

中图分类号: TP317.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)10-2142-09

论文引用格式: Kang B, Guo J, Wang S, Xu B and Meng X F. 2020. Supercomputing-supported COVID-19 CT image comprehensive analysis assistant system. Journal of Image and Graphics 25(10): 2142-2150(康波, 郭佳, 王帅, 徐波, 孟祥飞. 2020. 超级计算支撑的新冠肺炎 CT 影像综合分析辅助系统应用. 中国图象图形学报 25(10): 2142-2150 [DOI: 10.11834/jig.200239])

超级计算支撑的新冠肺炎 CT 影像综合分析辅助系统应用

康波^{1,2}, 郭佳², 王帅³, 徐波³, 孟祥飞²

1. 天津大学智能与计算学部, 天津 300350; 2. 国家超级计算天津中心, 天津 300457;
3. 天津医科大学附属肿瘤医院, 天津 300060

摘要: 目的 新冠肺炎(COVID-19)已经成为全球大流行疾病,在全球范围数百万人确诊。基于计算机断层扫描(computed tomography, CT)数据的影像学分析是临床诊断的重要手段。为了实现快速高效高精度地检测,提出了一种超级计算支撑的新冠肺炎 CT 影像综合分析辅助系统构建方法。方法 系统整个处理流程依次包括输入处理模块、预处理模块、影像学分析子系统和人工智能(artificial intelligence, AI)分析子系统 4 部分。其中影像学分析子系统通过分析肺实变、磨玻璃影和铺路石等影像学典型特征检测是否有肺炎和典型新冠肺炎特征,给出肺炎影像分析结论;AI 分析子系统通过构建深度学习模型来区分普通病毒肺炎与新冠肺炎,增加肺炎的筛查甄别能力。结果 系统发布以来,持续稳定地为国内外超过三十家医院与一百多家科研机构提供了新冠肺炎辅助诊断服务和科研支撑,为抗击疫情提供重要支撑。结论 本文提出的超级计算支撑的新冠肺炎 CT 影像综合分析辅助系统构建方法,取得了应用效果,是一种有效实现快速部署服务、对突发疫情提供高效支撑的服务方式。
关键词: 新冠肺炎(COVID-19); CT 影像; 辅助诊断; 人工智能; 超级计算

Supercomputing-supported COVID-19 CT image comprehensive analysis assistant system

Kang Bo^{1,2}, Guo Jia², Wang Shuai³, Xu Bo³, Meng Xiangfei²

1. College of Intelligence and Computing, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 2. National Supercomputer Center in Tianjin, Tianjin 300457, China; 3. Tianjin Medical University Cancer Institute and Hospital, Tianjin 300060, China

Abstract: **Objective** The Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) has become a global pandemic, causing millions of people to be infected worldwide. Imaging analysis based on computed tomography (CT) data is an important means of clinical diagnosis. A supercomputing-supported method is proposed for the construction of a new comprehensive CT analysis auxiliary system dealing with pneumonia. **Method** The system consists of four parts: input processing module, preprocessing module, imaging analysis subsystem, and artificial intelligence (AI) analysis subsystem. Among the four parts, the imaging analysis subsystem detects the pneumonia features, distinguishes typical new coronary pneumonia by analyzing the typical imaging features, such as lung consolidation, ground-glass opacities, and crazy-paving pattern, and then comes to a conclusion of pneumonia. The AI analysis subsystem uses a deep learning model to classify typical viral pneumonia and COVID-19, which enhances the screening ability of pneumonia. Convolutional neural network is widely used as an effective algorithm for medical image analysis, particularly in image classification. It is also widely utilized in the CT image screen-

收稿日期: 2020-05-31; 修回日期: 2020-07-12; 预印本日期: 2020-07-19

ing and has achieved good results , which has attracted the attention of domestic and foreign scholars and industry. The sea-sonable result derived from deep learning relies largely on the number and quality of training samples. Given the lack of training samples , the system selects transfer learning as the technical direction for model construction. Considering the quick response to the epidemic , the quality of easy maintenance and dynamic system updating is required. Thus , after com-paring and analyzing the performance and classification effect indexes of many common image classification models , we build a transfer learning neural network model on the basis of inception. The entire neural network can be roughly divided into two parts: the first part uses a pre-trained inception network; the role of which is to convert image data into a one-dimensional feature vector. The second part uses a fully connected network to improve classification prediction. The imaging analysis method analyzes the image features of COVID-19 , extracts the pneumonia feature areas , and carries out semantic analysis to achieve the delineation of the pneumonia target area. Simultaneously , the typical imaging characteristics of COVID-19 (such as ground glass shadow , infiltration shadow , and lung consolidation) are targeted. With regard to the pneumonia target area , a multi-level dynamic threshold segmentation is first used to determine the minimum lung tissue area (rectangular region of interest (ROI)) . The extraction of the lung tissue area is designed as a normal workflow. For each ROI , pixel statistics , threshold segmentation , regional dissolution and expansion , and abnormal proofreading are used to obtain the pneumonia target area. Aiming at the relationship between the sizes of the pneumonia target area , a logical filter is established to detect the segmented distribution features and spatial relationship with the outer contour of the lung. Then , based on the characteristic relationship of typical new coronary pneumonia , the typical characteristics of new coronary pneu-monia are outlined. The entire comprehensive analysis platform is built on the basis of the Tianhe artificial intelligence innovation-integrated platform. The Tianhe artificial intelligence innovation-integrated platform is based on the hardware fusion supporting the environment of Tianhe supercomputing , cloud computing , and big data , upon which realizes the exist-ing mainstream deep learning framework. It is highly encapsulated with the processing model algorithm , forming a visual interactive template development environment covering multiple links such as data loading , model construction , training , verification , and solidified deployment. As a service on this supporting platform , CT image comprehensive analysis AI aux-iliary system has access to the computing resources , data resources , and external service capabilities of the platform and finally achieves the rapid integration and dynamic update of the system during the pandemic. **Result** After its release , the system has continuously and steadily provided new COVID-19 auxiliary diagnostic services and scientific research support for more than 30 hospitals and more than 100 scientific research institutions at home and abroad , providing important sup-port for combating the epidemic. **Conclusion** The supercomputing-supported new coronary pneumonia CT image comprehen-sive analysis auxiliary system construction method proposed in this paper has achieved important application on diagnosis and research. It is an effective way to achieve rapid deployment services and provide efficient support for emergencies. The system applies artificial intelligence technology using CT imaging to screen for COVID-19. By applying artificial intelligence to the screening of COVID-19 with pneumonia and giving reference opinions for auxiliary diagnosis , the marking and area statistics of the inflammatory regions are improved. The system achieves the combination of artificial intelligence traditional machine vision and deep learning technology to distinguish COVID-19 by using CT images. The combined route of viral pneumonitis feature extraction based on traditional machine vision and the COVID-19 image classification based on artificial intelligence technology has achieved a comprehensive analysis of medical image features and COVID-19 screening. The fast implementation mode of the fusion platform scenario is based on computing power and data support. Relying on the Tianhe artificial intelligence innovation-integrated service platform , the platform supports intelligent frontier innovation on the basis of computing power and data , implements an open model of simultaneous research and application , and has a multi-industry training resource model library and large-scale distributed training sources. With regard to rapid deployment and other serv-ice capabilities , this comprehensive analysis system is also the first public COVID-19 AI-assisted diagnostic system deployed online. Analysis based directly on digital imaging and communications in medicine (DICOM) data and video data will effectively improve the analysis efficiency , but it will involve data ethics and security-related issues; however , it is the developing direction that needs to be resolved in the future.

Key words: Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) ; computed tomography (CT) imaging; auxiliary diagnosis; artificial intelligence (AI) ; supercomputing

0 引言

2020 年开始爆发的新冠肺炎(COVID-19)已经成为全球大流行病,遍及全球 211 个国家和地区,造成中国超过 8 万、全球超过 600 万人感染(截至 2020 年 5 月 31 日数据)。同时,根据世界卫生组织的统计,在完全没有免疫力的人群中,感染者将向其他人传播病毒的平均人数(病毒繁殖数, R_0) 达到 3.77,若无医学干预,该疾病将迅速传播。

肺部(computed tomography, CT)图像是新冠肺炎筛查的主要依据之一。在国家卫生健康委员会发布的历版《新型冠状病毒感染的肺炎诊疗方案》均提出把临床症状、流行病学史、肺部病变影像学表现以及病原学检测作为诊断疑似病例的依据。具体影像学特征包括:早期呈现多发小斑片影及间质改变,以肺外带明显。进而发展为双肺多发磨玻璃影、浸润影,严重者可出现肺实变,胸腔积液少见。在 2020 年 2 月 18 日发布的《新型冠状病毒肺炎诊疗方案(试行第六版)》中进一步把影像学表现作为确诊临床分型的依据之一。

虽然典型的 CT 图像有助于早期筛查疑似病例,但新冠肺炎与其他病毒性肺炎及机化性肺炎、嗜酸性肺炎在影像学表现上仍存在一定的相似性,影像科医生肉眼直接鉴别较为困难(Ai 等 2020)。人工智能特别是深度学习在医疗影像研究中得到了广泛的应用。以卷积神经网络为代表的相关深度学习算法被广泛应用于医学影像处理相关方向中,并在近些年取得重要进展,是解决此类问题的重要手段(Ronneberger 等 2015)。同时,辅助诊断过程中的可解释性也是医疗活动中考虑的重要方面,基于计算机视觉的显式图像学分析方法,由于其设计处理过程透明、实现便捷,也具有重要的应用意义(Zhao 等 2005)。

因此,构建一个综合系统解决上述问题,需要能够实现基于图像分割算法的肺炎图像学分析模型,以及基于深度学习的新冠肺炎 CT 影像筛查模型,为医生诊断提供参考。

在疫情期间,应用服务的快速部署至关重要。由于新冠病毒的高传染性,导致疫情期间医院、科研院所都处于隔离或封闭状态。采用传统的线下部署方式变得十分困难同时效率较低。因此,基于融合

基础软件设施的公共线上服务成为解决该问题的有效方式。

1 系统整体设计

系统整体采用天河人工智能平台研发环境做支撑,用户通过该平台进入新冠肺炎 CT 影像综合分析 AI 辅助系统,上传 CT 影像数据,激发辅助系统处理流程。整个处理流程依次包括输入处理模块、预处理模块、影像学分析子系统和 AI 分析子系统 4 部分,其中两个子系统是辅助系统的核心组成部分。影像学分析子系统通过分析肺实变、磨玻璃影和铺路石等影像学典型特征检测是否有肺炎和典型新冠肺炎特征,给出肺炎影像分析结论;AI 分析子系统通过构建深度学习模型来区分普通病毒肺炎与新冠肺炎,增加新冠肺炎的筛查甄别能力(如图 1 所示)。

2 智能辅助诊断模型构建

2.1 多源数据处理

疫情情况下,实现安全无接触的快速部署方式是将算法组合工具化的基本考量。其中,数据入口是重要环节。新冠疫情爆发后,由于政策、网络和场景的差异,不同地区、不同机构以及不同科室部门可使用、可分析的数据不尽相同。高质量的 DICOM (digital imaging and communications in medicine) 数据保留了 HU(Hounsfield unit)等 CT 数据的原始信息,可反映的细节非常丰富,但数据存储体量较大,难以实现数据的传输与解析。视频数据记录整个 CT 从顶到底的变化过程,也基本反映了医生 CT 翻阅诊断的操作过程,但诊断过程多聚焦于特定的特征帧进行分析。基于图像的分析是医生 CT 诊断的重要形式,也是通用形式。

在经过综合推演比对(表 1),系统选择图像作为输入数据的入口,这也是综合了隐私保护、分析效率等多因素以后的一种权衡形式。

针对图像识别而言,不同的光线、方位以及视野都会影响识别效率。一般而言,包含肺的清晰最小外接水平矩形是理论效果最好的方式(如图 2 所示)。在疫情爆发初期,新冠样本较少,保证样本除特征本身以外干扰越少,越利于构建形成分析效果

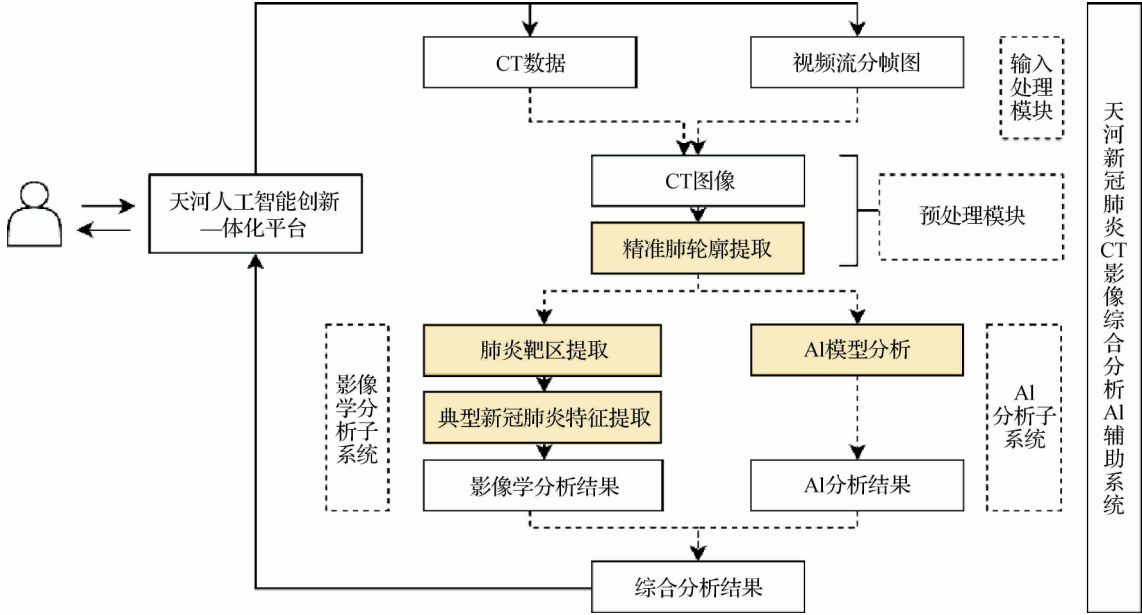


图 1 新冠肺炎 CT 影像综合分析辅助系统流程图

Fig. 1 Workflow of comprehensive analysis assistant system for CT image of COVID-19

表 1 不同类型图像输入格式对比

Table 1 Data features comparison of different images formats

数据格式	特征载体	尺寸	大小	隐私伦理保护	噪音大小	操作效率
DICOM 格式	HU 值,范围通常在 $0 \sim 10^3$ 之间,特征表现细致	固定 512×512 像素	一般在 500 MB \sim 2 GB	记录有患者敏感信息,传输会泄露患者隐私	无或非常小	低
视频	灰度值,范围在 $0 \sim 255$ 之间	取决于录制尺寸	取决于录制分辨率、格式与时长,一般 < 500 MB	记录有患者敏感信息,可做脱敏处理隐患者隐私,但操作难度非常大	受录制时光线、方位等影响	低
图像	灰度值,通常在 $0 \sim 255$ 的特征表现范围	取决于拍照尺寸	取决于拍照分辨率、格式,一般 < 10 MB	无患者敏感信息,传输安全	受拍照时光线、方位等影响	高

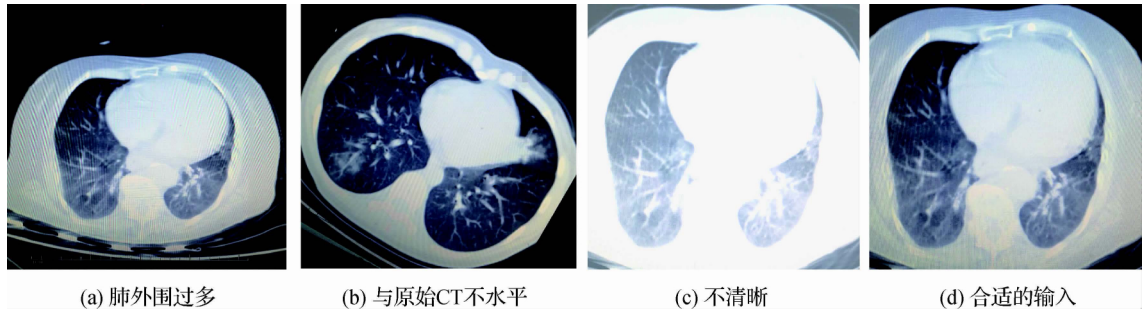


图 2 针对图像输入质量的要求示例

Fig. 2 Demonstration of quality control on the input image

((a) too much background; (b) not parallel to original CT slide; (c) not clear; (d) suitable image)

较好的模型 因此针对样本的格式、规范等做出分析前的约束 ,可以减少技术处理(如旋转、裁剪、分割

和增广等) 的投入与实现难度。

从 CT 原始数据开始 经过导出、转录、分帧、拍

照等方式获得图像格式数据。经过数据获取与预处理流程后,得到单幅图像(如图3所示)。图像筛选将由临床医生参与,分析其作为输入用于筛查新冠肺炎是否具备代表性。根据分析,每例患者可以采用不同部位多幅影像数据进行分析,以尽可能获得利用 DICOM 原始数据开展 3D 综合分析的效果。

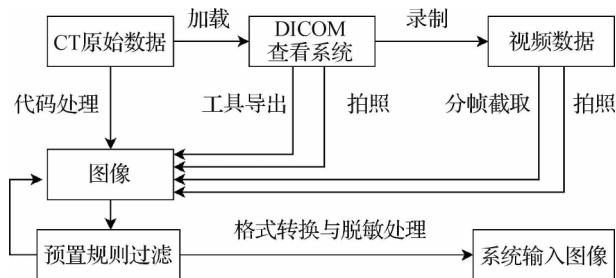


图3 数据获取与预处理流程

Fig. 3 Workflow of data acquisition and preprocessing

2.2 基于深度学习的新冠肺炎 CT 影像筛查模型

卷积神经网络是医学影像分析,尤其是图像分类的有效算法,在新冠 CT 影像筛查中同样得到了广泛应用(Shen 等,2020; Wang 等,2020; Li 等,2020; Song 等,2020; Zheng 等,2020; Kang 等,2020; Han 等,2020),并分别取得了不错的效果,得到国内外学者和行业的关注。

深度学习效果很大程度取决于训练样本数量与质量。基于本次训练样本数量不足的特点,项目选择迁移学习作为模型构建的技术方向。考虑到应对疫情的时效性与系统易维护、易更新的要求,对比分析了多种常用图像分类模型的性能和分类效果指标之后,选择基于 Inception 构建迁移学习神经网络模型。整个神经网络大体可以分为两部分:第1部分采用预训练的 Inception 网络,作用是将图像数据转换为1维特征向量;第2部分采用全连接网络,主要用于分类预测。相关算法介绍可参考相关报道(Wang 等,2020)。

得益于系统的服务模式,相关模型基于服务器可实现动态更新(如图4所示)。优化的迁移学习模型经过训练后,在内部验证数据集上总准确率为89.5%,特异性为87%,敏感性为88%,在外部验证数据集上总准确率为79.3%,特异性为67%,敏感性为83%。这些观察结果表明了利用深度学习方法能够进行新冠肺炎疑似病例 CT 图像的鉴别筛查。

通过临床试用后在模型构建稳定的前提下,本文将前期所搭建的辅助诊断模型平台向各个新冠肺炎诊治定点医院和发热门诊开放,首先开展面向前期新冠肺炎疑似病例 CT 图像的回顾性分析,通过排查的准确率评估临床试用的效果和可行性。在此基础上,验证过程中的数据也将不断纳入训练集中,从而不断优化辅助诊断模型,在多次迭代过程中,模型具备较好的优化表现。如图4所示,随着样本的更新和数据预处理流程的完善,优化模型准确率呈现逐渐提升趋势。

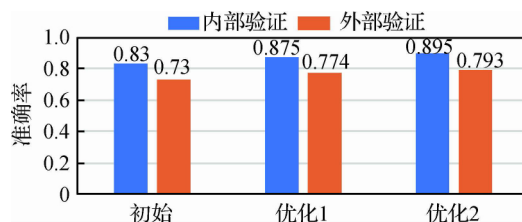


图4 基于动态改进的模型准确率趋势

Fig. 4 Model accuracy trends based on continuous improvement

2.3 基于图像分割的影像学分析模型

系统采用显式的算法提取,目的是增加影像学分析的可解释性。U-Net 等分割算法在医学影像分割方面取得了巨大成功,但深度学习结果与输入数据之间因果关系的可解释性不是很直观。显式的算法过程设计,可以比较清晰地表达数据处理的流程,在肺炎刻画中可以较好地起到辅助作用。

影像学分析方法通过对新冠肺炎影像学特征进行分析,提取肺炎特征区域,并开展语义分析,实现肺炎靶区的勾画。同时,针对新冠肺炎典型的影像学表现特征(磨玻璃影、浸润影以及肺实变等),在肺炎靶区方面,首先采用多级动态阈值分割,确定最小肺组织区域(矩形感兴趣区(region of interest, ROI)),肺组织区域提取过程如图5所示。针对 ROI,采用像素统计、阈值分割、区域溶蚀膨胀处理和异常校对等流程,得到肺炎靶区。针对肺炎靶区大小规模、分布形态以及与肺外沿轮廓空间关系,建立典型新冠肺炎特征关系式,最后实现新冠肺炎典型特征的勾画。

对于肺组织区域提取,过去已经有比较成熟的方法(Brown 等,1998),通过设置阈值进行分割处理。针对图像而言,虽然可以通过标准化处理,把灰度值范围统一到0~255的范围,但图像的亮度、对比度仍有较大差异,因此需要采用动态阈值进行分

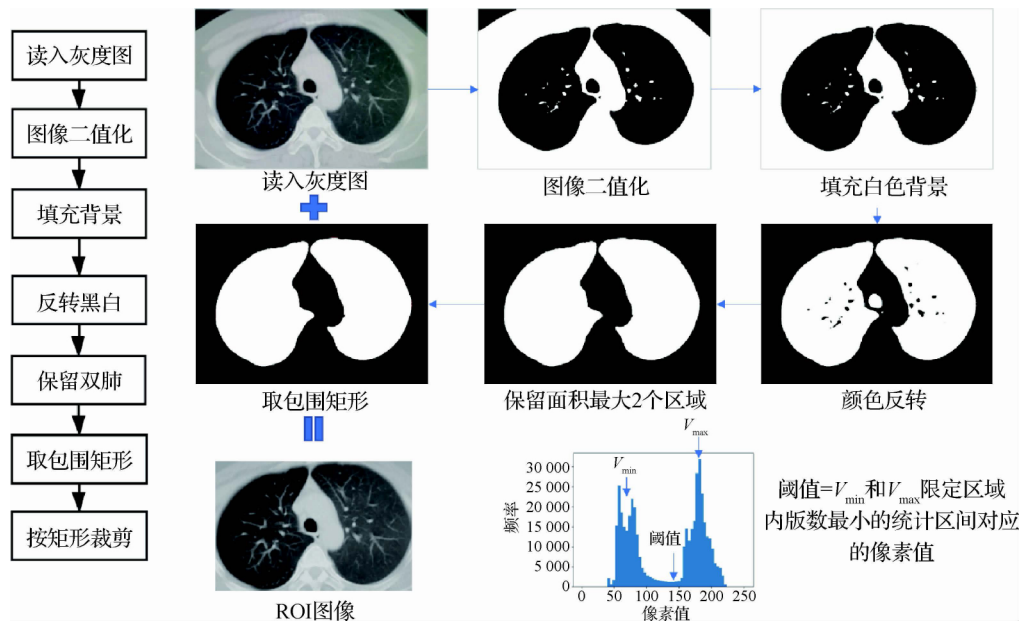


图5 基于图像分割的肺组织区域提取流程

Fig. 5 Lung tissue region extraction process based on image segmentation

割。参照最大类间方差 (OTSU) 算法,并经过简化,动态阈值 V 需满足: $V = 0.5 \times (V_{ml} + V_{mr})$, 其中 m 满足 $N_m = \min(N_i)$, N_i 代表第 i 个直方统计图统计区间内像素的频数, i 满足 $V_{min} \leq i \leq V_{max}$, V_{ml} 为第 m 个区间左侧对应数值, V_{mr} 为右侧对应数值, V_{min} 和 V_{max} 分别在 $0 \sim 255$ 间指定,比如设置为 $50, 200$, 以动态消除黑白背景的影响。最后,取像素点值小于 V 的区域为肺组织区域。

通过提取肺组织区域,进而以肺组织区域所在的最小外接矩形为单元,形成输入数据范围,可以最大限度地降低其他背景区域对肺炎分析工作的影响。

对肺炎分析的影像学分析流程分为两部分。一部分是肺炎区域的分割提取(图5),肺炎区域的提取首先利用前述肺炎组织提取算法,获得肺实质部分。然后以肺实质部分作为输入,通过多级阈值的动态过滤方法对肺实质进行动态阈值分割(方法同上),实现对肺炎区域的圈定。主要实现流程包括:

1) 确定动态阈值范围,其算法与肺组织区域提取相同。

2) 离散区域融合。针对肺炎区域的提取,由于图像分辨率、自身成像和血管等影响,会有较多的离散小区域。通过加入“膨胀—溶蚀”循环操作,可以根据分析需要,保证输出肺炎的空间连续性,较好地反映肺炎影像学形态。膨胀操作包括两个步骤:

(1) 提取离散小区域的边界多边形; (2) 以多边形中心向外,从边界处开始空间增长延伸,实现对离散区域的融合和内部空洞区域的填充。溶蚀操作为反操作,同样包括两个步骤: (1) 提取离散小区域的边界多边形; (2) 以多边形中心向内,从边界处开始空间收缩,实现对由于膨胀导致的空间外延增大区域的消除。由于接近于临床医生或放射科医生进行肺炎识别的模式,这种显式肺炎提取的分割算法,具有较好的解释性和动态修改性。

另一部分是新冠肺炎特征区域的分割提取(如图6所示)。由于新冠肺炎典型的影像学特征是新冠肺炎识别的重要标志,因此显式地在图像上分割出该区域,亦能为医生辅助诊断提供参考。这些比较明显的特征包括:铺路石征、双肺多发磨玻璃影、浸润影和肺实变等。从影像学角度,可将特征分为空间特征描述与颜色特征描述。以分布于肺轮廓中底部外缘“铺路石”特征为例,可以通过空间不同属性分割结果的空间操作获取,其中新冠肺炎区域 A_{cov} 可表示为: $A_{cov} = f(s(A_b - A_o))$, 其中 A_b 为阈值分割的肺轮廓, A_o 为溶蚀膨胀后肺轮廓的包围面区域, s 为离散器,即把分割结果离散成空间上独立的块体, f 为空间约束过滤器, f 约束了分割得到的区域与肺轮廓的空间接触关系,针对铺路石肺炎块体 x ,其轮廓 x 与肺组织轮廓 A_o 的空间接触距离 $d < D$

(D 为设定距离) 且 x 轮廓中心点高度(c_y) 小于肺轮廓中心点高度($y(A_o)$) 即 $c_y < y(A_o)$ 时, $f_x = 1$, 否则 $f_x = 0$ 。通过这种叠加过滤的方法, 可以实现新冠肺炎典型影像学特征的提取, 并形成可解释性的算法组合。从颜色特征分析来看, 以肺实变为例, 其特征差异性主要表现在图像灰度值与肺组织的对比差异上, 可将新冠肺炎特征区域表达为: $A_{cov} = f(s(A_f))$, 其中 A_f 为提取的肺炎区域, s 为离散器,

f 为颜色过滤器。设定肺组织外围的非肺组织区域为 B , 则两部分平均颜色灰度值比率 $c(B)/c(A_f) > M$ 时 (M 一般设定为 1) $f = 1$, 否则 $f = 0$ 。以此来实现对此类新冠肺炎影像学特征的区分。

最后将由相关分析得到的特征轮廓投影到输入图像上, 实现对肺炎特征的快速标注, 起到辅助参考的作用。同时, 基于该结果数据可以得到相关的影像学综合统计, 为定量分析提供支撑。

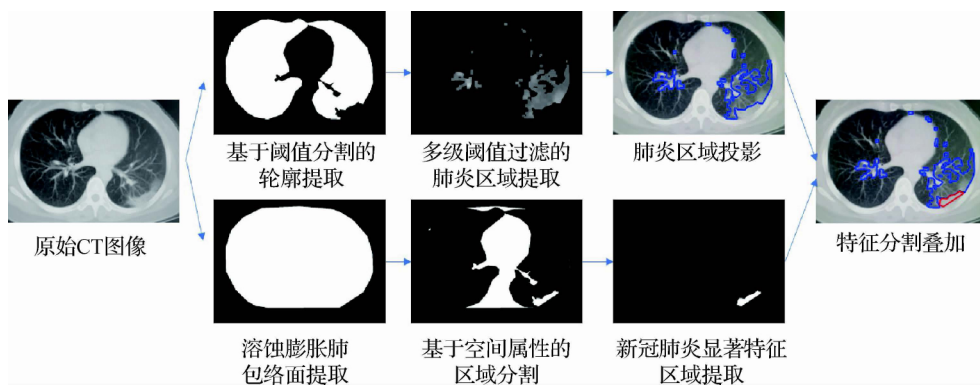


图6 肺炎靶区及典型新冠肺炎特征提取

Fig. 6 Target extraction of pneumonia and typical characteristic extraction of COVID-19

3 CT 影像综合分析 AI 辅助系统构建

超级计算机具有“算力、数据、算法”融合的天然属性。CT 影像综合分析 AI 辅助系统涉及模型训练、系统部署等环境支撑。在模型训练上, 在较短的时间内, 需要同时开展多个算法的训练与测试验证, 以便得到最优结果。针对影像学分析, 需要高性能计算的保证, 通过算法并行优化, 以便在秒级返回结果。在部署上, 需要具备对外提供互联网服务、对内与高性能计算环境互联的融合环境支撑。基于这些要求, 整个综合分析平台选择在天河人工智能创新一体化平台的基础上搭建。天河人工智能创新一体化平台基于天河超级计算与云计算、大数据融合的硬件基础环境, 实现了对已有主流深度学习框架和处理模型算法的高度封装, 形成了涵盖数据加载、模型构建、训练、验证和固化部署等多个环节的可视化交互式模板化开发环境。CT 影像综合分析 AI 辅助系统作为该基础平台之上的服务, 共享了平台的计算资源、数据资源和对外服务能力, 实现了疫情期间系统的快速集成发布和动态更新。

为了简化系统的使用难度, 整个系统的交互只有两步: 第 1 步, 上传图像; 第 2 步, 提交分析, 查看结果(如图 7 所示)。得益于分布式高性能计算资源的支撑, 可以在 10 s 内实现全部的流程分析。

为应对国外疫情, 系统同时提供了英文版本, 支持国外医院与研究机构利用该系统开展分析与研究工作。

4 应用情况与改进方向

系统自上线以来, 在天津、北京、湖北、山东、陕西、江西、安徽、福建、黑龙江、山西和上海等地的 30 余家医院、数十家科研院所得以使用。英文版上线以来, 得到美国、伊朗、以色列、伊拉克、西班牙、印度、意大利、巴基斯坦、土耳其和加拿大等十余个国家医院与科研院所联系使用, 为疫情期间相关临床诊断与研究的开展提供了支撑与参考。

在功能上, AI 辅助诊断结合影像学分析, 满足了疫情期间无接触、快速使用、动态更新的现实需求, 为应对突发疫情提供了一定的支持。目前基于单幅或多幅特征图像的影像学分析, 对于刻画新冠肺炎特征, 已经具备了较高的准确率, 也能得到一线

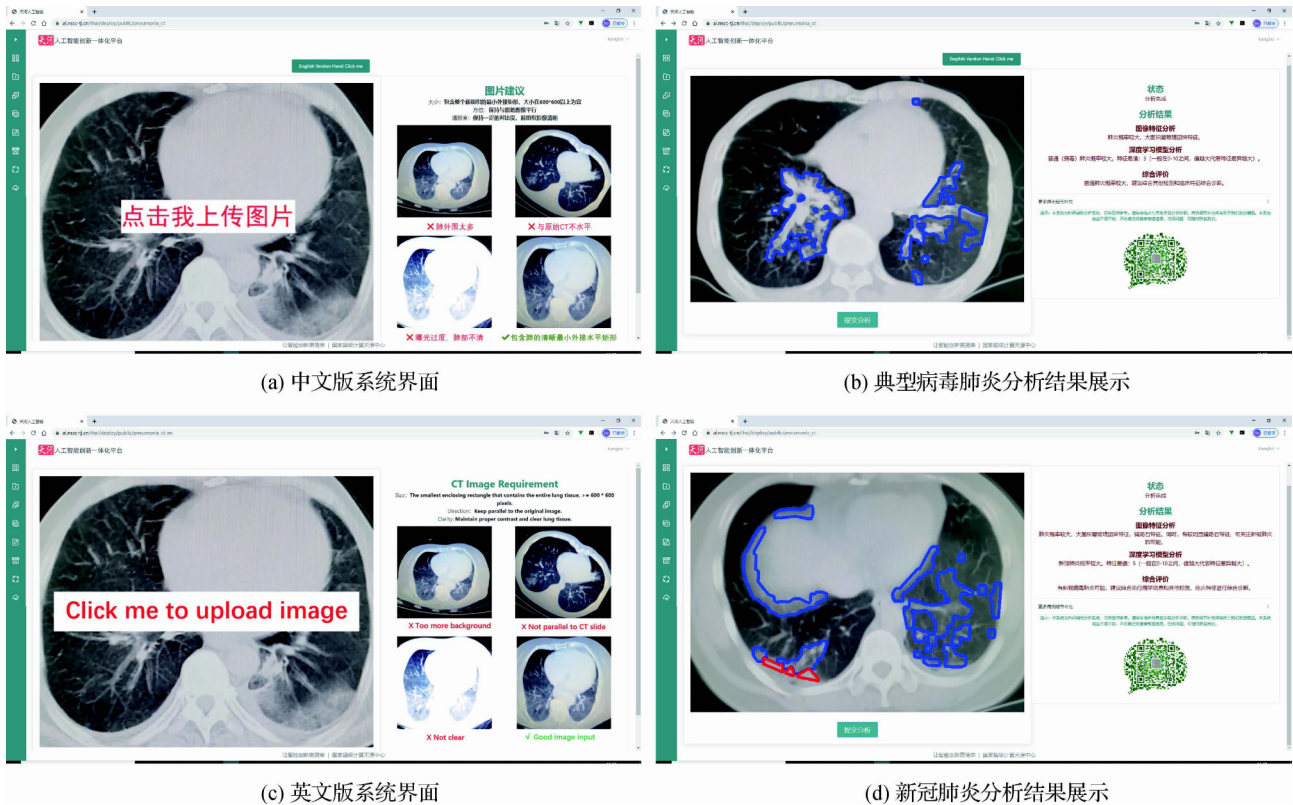


图7 系统交互界面

Fig.7 Graphic interface of system((a) system interface of Chinese version;

(b) demonstration of system analysis result on typical viral pneumonia; (c) system interface of English version;

(d) demonstration of system analysis result on COVID-19)

医生与科研人员的认可。未来,通过该方法扩展完善基于视频的图像数据自动化采集、转换、脱敏、分帧、保真压缩方法,对于提升此类应用的易用性会有很大帮助。

5 结论

本文提出了一种超级计算支撑的新冠肺炎CT影像综合分析辅助系统构建方法,为实现新冠肺炎的快速高效检测提供了参考与支撑。同时,取得以下认识:

1) 系统实现了人工智能传统机器视觉与深度学习技术相结合对新冠影像进行判别。基于传统机器视觉的病毒性肺炎特征提取与基于人工智能技术的新冠肺炎图像分类两种技术手段相结合的路线,实现了医学影像特征勾画与新冠肺炎甄别的综合分析。

2) 系统基于算力、数据支撑的融合平台实现了

快速构建。依托天河人工智能创新一体化服务平台构建而成,该平台支撑基于算力、数据的智能前沿创新,实行科研与应用并举的开放模式,具备多行业领域的训练资源模型库、大规模分布式训练以及快速部署等服务能力,因此,该综合分析系统也是国内首个线上部署的新冠AI辅助诊断系统。

3) 直接从DICOM数据和视频数据出发的分析,将有效提高分析效率,但会涉及数据伦理安全相关问题,是未来需要解决的方向。

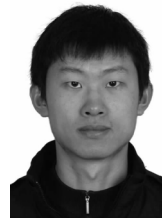
致谢 本研究得到中国抗癌协会肿瘤人工智能专业委员会、中国人工智能学会智慧医疗专业委员会的大力支持,在此表示衷心感谢!

参考文献(References)

- Ai T, Yang Z L, Hou H Y, Zhan C A, Chen C, Lv W Z, Tao Q, Sun Z Y and Xia L M. 2020. Correlation of chest CT and RT-PCR testing for coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of

- 1014 cases. Radiology, 296(2): E32-E40 [DOI: 10.1148/radiol.202000642]
- Brown M S, Wilson L S, Doust B D, Gill R W and Sun C M. 1998. Knowledge-based method for segmentation and analysis of lung boundaries in chest X-Ray images. Computerized Medical Imaging and Graphics, 22(6): 463-477 [DOI: 10.1016/s0895-6111(98)00051-2]
- Han Z Y, Wei B Z, Hong Y F, Li T Y, Cong J Y, Zhu X, Wei H F and Zhang W. 2020. Accurate screening of COVID-19 using attention based deep 3D multiple instance learning. IEEE Transactions on Medical Imaging, 39(8): 2584-2594 [DOI: 10.1109/TMI.2020.2996256]
- Kang H Y, Xia L M, Yan F H, Wan Z B, Shi F, Yuan H, Jiang H T, Wu D J, Sui H, Zhang C Q and Shen D G. 2020. Diagnosis of coronavirus disease 2019 (COVID-19) with structured latent multi-view representation learning. IEEE Transactions on Medical Imaging, 39(8): 2606-2614 [DOI: 10.1109/TMI.2020.2992546]
- Li L, Qin L X, Xu Z G, Yin Y B, Wang X, Kong B, Bai J J, Lu Y, Fang Z H, Song Q, Cao K L, Liu D L, Wang G S, Xu Q Z, Fang X S, Zhang S Q, Xia J and Xia J. 2020. Using artificial intelligence to detect COVID-19 and community-acquired pneumonia based on pulmonary CT: evaluation of the diagnostic accuracy. Radiology, 296(2): E65-E71 [DOI: 10.1148/radiol.202000905]
- Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation//Proceedings of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer: 234-241. [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28]
- Shen C, Yu N, Cai S B, Zhou J, Sheng J X, Liu K, Zhou H P, Guo Y M and Niu G. 2020. Quantitative computed tomography analysis for stratifying the severity of coronavirus disease 2019. Journal of Pharmaceutical Analysis, 10(2): 123-129 [DOI: 10.1016/j.jpha.2020.03.004]
- Song Y, Zheng S J, Li L, Zhang X, Zhang X D, Huang Z W, Chen J W, Zhao H Y, Jie Y S, Wang R X, Chong Y T, Shen J, Zha Y F and Yang Y D. 2020. Deep learning enables accurate diagnosis of novel coronavirus (COVID-19) with CT images. medRxiv [DOI: 10.1101/2020.02.23.20026930]
- Wang S, Kang B, Ma J L, Zeng X J, Xiao M M, Guo J, Cai M J, Yang J Y, Li Y D, Meng X F and Xu B. 2020. A deep learning algorithm using CT images to screen for corona virus disease (COVID-19) [EB/OL]. [2020-05-15]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.02.14.20023028v5>
- Zhao Y Q, Gui W H, Chen Z C, Tang J T and Li L Y. 2005. Medical images edge detection based on mathematical morphology//Proceedings of 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. Shanghai: IEEE: 6492-6495 [DOI: 10.1109/IEMBS.2005.1615986]
- Zheng C S, Deng X B, Fu Q, Zhou Q, Feng J P, Ma H, Liu W Y and Wang X G. 2020. Deep learning-based detection for COVID-19 from chest CT using weak label [EB/OL]. [2020-05-15]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.03.12.20027185v2>

作者简介



康波, 1986年生, 男, 高级工程师, 主要研究方向为不同体系结构下大规模深度学习并行实现、人工智能可视化交互建模训练、典型场景算法开发与应用。

E-mail: kangbo@nscj-tj.cn



孟祥飞, 通信作者, 男, 教授级高级工程师, 主要研究方向为大规模并行处理技术、大数据技术研发与应用。

E-mail: mengxf@nscj-tj.cn

郭佳, 男, 工程师, 主要研究方向为人工智能支撑框架开发、医学人工智能应用。E-mail: guojia@nscj-tj.cn

王帅, 男, 博士研究生, 主要研究方向为医学人工智能应用。E-mail: wsh5635@163.com

徐波, 男, 教授, 主要研究方向为肿瘤基因组学、医学人工智能应用。E-mail: xubo@tjmu.edu.cn