

基于密度分布特征的深度神经网络模型诊断 COVID-19 的价值

李文¹, 韩冬², 郭佑民³, 任转勤¹, 田宏哲¹

1. 宝鸡市中心医院医学影像科, 陕西 宝鸡 721008; 2. 陕西中医药大学附属医院医学影像科, 陕西 咸阳 712021; 3. 西安交通大学第一附属医院医学影像科, 陕西 西安 710061

【摘要】目的:评价基于密度分布特征(CDD)的深度神经网络(DNN)模型对新型冠状病毒肺炎(COVID-19)的诊断价值。**方法:**收集42例 COVID-19 病例和43例非 COVID-19 肺炎病例。将所有患者的211份胸部CT图像分为训练集($n=128$)和验证集($n=83$)。参考北美放射学会发布的 COVID-19 相关性肺炎的CT结构化报告,构建基于CT影像特征的DNN模型(DNN-CTIF)。根据胸部CT图像上肺炎CDD建立DNN-CDD模型。采用ROC曲线分析和决策曲线分析对两种模型进行评价。**结果:**DNN-CTIF模型的AUC在训练集为0.927,在验证集为0.829。DNN-CDD模型的AUC在训练集为0.965,在验证集为0.929。DNN-CDD模型在验证集的AUC高于DNN-CTIF模型($P=0.047$)。决策曲线分析表明在0.04~1.00概率阈值范围内,DNN-CDD模型相比DNN-CTIF模型使患者的净获益更高。**结论:**DNN-CTIF和DNN-CDD模型对COVID-19均具有较好的诊断性能,其中DNN-CDD模型优于DNN-CTIF模型。

【关键词】新型冠状病毒肺炎;密度分布特征;CT图像特征;深度神经网络

【中图分类号】R318;R563.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)08-0972-08

Diagnostic value of deep neural network model based on characteristics of density distribution in COVID-19

LI Wen¹, HAN Dong², GUO Youmin³, REN Zhuanqin¹, TIAN Hongzhe¹

1. Department of Radiology, Baoji Central Hospital, Baoji 721008, China; 2. Department of Radiology, Affiliated Hospital of Shaanxi University of Chinese Medicine, Xianyang 712021, China; 3. Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China

Abstract: Objective To evaluate the efficacy of a deep neural network (DNN) model based on characteristics of density distribution (CDD) in diagnosing corona virus disease 2019 (COVID-19). **Methods** A total of 42 cases of COVID-19 and 43 cases of non-COVID-19 pneumonia were enrolled in the study. The 211 chest CT images of these patients were divided into a training set ($n=128$) and a validation set ($n=83$). Referring to the CT structured report of COVID-19-related pneumonia issued by Radiological Society of North America, the CT imaging features (CTIF) based DNN model (DNN-CTIF) was constructed. Meanwhile, the DNN-CDD model was constructed based on the pneumonia CDD in the chest CT images. ROC curve analysis and decision curve analysis were used to evaluate the diagnostic performances of the two models. **Results** The AUC of DNN-CTIF model and DNN-CDD model was 0.927 and 0.965 in training set. The AUC of DNN-CDD model in validation set was significantly higher than that of DNN-CTIF model (0.829 vs 0.929, $P=0.047$). Moreover, the decision curve analysis showed that DNN-CDD model provided more net benefit than DNN-CTIF model in the range of 0.04-1.00 probability threshold. **Conclusion** Both DNN-CTIF and DNN-CDD models have good diagnostic performance for COVID-19, and DNN-CDD model is superior to DNN-CTIF model.

Keywords: corona virus disease 2019; characteristic of density distribution; CT imaging feature; deep neural network

前言

新型冠状病毒肺炎(Corona Virus Disease 2019, COVID-19)已被WHO列为突发公共卫生事件。COVID-19传播性强,仅数月已对人类社会造成巨大危害^[1-2]。胸部CT检查便捷、敏感性高,对筛查COVID-19有重要价值^[3-4],其典型肺部表现为胸膜下

【收稿日期】2022-03-10

【基金项目】陕西中医药大学学科创新团队建设项目(2019-QN09, 2019-YS04)

【作者简介】李文,硕士,主治医师,研究方向:中枢神经系统及呼吸系统影像诊断,E-mail: 13892759171@163.com

多发磨玻璃影(Ground Glass Opacities, GGO)^[5]。但作为病毒性肺炎的一种,COVID-19与其它病毒性或细菌性肺炎的CT表现存在重叠,即使是有经验的影像科医师对COVID-19的诊断特异性仍较低^[6-7]。近年来,深度学习技术在图像分类领域有了长足发展,尤其对医学图像诊断的准确性及效率均较高^[8]。本研究分别建立基于密度分布特征(Characteristics of Density Distribution, CDD)及传统胸部CT图像特征(CT Imaging Features, CTIF)的深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)模型,即DNN-CDD及DNN-CTIF模型,并评估两者诊断COVID-19的价值。

1 资料与方法

1.1 一般资料

收集2020年01月23日至2020年02月25日在陕西中医药大学附属医院(医院1)、宝鸡市中心医院(医院2)及延安大学附属医院(医院3)发热门诊就诊

患者的CT图像资料。纳入标准:①包括全肺的CT图像,层厚1.25 mm,有肉眼可见的肺炎病变;②接受COVID-19核酸检测。排除标准:①CT图像存在呼吸运动伪影;②CT图像存在较严重的间质病变。共纳入85例患者,女45例,男40例,年龄14~89岁,中位年龄44岁。依据COVID-19核酸检测结果将患者分为COVID-19组和对照组,其中COVID-19组42例、132份CT图像,对照组43例、79份CT图像。将医院1及医院2的病例作为训练集(128份CT图像,包括COVID-19组的80份CT图像,对照组的48份CT图像,医院3的病例作为验证集(83份CT图像,包括COVID-19组的52份CT图像,对照组的31份CT图像)。

1.2 CT数据采集

CT扫描范围从胸廓入口至肋膈角,于深吸气后屏气启动扫描,CT扫描条件见表1。

表1 3所医院的CT扫描条件

Table 1 CT scanning conditions in 3 hospitals

参数	训练集		验证集
	医院1	医院2	医院3
设备	GE Discovery 750HD	GE Revolution	Siemens Sensation
管电压/kV	120	120	120
管电流	smart mA(NI=10)	smart mA(NI=10)	CareDose4D*
螺距	1.375:1	0.992:1	1.15:1
转速/ $r \cdot s^{-1}$	0.6	0.5	0.5
图像层厚/mm	1.25	1.25	1.25

*参考管电流为100 mAs

1.3 CTIF的评价

参考北美放射学会(Radiological Society of North America, RSNA)、胸部放射学会及美国放射学会发布的COVID-19结构化报告中的CT表现^[9],由两名影像科医生评价以下CT图像特征:GGO左右分布、GGO位置分布、GGO优势分布、GGO数量、GGO类型、GGO形态、小叶核心结节/树芽征、实性结节、气腔实变、淋巴结肿大、胸膜腔积液、支气管壁增厚及小叶间隔增厚。患者核酸检测结果对两名影像科医生设盲,评价结果相背时,由两人共同商议决定,最后构建DNN-CTIF模型。

1.4 CDD提取

采用计算机辅助分析平台“数字肺”(Digital Lung DEXIN, China)中的肺炎模块对胸部CT图像进行分析。该模块通过训练2000例社区获得性肺炎患

者的胸部CT图像获得全卷积神经网络模型,用于自动分割肺炎区域,并计算肺炎体积及其-700~60 HU的CDD,即肺炎-700~60 HU(间隔10 HU)不同密度的体积所占全肺体积的百分比($V_{\text{Pneumonia}}/V_{\text{lung}}$, P/L%),用于构建DNN-CDD模型(图1、图2)。

1.5 统计学方法

数据分析采用R语言(v.3.6.3),以 $P < 0.05$ 为差异具有统计学意义。对服从正态分布且方差齐的连续资料比较采用独立样本 t 检验,否则采用Mann-Whitney U 检验。计数资料比较采用 χ^2 检验或Fisher确切概率法。CDD降维采用弹性网络,经交叉验证确定最优 α 及 λ 值(均为调优参数,用于降维),降维后的特征作为DNN-CDD模型的输入。CTIF以训练集两组差异 $P < 0.1$ 的变量作为输入;采用开源的人工智能平台,即H2O人工智能(基于R),构建DNN-CTIF

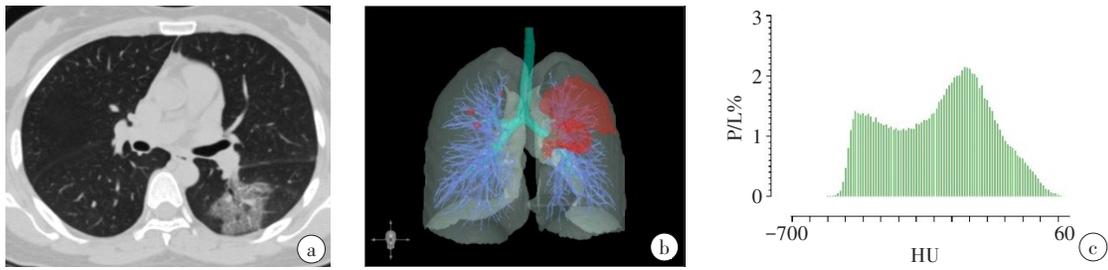


图1 女,37岁,确诊为 COVID-19

Figure 1 A 37-year-old female diagnosed with COVID-19

患者发热 8 d 伴咳嗽,经咽拭子标本核酸检测确诊 COVID-19。a:胸部 CT 示双肺多发不规则 GGO,以左肺为著,于左肺下叶背段见典型的铺路石征,病灶内血管稍增粗,气腔无实变,无胸膜腔积液;b:“数字肺”自动分割的肺炎区域 3D 图像;c:肺炎 CDD

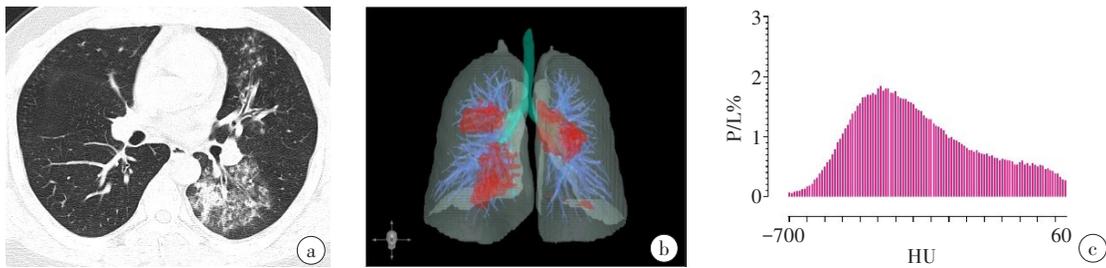


图2 男,30岁,确诊为肺炎支原体肺炎

Figure 2 A 30-year-old male diagnosed with mycoplasma pneumoniae pneumonia

患者发热 2 d 伴咳嗽、咽痛及肌肉酸痛,咽拭子标本 COVID-19 核酸检测 3 次阴性,最终确诊为肺炎支原体肺炎。a:双肺多发斑片状高密度影,并见小片状实变影,小叶中结节/树芽征,支气管壁增厚,气腔无实变;b:“数字肺”自动分割的肺炎区域 3D 图像;c:肺炎 CDD

模型。采用网格搜索优化弹性网络及 DNN 的参数,建模以 Logloss 作为损失函数。采用“pROC”包的 ROC 曲线评价两个模型的诊断性能,采用 Delong 检验比较模型的 AUC,采用决策曲线分析比较模型对患者的净获益情况。

2 结果

2.1 基本资料比较

对照组中的 19 例有病原学证据,其中,11 例为细菌性肺炎(鲍曼不动杆菌感染 3 例、肺炎克雷伯杆菌感染 3 例、大肠埃希菌 2 例、铜绿假单胞菌感染 1 例、金黄色葡萄球菌感染 1 例、流感嗜血杆菌 1 例),3 例肺炎支原体肺炎,5 例病毒性肺炎(4 例甲型流感病毒性肺炎、1 例乙型流感病毒性肺炎)。

COVID-19 组有咽痛(13/42)表现的患者构成比高于对照组(5/43),差异有统计学意义($\chi^2=4.753, P=0.029$);COVID-19 组有疫区旅居史的构成比高于对照组,差异有统计学意义($\chi^2=23.841, P<0.001$)。两组患者的年龄、性别、核酸检测检测次数、发热、咳嗽、肌肉酸痛以及发热至首次 CT 扫描间隔的差异均无统计学意义($P>0.05$),详见表 2。

2.2 DNN-CTIF 模型

2.2.1 训练集及验证集的 CTIF 比较 在训练集, GGO

左右分布、GGO 优势分布、淋巴结肿大及小叶间隔增厚差异均有统计学意义($P<0.05$);其它 CTIF 特征差异均无统计学意义($P>0.05$)。在验证集, GGO 位置分布、淋巴结肿大及小叶间隔增厚差异有统计学意义($P<0.05$);其它 CTIF 特征差异无统计学意义($P>0.05$)。详见表 3。

2.2.2 DNN-CTIF 模型建立 将训练集两组差异 $P<0.1$ 的 7 个 CT 表现作为输入用于 DNN 训练。将网格搜索中 AUC 最高的模型作为最优模型。该模型训练 52 回合后收敛, Logloss 为 0.454。其输入层包含 7 个神经元,即上述 7 个 CT 表现,输入神经元无丢弃;隐藏层为两层,每层分别包含 5 个神经元,激活函数为无丢弃的 Retifier,两个隐藏层平均权重分别为 -0.034 及 -0.127,平均截距为 0.568 及 0.899;输出层包含 2 个神经元,即 COVID-19 及非 COVID-19 的概率,激活函数为 Softmax,该层平均权重为 1.070,平均截距为 0.000 058。

2.3 DNN-CDD 模型

2.3.1 CDD 降维 两组患者肺炎 CDD 热图(图 3)用于可视化两组患者肺炎密度分布差异。CDD 采用弹性网络降维,经网络搜索及交叉验证后,结果表明当 $\alpha=1$ 及 $\lambda=0$ 时模型准确性最高(图 4a)。为使模型更加简洁,进一步交叉验证确定后,最优 λ 为 0.013 151 69 ($\ln\lambda=-4.331$)(图 4b,c)。最终将 76 个特征压缩为 11 个非

表2 两组患者基本资料比较

Table 2 Comparison of general data between two groups

基本资料	COVID-19组(n=42)	对照组(n=43)	P值
年龄[中位数(范围),岁]	43.5(14.0~89.0)	44.0(14.0~86.0)	0.954 ^a
性别[例(%)]			0.443 ^b
女	24(57.1)	21(48.8)	
男	18(42.9)	22(51.2)	
核酸检测次数[中位数(范围),次]	4(1~10)	4(1~6)	0.512 ^a
发热[例(%)]			0.065 ^b
无	5(11.9)	12(27.9)	
有	37(88.1)	31(72.1)	
咳嗽[例(%)]			0.331 ^b
无	20(47.6)	25(58.1)	
有	22(52.4)	18(41.9)	
咽痛[例(%)]			0.029 ^b
无	29(69.0)	38(88.4)	
有	13(31.0)	5(11.6)	
肌肉酸痛[例(%)]			0.713 ^c
无	38(90.5)	40(93.0)	
有	4(9.5)	3(7.0)	
疫区旅居史[例(%)]			<0.001 ^b
无	17(40.5)	39(90.7)	
有	25(59.5)	4(9.3)	
发热至首次CT扫描间隔[中位数(范围),d]	5(1~14)	5(2~10)	0.538 ^a

a为Mann-Whitney U检验;b为卡方检验;c为Fisher's确切概率法

零系数CDD,分别为-580~-571 HU、-570~561 HU、-560~-551 HU、-550~-541 HU、-480~-471 HU、-440~-431 HU、-390~-381 HU、-380~-371 HU、-20~-11 HU、0~9 HU及20~29 HU。

2.3.2 DNN-CDD模型建立 以上述获得的11个CDD作为神经网络输入神经元,在训练集构建DNN模型。经网格搜索生成AUC最高的模型在105回合后收敛,Logloss为0.322。其中输入神经元无丢弃;隐藏层为两层,每层分别包含10个神经元,激活函数为50%丢弃的Relu,两个隐藏层平均权重分别为-0.001及-0.022,平均截距为0.458及0.648;输出层包含2个神经元,即COVID-19及非COVID-19的概率,激活函数为Softmax,该层平均权重为0.897,平均截距为0.005。

2.4 DNN-CDD与DNN-CTIF模型比较

DNN-CDD模型在验证集的AUC大于CTIF模型(表4,图5~图6),差异有统计学意义($Z=1.983$, $P=0.047$)。决策曲线分析结果表明DNN-CDD模型在0.04~1.00概率阈值范围所有患者的净获益程度大于DNN-CTIF模型(图7)。

3 讨论

胸部CT对COVID-19的检测有较高的敏感性,且高于RT-PCR^[7,10],几乎所有肺部病灶CT均易检出。尽管COVID-19具有相对典型的CT表现,如早期出现单侧或双侧胸膜下斑片状GGO,进展期肺炎病灶数目增多、范围增大,实变与GGO共存,重症患者表现为双肺弥漫性病变、多发GGO及“铺路石征”等,但其CT表现仍与其他肺部感染性病变重叠,CT诊断特异性依然不高^[11-14]。因此,RSNA、胸部放射学会及美国放射学会共同发布了COVID-19的胸部CT结构化报告,目的在于规范COVID-19的CT表现的标准化语言,以期减少对CT表现描述的不确定性。本研究参考该结构化报告,将单变量分析时 $P<0.1$ 的变量作为DNN输入,包括COVID-19对GGO描述的左右分布、位置分布、优势分布、形态以及小叶间隔增厚这5个常见表现及淋巴结肿大及支气管壁增厚这2个少见表现^[15-17]。最终构建的DNN-CTIF模型在训练集表现出较高的AUC,在训练集及验证集采用相同的阈值时均具有较高的特异性。

表3 训练集及验证集的CT表现比较[例(%)]
Table 3 CT performance comparison of training set and validation set [cases (%)]

CT影像特征	训练集			验证集		
	COVID-19组(n=80)	对照组(n=48)	P值	COVID-19组(n=52)	对照组(n=31)	P值
GGO左右分布			0.013			0.267
右	4(5.0)	8(16.7)		5(9.6)	7(22.6)	
左	11(13.75)	12(25.0)		12(23.1)	6(19.4)	
双侧	65(81.25)	28(58.3)		35(67.3)	18(58.1)	
GGO位置分布			0.059			0.007
外周	49(61.25)	26(54.2)		26(50.0)	10(32.3)	
中央	1(1.25)	5(10.4)		1(1.9)	7(22.6)	
散在	30(37.5)	17(35.4)		25(48.1)	14(45.2)	
GGO优势分布			0.002			0.378
上肺野	7(8.75)	16(33.3)		10(19.2)	9(29.0)	
中肺野	6(7.5)	2(4.2)		5(9.6)	1(3.2)	
下肺野	67(83.75)	30(62.5)		37(71.2)	21(67.7)	
数量			0.295			0.082
单发	11(13.75)	10(20.8)		7(13.5)	9(29.0)	
多发	69(86.25)	38(79.2)		45(86.5)	22(71.0)	
类型			0.762			0.336
纯GGO	29(36.25)	20(41.6)		14(26.9)	9(29.0)	
铺路石征	28(35)	14(29.2)		23(44.2)	9(29.0)	
伴有实变	23(28.75)	14(29.2)		15(28.8)	13(41.9)	
形态			0.078			0.158
不规则	64(80.0)	44(91.7)		43(82.7)	29(93.5)	
类圆形	16(20.0)	4(8.3)		9(17.3)	2(6.5)	
小叶核心结节/树芽征			0.108			0.989
无	74(92.5)	40(83.3)		42(80.8)	25(80.6)	
有	6(7.5)	8(16.7)		10(19.2)	6(19.4)	
实性结节			0.192			0.085
无	74(92.5)	47(97.9)		44(84.6)	30(96.8)	
有	6(7.5)	1(2.1)		8(15.4)	1(3.2)	
气腔实变			0.175			0.884
无	77(96.25)	48(100.0)		50(96.2)	30(96.8)	
有	3(3.75)	0(0.0)		2(3.8)	1(3.2)	
淋巴结肿大			<0.001			0.011
无	61(76.25)	22(45.8)		38(73.1)	14(45.2)	
有	19(23.75)	26(54.2)		14(26.9)	17(54.8)	
胸膜腔积液			0.131			0.111
无	78(97.5)	44(91.7)		51(98.1)	28(90.3)	
有	2(2.5)	4(8.3)		1(1.9)	3(9.7)	
支气管壁增厚			0.059			0.054
无	75(93.75)	40(83.3)		49(94.2)	25(80.6)	
有	5(6.25)	8(16.7)		3(5.8)	6(19.4)	
小叶间隔增厚			0.003			0.006
无	36(45.0)	9(18.75)		24(46.2)	5(16.1)	
有	44(55.0)	39(81.25)		28(53.8)	26(83.9)	

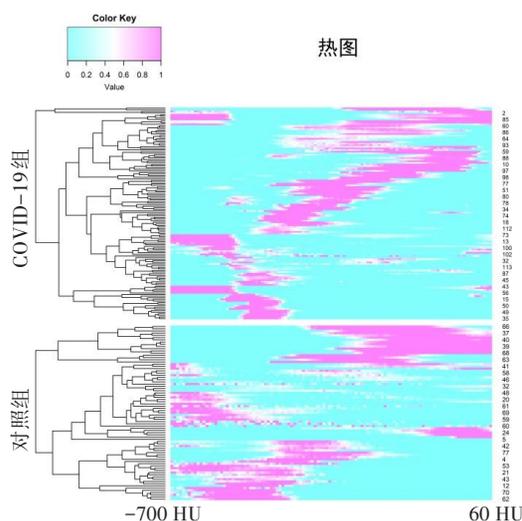
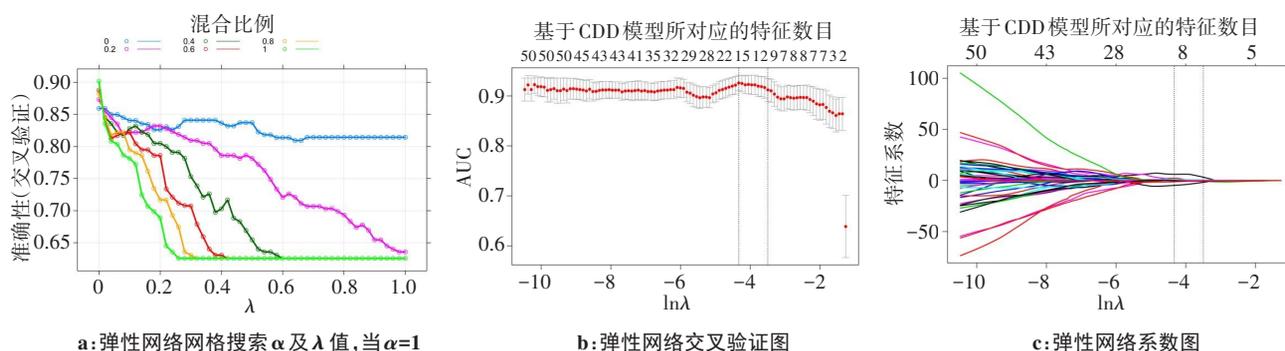


图3 两组患者肺炎CDD热图

Figure 3 CDD heat map of pneumonia in two groups

肺炎作为一种弥漫性病变,采用传统半定量的分析方法存在一定局限性^[18-20]。定量CT软件系统可进行肺部病变范围的自动分割、自动定量,并能对比病变动态变化过程^[21-22]。本研究通过定量CT软件系统的肺炎模块自动提取了肺炎的CDD。在弹性网络及DNN参数优化中均采用了网格搜索,主要思想是在搜索范围内遍历所有参数组合来确定最优参数,一般采用较大的搜索范围以及较小的步长来确定全局最优值。在弹性网络中,网格搜索确定了最优 α 及 λ 值。在DNN中采用网格搜索确定DNN结构。最终获得的DNN-CDD模型在训练集、验证集鉴别两种病变均具有较高的诊断性能,尤其验证集的AUC高于DNN-CTIF模型,差异有统计学意义($P<0.05$)。决策曲线表明DNN-CDD模型在较大范围内优于DNN-CTIF



a:弹性网络网格搜索 α 及 λ 值,当 $\alpha=1$ 及 $\lambda=0$ 时模型准确性最高

b:弹性网络交叉验证图

c:弹性网络系数图

图4 弹性网络降维过程

Figure 4 Dimensionality reduction by elastic network

图4b及c中竖虚线分别为经交叉验证确定的最小 λ ,最终将特征数目压缩至11个

表4 DNN-CTIF模型和DNN-CDD模型的性能比较

Table 4 Comparison of diagnostic performances between DNN-CTIF model and DNN-CDD model

模型	数据集	AUC(95%CI)	阈值	敏感性/%	特异性/%
DNN-CTIF	训练集	0.927(0.882-0.972)	0.612	80.00	93.75
	验证集	0.829(0.738-0.919)	0.612	71.15	93.55
DNN-CDD	训练集	0.965(0.934-0.996)	0.621	87.50	93.75
	验证集	0.929(0.873-0.986)	0.621	84.62	96.77

阈值即DNN输出概率的截断点,大于该阈值被认为是COVID-19组,否则为对照组

模型。表明DNN-CDD模型有更优越的性能,可以使更多患者净获益。目前已有研究采用深度学习技术构建检测COVID-19的三维卷积神经网络模型,在COVID-19、社区获得性肺炎以及非肺炎人群的胸部CT图像中均具有较高的敏感性及特异性,表明深度学习技术在肺炎图像分割及分类方面有巨大应用

潜力^[23-25]。

文献[26]报道COVID-19普遍易感,各年龄段均可累及,大多患者在30~79岁之间。本研究患者年龄范围在14~89岁,两组患者的年龄分布类似,差异无统计学意义($P<0.05$)。COVID-19组及对照组患者构成比较高的临床症状有发热、咳嗽及咽痛,仅

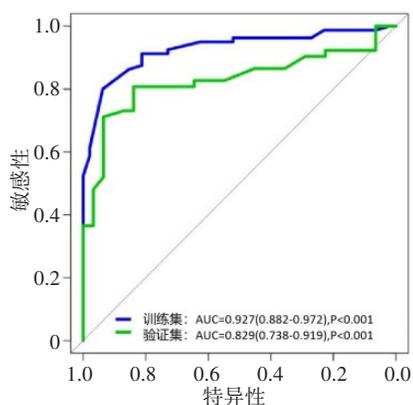


图5 DNN-CTIF模型的ROC曲线
Figure 5 ROC curve of DNN-CTIF model

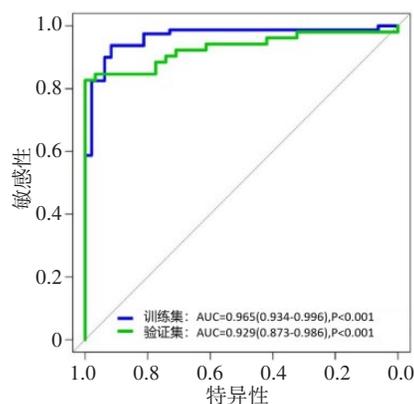


图6 DNN-CDD模型的ROC曲线
Figure 6 ROC curve of DNN-CDD model

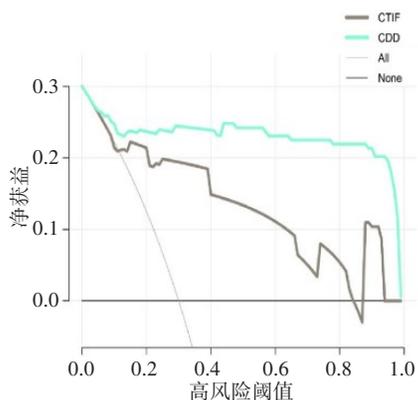


图7 CTIF和CDD模型的决策曲线

Figure 7 Decision curve of DNN-CTIF and DNN-CDD models

ALL表示将所有患者认为是阳性(本文是COVID-19组),None表示将所有患者认为是阴性(本文是对照组)

COVID-19组咽痛的构成比高于对照组,差异有统计学意义($P>0.05$)。肌肉酸痛的构成比在两组均较低($<10%$)。疫区是指在COVID-19爆发地所在的省份,本研究COVID-19组有疫区史的患者构成比高达59.5%,表明疫区仍是COVID-19病例的主要传染源。文献[27]报道COVID-19患者与SARS类似,胸膜腔积液出现比

例较低,而本研究中两组患者出现胸膜腔积液的构成比均较小,差异无统计学意义($P>0.05$)。

本研究不足之处:①两组患者CT扫描设备不同,CDD计算时可能存在误差,故本研究只纳入了1.25 mm的薄层CT图像,尽可能地控制误差;②本研究中所纳入病例来自3家不同医院,部分患者实验室检查及临床信息不完整。

综上所述,DNN-CTIF模型与DNN-CDD模型对于COVID-19均具有较好的诊断性能,其中DNN-CDD模型优于DNN-CTIF模型,有助于快速筛选COVID-19患者。

【参考文献】

- [1] Guan WJ, Zhong NS. Clinical characteristics of Covid-19 in China reply[J]. N Engl J Med, 2020, 382(19): 1861-1862.
- [2] Zavascki AP, Falci DR. Clinical characteristics of Covid-19 in China [J]. N Engl J Med, 2020, 382(19): 1859.
- [3] Zhao W, Zhong Z, Xie X, et al. CT scans of patients with 2019 novel coronavirus (COVID-19) pneumonia[J]. Theranostics, 2020, 10(10): 4606-4613.
- [4] Yoon SH, Lee KH, Kim JY, et al. Chest radiographic and CT findings of the 2019 novel coronavirus disease (COVID-19): analysis of nine patients treated in Korea[J]. Korean J Radiol, 2020, 21(4): 494-500.
- [5] Lei J, Li J, Li X, et al. CT imaging of the 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) pneumonia[J]. Radiology, 2020, 295(1): 18.
- [6] Franquet T. Imaging of pulmonary viral pneumonia[J]. Radiology, 2011, 260(1): 18-39.
- [7] Xie X, Zhong Z, Zhao W, et al. Chest CT for typical 2019-nCoV pneumonia: relationship to negative RT-PCR testing[J]. Radiology, 2020, 296(2): E41-E45.
- [8] McBee MP, Awan OA, Colucci AT, et al. Deep learning in radiology [J]. Acad Radiol, 2018, 25(11): 1472-1480.
- [9] Simpson S, Kay FU, Abbara S, et al. Radiological Society of North America expert consensus statement on reporting chest CT findings related to COVID-19. Endorsed by the Society of Thoracic Radiology, the American College of Radiology, and RSNA-Secondary Publication [J]. J Thorac Imaging, 2020, 35(4): 219-227.
- [10] Fang Y, Zhang H, Xie J, et al. Sensitivity of chest CT for COVID-19: comparison to RT-PCR[J]. Radiology, 2020, 296(2): E115-E117.
- [11] 管汉雄,熊颖,申楠茜,等. 新型冠状病毒肺炎(COVID-19)临床影像学特征[J]. 放射学实践, 2020, 35(2): 125-130.
- [11] Guan HX, Xiong Y, Shen NQ, et al. Corona virus disease 2019 (COVID-19) clinical imaging features [J]. Radiology Practice, 2020, 35(2): 125-130.
- [12] Bernheim A, Mei X, Huang M, et al. Chest CT findings in coronavirus disease-19 (COVID-19): relationship to duration of infection [J]. Radiology, 2020, 295(3): 200463.
- [13] Pan F, Ye T, Sun P, et al. Time course of lung changes of chest ct during recovery from 2019 novel coronavirus (COVID-19) pneumonia[J]. Radiology, 2020, 295(3): 715-721.
- [14] Zu ZY, Jiang MD, Xu PP, et al. Coronavirus disease 2019 (COVID-19): a perspective from China[J]. Radiology, 2020, 296(2): E15-E25.
- [15] Shi H, Han X, Jiang N, et al. Radiological findings from 81 patients with COVID-19 pneumonia in Wuhan, China: a descriptive study[J]. Lancet Infect Dis, 2020, 20(4): 425-434.
- [16] Ai T, Yang Z, Hou H, et al. Correlation of chest CT and RT-PCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases[J]. Radiology, 2020, 296(2): E32-E40.
- [17] Xu Z, Shi L, Wang Y, et al. Pathological findings of COVID-19 associated with acute respiratory distress syndrome[J]. Lancet Respir Med, 2020, 8(4): 420-422.
- [18] Liu R, Lei C, Liao X, et al. Semi-quantitative analysis for the dynamic chest CT imaging features from onset to recovery in severe and critical COVID-19[J]. Radiol Infect Dis, 2020, 7(3): 114-122.

- [19] Leger T, Jacquier A, Barral PA, et al. Low-dose chest CT for diagnosing and assessing the extent of lung involvement of SARS-CoV-2 pneumonia using a semi quantitative score [J]. PLoS One, 2020, 15(11): e0241407.
- [20] 廖翔, 王智, 雷超奇, 等. 国医大师刘志明辨证施治重型与危重型新型冠状病毒肺炎的CT动态变化半定量分析[J]. 中国中西医结合影像学杂志, 2020, 18(4): 321-324.
Liao X, Wang Z, Lei CQ, et al. Semi-quantitative analysis of CT imaging dynamic changes to the curative effect of treatment based on disease differentiation to severe and critical COVID-19 patients by Chinese Medicine Master Dr. LIU Zhiming [J]. Chinese Imaging Journal of integrated Traditional and Western Medicine, 2020, 18(4): 321-324.
- [21] Liu F, Zhang Q, Huang C, et al. CT quantification of pneumonia lesions in early days predicts progression to severe illness in a cohort of COVID-19 patients [J]. Theranostics, 2020, 10(12): 5613-5622.
- [22] Li L, Qin L, Xu Z, et al. Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT [J]. Radiology, 2020, 296(2): 200905.
- [23] 韩冬, 于勇, 贺太平, 等. 基于密度分布特征及机器学习诊断COVID-19相关性肺炎[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(3): 387-391.
- Han D, Yu Y, He TP, et al. Diagnosis of COVID-19 associated pneumonia based on density distribution features and machine learning [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(3): 387-391.
- [24] Li Z, Zhong Z, Li Y, et al. From community-acquired pneumonia to COVID-19: a deep learning-based method for quantitative analysis of COVID-19 on thick-section CT scans [J]. Eur Radiol, 2020, 30(12): 6828-6837.
- [25] Kim YG, Kim K, Wu D, et al. Deep learning-based four-region lung segmentation in chest radiography for COVID-19 diagnosis [J]. Diagnostics, 2022, 12(1): 101-112.
- [26] Wu Z, McGoogan JM. Characteristics of and important lessons from the coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in China: summary of a report of 72314 cases from the Chinese Center for Disease Control and Prevention [J]. JAMA, 2020, 323(13): 1239-1242.
- [27] Chung M, Bernheim A, Mei X, et al. CT Imaging features of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) [J]. Radiology, 2020, 295(1): 202-207.
(编辑:谭斯允)