.2023.01.006

Clinical study of automated lung ultrasound score based on artificial intelligence for EVLW assessment in ARDS patients Fan Hao-hao, Jiang Qian-qian, Xing Wen-yu, Chen Jian-gang, He Chao, Li Wen-fang. Department of Emergency Intensive Care Unit, the Second Affiliated Hospital of Naval Medical University(Shanghai Changzheng Hospital), Shanghai 200003, China
Corresponding author: He Chao, E-mail:hechao19820110@163.com

[Abstract] **Objective** To evaluate the value of automated lung ultrasound score(LUS)based on artificial intelligence in the assessment of extravascular lung water(EVLW) in acute respiratory distress syndrome(ARDS) patients. **Methods** Twenty-eight patients who met the diagnostic criteria of ARDS in the Emergency Intensive Care Unit (EICU) of Shanghai Changzheng Hospital from January 2019 to June 2022 were selected as the research objects. Two pulmonary ultrasound scoring methods were used: ①Automated lung ultrasound score of ARDS based on two-stage cascade deep learning model (automatic group LUS); ② clinician assessed lung ultrasound score(manual group LUS), and pulse indicator continuous cardiac output monitoring (PiCCO) was used to monitor extravascular lung water index (EVLWI). The patients' ages were 18-80 years old regardless of gender. Lung ultrasound

examination was performed within half an hour before PiCCO test, LUS was calculated, arterial blood gas analysis was performed, oxygenation index was recorded, and the role of two LUS methods in the diagnosis of ARDS with different severity was compared. **Results** LUS in the automatic group and LUS in the manual group were highly correlated with EVLWI ($R^2 = 0.924$ vs. $R^2 = 0.910$), and there was high accuracy in assessing EVLW. ROC analysis of LUS was bounded by PiCCO calculation ①EVLWI > 7 mL/kg. The ROC curves were drawn for the automatic and manual LUS methods. The areas under the ROC curve of the two groups were 0.956 and 0.947, respectively. The sensitivity of the two groups were 90.8% and 87.0%, and specificity was 94.3% and 92.5%, respectively. ② With EVLWI ≥ 10 mL/kg as the bound, ROC curves were drawn for the automatic and manual LUS methods. The areas under the ROC curve of the two groups were 0.979 and 0.978, respectively. The sensitivity of the two groups were 92.2% and 89.1%, and specificity was 97.9% and 96.7%, respectively. ③EVLWI ≥ 15 mL/kg was considered as the bound. The ROC curves were drawn for the automatic and manual LUS methods. The areas under the ROC curve of the two groups were 0.997 and 0.996, respectively. The sensitivity of the two groups were 94.5% and 93.0%, and specificity was 98.8% and 97.8%, respectively.

Conclusions Automated LUS can be used to diagnose and evaluate the severity of clinical ARDS.

[Key words] Artificial intelligence(AI); Automated; Lung ultrasound score(LUS); B-lines; Extravascular lung water index(EVLWI); Pulse indicator continuous cardiac output(PiCCO); Acute respiratory distress syndrome(ARDS)

急性呼吸窘迫综合征(acute respiratory distress syndrome, ARDS)临床特点是顽固性低氧血症,是以非心源性肺水肿和肺部浸润性影像为特征的急性进行性呼吸衰竭,其发病率与病死率都居高不下,缺乏有效的早期诊断与实时评估手段是主要原因之一。肺部 CT 被认为是诊断 ARDS 的金标准,但危重患者往往需要呼吸机辅助通气,且需要较高的吸氧浓度和呼气末正压通气(PEEP)维持,无法完成 ARDS 患者转运,限制了其在中重度 ARDS 患者中的应用。

随着超声技术的进步,肺部疾病不再是超声检查的盲区。越来越多文献^[1]报道,超声可为 ARDS 患者的肺部改变提供重要的影像学信息。研究证实,肺部超声的 B 线数量与血管外肺水(extravascular lung water, EVLW)相关,但是目前临床的肺部超声检查对操作者要求比较高,且存在一定的主观性。随着人工智能(artificial intelligence, AI)的发展,B 线的分析不再单纯依赖临床医生进行的主观判断,越来越多基于深度学习的方法应用于 B 线的检测与评估。因此,本研究旨在探讨 AI 超声技术作为精确判断肺水含量的可行性,为临床医生提供基于两阶段级联深度学习模型自动肺部超声评分(lung ultrasound score, LUS)系统在 ARDS 患者诊断及严重程度评估中的价值。

1 资料与方法

1.1 研究对象 收集 2019 年 1 月至 2022 年 6 月中国人民解放军海军军医大学第二附属医院(上海长征医院)急诊重症监护病房(EICU)的 28 例明确诊断为 ARDS 患者,其中男 16 例,女 12 例;年龄

22~80 岁,平均年龄 54 岁,包括多发伤 7 例,肺部感染 5 例,肝脓肿 3 例,十二指肠穿孔 1 例,结肠癌根治术后吻合口瘘 4 例,重症急性胰腺炎 4 例,肾移植术后 2 例,有毒气体中毒 1 例,多发性骨髓瘤 1 例;急性生理学与慢性健康状况评估系统 II(APACHE II)评分(20.22 ± 6.9)分;机械通气时间 7~23 d,平均 12 d。

1.1.1 纳入标准 ①符合 2012 年柏林指南 ARDS 的诊断标准;②机械通气的危重患者。

1.1.2 排除标准 ①年龄 < 18 岁;②严重多发伤(如骨盆骨折)禁止搬动、胸部严重畸形或合并皮下气肿或无法获得满意的声像图;③严重心脏疾病、心功能障碍;④气胸及严重慢性阻塞性肺疾病;⑤拒绝签署知情同意;⑥因各种原因无法获得满意的肺部声像图。

1.1.3 本研究符合医学伦理学标准,且经过上海长征医院医学伦理委员会批准(伦理号:2022SL081),家属知情并签署诊疗知情同意书。

1.2 研究方法

1.2.1 所有入组患者入 EICU 后行机械通气,应用脉波指示剂连续心排血量监测技术(PiCCO)行有创血流动力学监测,并给予血气分析。

1.2.2 肺部超声检查 探头频率为 5 MHz,由经过肺部超声培训的专职医师进行检查,获得肺部超声图像。检查方法:采用肺部 12 分区法(见图 1),以患者胸骨旁线、腋前线、腋后线、后正中线为界线进行分区,每侧肺脏分为前区、侧区、后区,以两乳头连线为界将上述每个区域分为上下 2 个肺野,双肺共分为左前上、左前下、右前上、右前下、左腋上、左腋

下、右腋上、右腋下、左后上、左后下、右后上、右后下共 12 个区域。评分法方案:每个区域的分值以最严重的超声征象进行计分,具体评分方法(见图 2):0 分,胸膜线连续且规则,具有平滑的 A 线或少于 3 条孤立的 B 线;1 分,有多条 B 线(部分融合),间隔约为 7 mm;2 分,胸膜线不连续,大量融合 B 线,间隔 ≤ 3 mm;3 分,有致密且大部分延伸的白肺,伴有肺实变。以 12 区评分的总和为最终 LUS 评分总分^[2],分值为 0~36 分,分值越高,表示肺部症状越重。

1.2.3 超声分组 ①人工组:指评分过程由 2 名经过重症超声培训的主治医师共同完成,不知晓 PiCCO 监测的血管外肺水指数(EVLWI)及试验目的。②自动组:指在每个区域中探头保持静止的情况下,收集一段持续时间为 5 s(大约超过一个呼吸周期)的超声视频,并以医学数字成像和通信(DICOM)的格式存储。使用超声机型为迈瑞 M9 超声机(深圳迈瑞公司,中国),并配备了弯曲阵列低频换能器(1~5 MHz)[图像深度:15 cm,焦深:7.5 cm,机械指数(MI):1.2,热指数(TI):0.7,操作模式:穿透]。在每个视频中选择不超过 50 个 LUS 图像,在某种程度上相邻图像之间的帧数不少于 10 帧,这样的操作是考虑到视频中的超声图像相邻帧之间可能具有高度相似性并且使模型过拟合,选择 B 线最多的图像作为最终的图像,采用基于两阶段

级联深度学习模型的自动 LUS 系统,第一阶段,通过五个 ResNet-50 模型和五折交叉验证对这些评分图像进行二次选择,以获得与初始评分结果高度相关的 LUS 图像。第二阶段,将 ResNet-50、Vgg-19 和 GoogLeNet 三个深度学习模型组成级联评分模型,并使用新数据集进行训练,通过 ResNet-50、Vgg-19、GoogLeNet 三种不同深度学习模型的投票机制获得测试图像的预测结果,最终得出 LUS^[3]。

1.2.4 观察指标 ①观察自动组和人工组患者的 LUS 与氧合指数、EVLWI 相关性分析;②比较两种 LUS 方法在 ARDS 诊断及严重程度评估中的价值。

1.2.5 统计学处理 应用 SPSS 22.0 统计软件,正态计量资料以均数 \pm 标准差($\bar{x} \pm s$)表示,组间比较行 *t* 检验。以柏林标准为诊断金标准,绘制 LUS 诊断 ARDS 的受试者工作特征(ROC)曲线,获取 LUS 诊断 ARDS 的临界值,并计算曲线下面积(AUC)及临界值、敏感度和特异度,相关性分析采用 Spearman 相关性分析法。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 患者的基本情况 本研究共纳入 28 例 ARDS 患者,其中男 16 例,女 12 例;平均年龄(53.6 ± 24.5)岁;平均 APACHE II 评分(20.2 ± 6.9)分;平均氧合指数($\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$) 187.8 ± 55.3 ;平均机械通气时间(12.0 ± 7.9)d;平均 EVLWI 11.5 ± 7.6 。

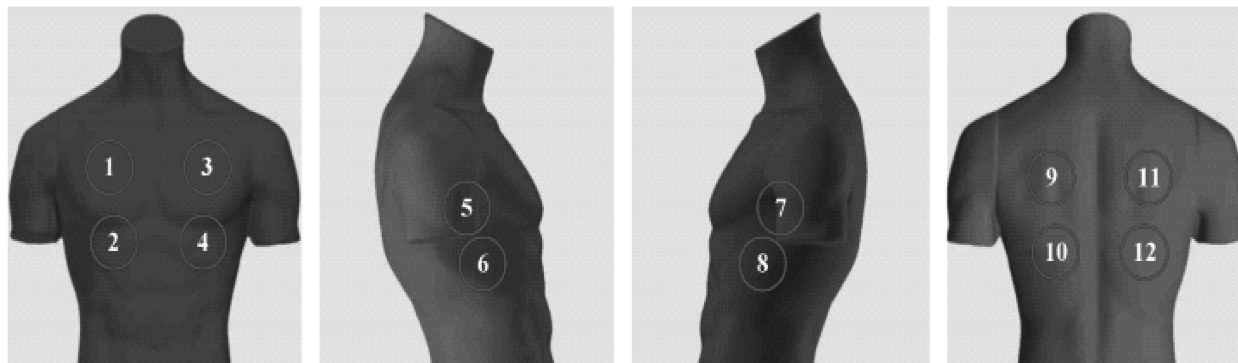
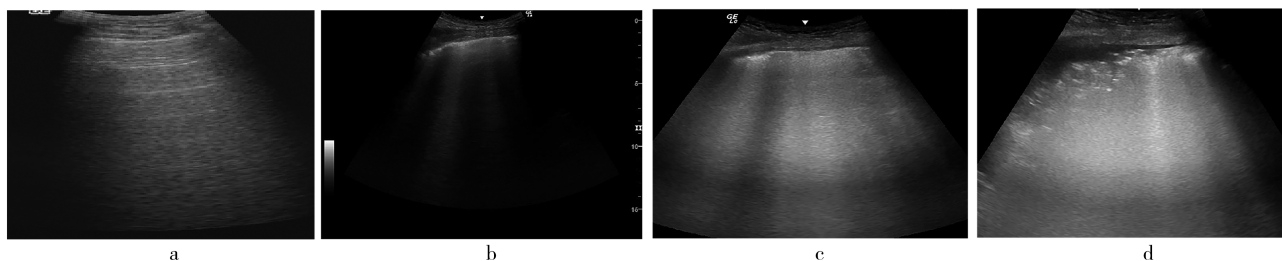


图 1 肺部 12 个区域采集示意图



注:a 为 0 分,胸膜线连续且规则,具有平滑的 A 线或少于 3 条孤立的 B 线;b 为 1 分,有多条 B 线(部分融合),间隔约为 7 mm;c 为 2 分,胸膜线不连续,大量融合 B 线,间隔 ≤ 3 mm;d 为 3 分,有致密且大部分延伸的白肺,伴有肺实变

图 2 肺部超声评分方法

2.2 自动组和人工组 LUS 与 EVLWI 的相关性

28 例患者同时接受 LUS 及 PiCCO 监测,共采集 84 组数据,自动组和人工组 LUS 与 EVLWI 均呈高度正相关($r=0.961$ vs. $r=0.954$, $P<0.001$),见图 3。EVLWI 与 $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$ 呈明显负相关($r = -0.976$, $P<0.001$),见图 4。

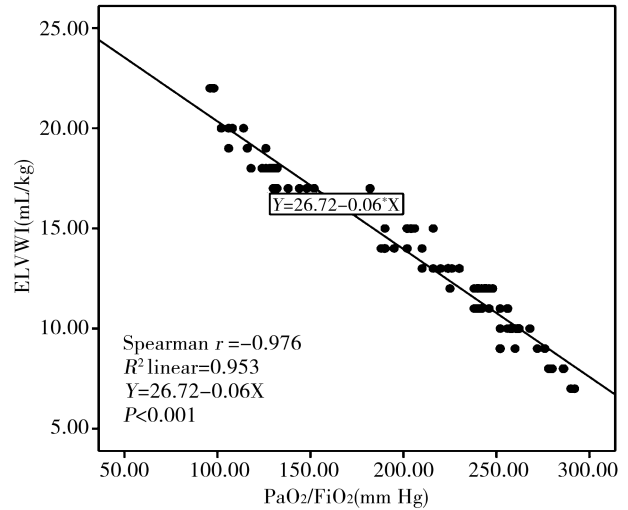
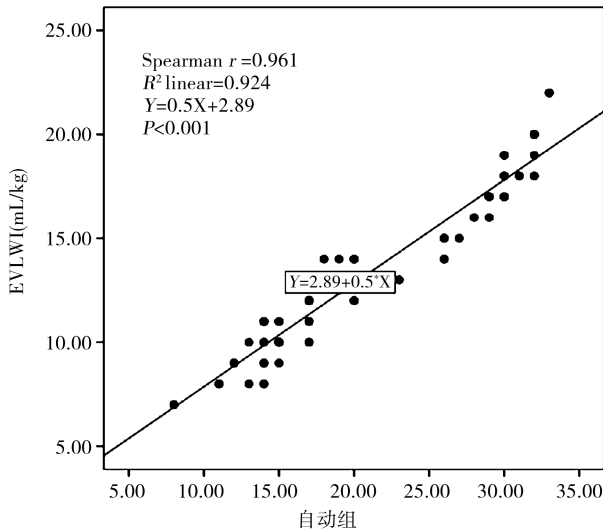
2.3 LUS 的 ROC 曲线分析 以 PiCCO 计算所得:

①以 $\text{EVLWI} > 7 \text{ mL/kg}$ 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 AUC 分别为 0.956 和 0.947,两组方法的敏感度分别为 90.8% 和 87.0%,特异度分别为 94.3% 和 92.5%;②以 $\text{EVLWI} \geq 10 \text{ mL/kg}$ 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 AUC 分别为 0.979 和 0.978,两组方法的敏感度分别为 92.2% 和 89.1%,特异度分别为 97.9% 和 96.7%;③以 $\text{EVLWI} \geq 15 \text{ mL/kg}$ 为界,对自动组和人工组 LUS 方法绘制 ROC 曲线,两组 AUC 分别为 0.997 和 0.996,两组方法的敏感度分别为 94.5% 和 93.0%,特异度分别为 98.8% 和 97.8%。见表 1。

表 1 两种超声评分方法对诊断 28 例不同严重程度 ARDS 的 AUC 及临界值、特异度和敏感度 ($n=28$)

EVLWI 分级 (mL/kg)	自动组				人工组			
	敏感度 (%)	特异度 (%)	临界值	AUC	敏感度 (%)	特异度 (%)	临界值	AUC
$\text{EVLWI} > 7$	90.8	94.3	≥ 11	0.956	87.0	92.5	≥ 12	0.947
$\text{EVLWI} \geq 10$	92.2	97.9	≥ 17	0.979	89.1	96.7	≥ 16	0.978
$\text{EVLWI} \geq 15$	94.5	98.8	≥ 26	0.997	93.0	97.8	≥ 25	0.996

注:LUS 为肺部超声评分;EVLWI 为血管外肺水指数;ROC 曲线为受试者工作特征曲线;AUC 为 ROC 曲线下面积;ARDS 为急性呼吸窘迫综合征



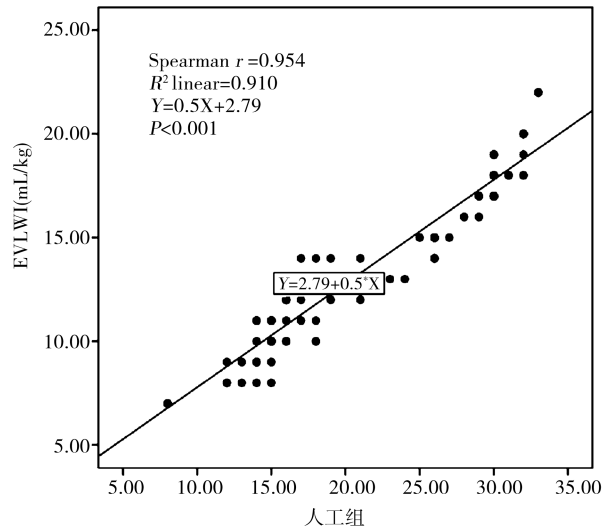
注: EVLWI 为血管外肺水指数; $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$ 为氧合指数; ARDS 为急性呼吸窘迫综合征

图 4 28 例 ARDS 患者 $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$ 与 EVLWI 的相关性

3 讨论

EVLW 是指分布于肺血管外的液体,由细胞内液、肺泡内液和肺间质液组成,由于细胞内液变化较少,而肺泡内液和肺间质液可反映肺水肿程度^[4]。研究^[5]表明,EVLW 的改变与肺水肿的程度密切相关,EVLW 与 ARDS 的严重程度呈正相关,与 $\text{PaO}_2/\text{FiO}_2$ 、肺顺应性呈负相关。此外,EVLW 与机械通气时间、ICU 的停留时间、住院天数及病死率均表现出确切的相关性^[4]。

有研究者^[6]利用 Spearman 等级相关性分析 195 例 ARDS 患者 EVLW 与 ARDS 严重程度的关系,结果发现,ARDS 严重程度与 EVLW 增加相关。然而,很难在床旁确定 EVLW 的量,从而导致临床



注:LUS 为肺部超声评分;EVLWI 为血管外肺水指数;ARDS 为急性呼吸窘迫综合征

图 3 28 例 ARDS 患者自动组和人工组 LUS 与 EVLWI 的相关性

液体管理更加困难。对 EVLW 的监测有助于了解肺循环的病理生理,评价肺毛细血管通透性及肺的气体交换^[7],可以有效地评估 ARDS 患者救治效果^[8],进而提高患者的救治成功率。

目前临床上借助热稀释原理的 PiCCO,其是监测 EVLW 的金标准,但属于有创检查,操作较为繁琐^[9]。而且 PiCCO 只能进行间歇性测量,无法实时检测到机械通气、被动抬腿或呼气末闭塞^[10]测试所引起的短期变化,因此,寻找新的、有效的无创监测 EVLW 方法是目前探索新的 ARDS 患者监测策略的途径之一。

由于肺部充满空气,超声波会产生强烈反射,所以肺部一直被视为超声的禁区。最新研究^[11]发现,肺部超声可以用于监测肺间质水肿的情况,而且肺部超声诊断 ARDS 患者的敏感度和特异度与胸部 CT 相似,可以半定量评估 ARDS 患者 EVLW 含量,可作为 CT 的替代检查方法用于 ARDS 患者的诊断^[12]。并且可以动态评估 ARDS 患者病情严重程度^[13-14],同时也可以用于预测 ARDS 患者的存活率^[15]。但关于最佳的 B 线量化方案人们仍然缺乏共识,Gargani 等^[16]研究半定量讨论了 B 线与 EVLW 的关系,得出 B 线数目与 ARDS 患者严重程度呈线性相关,与 PiCCO 监测的结果具有良好的一致性^[17]。但是在临床实践中,ARDS 患者的超声 B 线往往受到各种因素的影响,包括不同的医务人员得出的结论可能也存在差异,因为 B 线与胸膜滑动同步移动,不可避免地会在呼吸周期中移入或移出任何给定的肋间空间。有研究^[18]认为,B 线应该在单个瞬间或单个冻结图像上计数来解决这个问题,但大部分研究没有明确说明他们获取 B 线的数量处于呼吸周期中的具体时间窗。也有研究^[19]认为,应通过评估包含 B 线的肋空间的数量和位置来量化 EVLW 的程度,如何提高 B 线在临床实践中的辨识度,减少主观误差,这是临床亟待解决的问题。目前已经提出了各种评分系统,LUS 被认为是预后的独立指标^[20]。但是肺部 B 线评分的准确程度取决于临床医生的经验,这限制了 B 线评分在不同级别医院的作用^[21]。

最近研究者们^[22-23]提出了一些计算机辅助方法用于超声图像的定量分析,以客观评估肺部状况;Brattain 等^[24]开发了一种图像处理算法,用于检测沿角切片的 B 线数,以确定 LUS。Brusasco 等^[24]开发了一种自动检测 B 线的图像分割方法。还有研

究^[24]集中在应用不同的分类器来分配 LUS,包括机器学习和深度学习,应用 k-means 算法将像素划分为两个子集,包括 B 线和无 B 线,从而以自动方式检测 B 线。同样,有研究者^[25]通过训练不同的 NCA-ResNet 模型,实现肺超声图像无 B 线、B3、B7 及白肺的自动化分类研究,进而实现肺超声中的 B 线变化评估。然而,此类研究大多聚焦于 B 线的定性分析,无法准确实现 B 线数量、宽度等指标的精确检测,目前也有一些 LUS 系统,包括 A 线、B 线、胸膜线和肺实变,即将胸膜线及其下层区域的 8 个特征用于机器学习进行自动 LUS^[26],提出了一种定量特征提取方法,并使用神经网络、支持向量机和决策树对肺部超声图像进行自动评分^[27]。但这些方法不能充分考虑整个肺部超声图像的各种指标的特点及它们之间的相关性。

本研究采用的两阶段级联深度学习模型自动 LUS 系统主要指收集肺部超声视频,并以医学数字成像和通信(DICOM)的格式存储,再进行分帧选择满意的超声图像,解决了在人工操作过程中由于呼吸波动、操作者水平差异及主观因素的影响,使结果更加客观、更加准确。同时基于 Scores 0~3 四级评分标准和两阶段级联深度学习模型的肺部超声自动评分系统的设计和验证,B 线图像评分模型采用双盲评分、级联模型、五重交叉验证、投票机制等多种策略的有效设计,尽可能保证了模型的可行性,较单一深度学习模型有所提升。与人工组肺部超声评分比较,自动组超声评分采集的图像通过交叉验证和多个 ResNet-50 模型,实现了数据集的有效选择,减少了临床医生人工评分时的误差,为临床快速、便捷、准确评估 ARDS 患者严重程度提供了可靠的技术支持,特别是在由多个实时帧组成的较大数据集进行验证时,具有更大的临床应用价值。该自动 LUS 模型应用于新型冠状病毒疾病(COVID-19)患者,通过图像二次选择和准确评分模型建立两个阶段的试验过程,预测准确率高达 96.1%^[3]。

本研究 Spearman 相关性分析表明,自动组 LUS 和人工组 LUS 与通过经 PiCCO 监测的 EVLWI 显著相关($R^2 = 0.924$ vs. $R^2 = 0.91$),在评估 EVLW 方面均显示出较高的准确性,而在 ARDS 患者不同严重程度中的预测,自动组和人工组两种方法的敏感度和特异度方面均得出了较高的准确性,且自动组在预测 EVLW 严重程度方面具有一定的优势。本研究结果表明,以自动组 LUS ≥ 11 分为临界值,诊断

轻度 ARDS 患者的 AUC 为 0.956;以 LUS \geq 17 分为临界值诊断中度 ARDS 患者的 AUC 为 0.979;以 LUS \geq 26 分为临界值诊断重度 ARDS 患者的 AUC 为 0.997。以人工组 LUS \geq 12 分为临界值诊断轻度 ARDS 患者的 AUC 为 0.947;以 LUS \geq 16 分为临界值诊断中度 ARDS 患者的 AUC 为 0.978;以 LUS \geq 25 分为临界值诊断重度 ARDS 患者的 AUC 为 0.996。因此,自动 LUS 方法可用于临床评估 ARDS 患者的严重程度,对于医疗资源不足地区的患者更为有利。

综上所述,与人工组相比,基于两阶段级联深度学习模型的自动 LUS 系统得出 LUS 评分与 EVLWI 相关性更高,并且具有较高的准确性,减少了在人工操作过程中由于呼吸波动、操作者水平差异及主观因素的影响,使结果更加客观、准确。不足之处首先在于本研究纳入样本数较少,尚需多中心、大规模的临床试验加以证实;其次,评分分析是在单帧上进行的,下一步本研究将软件实施为多帧分析,以便分析整个呼吸周期并最大程度地减少因视频分帧选择而引起的误差。

参考文献

- [1] Ticinesi A, Lauretani F, Nouvenne A, et al. Lung ultrasound and chest x-ray for detecting pneumonia in an acute geriatric ward [J]. *Medicine (Baltimore)*, 2016, 95(27): e4153.
- [2] Picano E, Pellikka PA. Ultrasound of extravascular lung water: a new standard for pulmonary congestion [J]. *Eur Heart J*, 2016, 37(27): 2097-2104.
- [3] Wenyu Xing, Chao He, Jiawei Li, et al. Automated lung ultrasound scoring for evaluation of coronavirus disease 2019 pneumonia using two-stage cascaded deep learning model [J]. *Biomed Signal Process Control*, 2022, 75: 103-110.
- [4] Sakka SG. Extravascular lung water in ARDS patients [J]. *Minerva Anestesiologica*, 2013, 79(3): 274-284.
- [5] Ming Fang, Miao Chen, Chong-wei Zheng, et al. Clinical value of extravascular lung water and preload parameters in weaning of mechanical ventilation in patients with septic shock [J]. *Zhonghua Wei Zhong Bing Ji Jiu Yi Xue*, 2013, 25(1): 28-31.
- [6] Vignon P, Evrard B, Asfar P, et al. Fluid administration and monitoring in ARDS: which management [J]. *Intensive Care Med*, 2020, 46(12): 2252-2264.
- [7] Hu WL, Lin CW, Liu BW, et al. Extravascular lung water and pulmonary arterial wedge pressure for fluid management in patients with acute respiratory distress syndrome [J]. *Multidiscip Respir Med*, 2014, 9(1): 3.
- [8] Michelle S Chew, Lilian Ihrman, Joachim Doring, et al. Extravascular lung water index improves the diagnostic accuracy of lung injury in patients with shock [J]. *Crit Care*, 2012, 16(1): R1.
- [9] Monnet X, Teboul JL. Transpulmonary thermodilution: advantages and limits [J]. *Crit Care*, 2017, 21(1): 147-159.
- [10] Monnet X, Teboul JL. Passive leg raising: five rules, not a drop of fluid [J]. *Crit Care*, 2015, 19(1): 18-30.
- [11] Mayr U, Lukas M, Habenicht L, et al. B-Lines Scores Derived From Lung Ultrasound Provide Accurate Prediction of Extravascular Lung Water Index: An Observational Study in Critically Ill Patients [J]. *J Intensive Care Med*, 2022, 37(1): 21-31.
- [12] Picano E, Pellikka PA. Ultrasound of extravascular lung water: a new standard for pulmonary congestion [J]. *Eur Heart J*, 2016, 37(27): 2097-2104.
- [13] 李幼霞, 刘莹, 黄煌, 等. 肺部超声评估经鼻高流量氧疗治疗重型 COVID-19 患者疗效的价值 [J]. *中国急救医学*, 2021, 41(5): 397-403.
- [14] 胡泊, 李晓东, 李甜, 等. 功能残气量与肺部超声评分的相关性及其对急性呼吸窘迫综合征俯卧位通气治疗的预测价值 [J]. *中国急救医学*, 2021, 41(1): 46-51.
- [15] De Martino L, Yousef N, Ben-Ammar R, et al. Lung ultrasound score predicts surfactant need in extremely preterm neonates [J]. *Pediatrics*, 2018, 142(3): e20180463.
- [16] Gargani L. Lung ultrasound: a new tool for the cardiologist [J]. *Cardiovasc Ultrasound*, 2011, 9: 6.
- [17] Antonio Anile, Jole Russo, Giacomo Castiglione, et al. Asimplified lung ultrasound approach to detect increased extravascular lung water in critically ill patients [J]. *Crit Ultrasound J*, 2017, 9(1): 13-21.
- [18] Lichtenstein DA, Mezière GA. A lung ultrasound sign allowing bedside distinction between pulmonary edema and COPD: the comet-tail artifact [J]. *Intensive Care Med*, 1998, 24(12): 1331-1334.
- [19] Cardinale L, Volpicelli G, Binello F, et al. Clinical application of lung ultrasound in patients with acute dyspnea: differential diagnosis between cardiogenic and pulmonary causes [J]. *Radiol Med*, 2009, 114(7): 1053-1064.
- [20] Wanhong Yin, Tongjuan Zou, Yao Qin, et al. Poor lung ultrasound score in shock patients admitted to the ICU is associated with worse outcome [J]. *BMC Pulm Med*, 2019, 19(1): 1.
- [21] Corradi F, Via G, Forfori F, et al. Lung ultrasound and B-lines quantification inaccuracy: B sure to have the right solution [J]. *Intensive Care Medicine*, 2020, 46(5): 1081-1083.
- [22] Ruud J G van Sloun, Libertario Demi. Localizing B-Lines in Lung Ultrasonography by Weakly Supervised Deep Learning, In-Vivo Results [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(4): 957-964.
- [23] Claudia Brusasco, Gregorio Santori, Elisa Bruzzo, et al. Quantitative lung ultrasonography: a putative new algorithm for automatic detection and quantification of B-lines [J]. *Crit Care*, 2019, 23(1): 288.
- [24] Brattain Laura J, Brian A Telfer, Andrew S Liteplo, et al. Automated B-Line Scoring on Thoracic Sonography [J]. *J Ultrasound Med*, 2013, 32(12): 2185-2190.
- [25] Huang Q, Lei Y, Xing W, et al. Evaluation of Pulmonary Edema Using Ultrasound Imaging in Patients With COVID-19 Pneumonia Based on a Non-local Channel Attention Res Net [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2022, 48(5): 945-953.
- [26] Jiangang Chen, Chao He, Jintao Yin, et al. Quantitative analysis and automated lung ultrasound scoring for evaluating COVID-19 pneumonia with neural networks [J]. *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*, 2021, 68(7): 2507-2515.
- [27] Yuanyan Wang, Yao Zhang, Qiong He, et al. Quantitative analysis of pleural line and B-lines in lung ultrasound images for severity assessment of COVID-19 pneumonia [J]. *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*, 2022, 69(1): 73-83.

[收稿日期:2022-08-08][本文编辑:胡丽辉]