

# 颞骨 CT 内面神经、迷路、听骨结构深度学习的自动化分割方法

柯嘉<sup>1</sup> 吕弈<sup>2</sup> 杜雅丽<sup>1</sup> 王君臣<sup>2</sup> 王江<sup>1</sup> 孙世龙<sup>1</sup> 马芙蓉<sup>1\*</sup>

(1. 北京大学第三医院耳鼻咽喉头颈外科, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学机械工程及自动化学院, 北京 100191)

**[摘要]** 目的 探讨神经网络的深度学习方法, 进行颞骨 CT 内面神经、迷路及听骨结构的自动化分割的可行性和精确性。方法 选择常规颞骨 CT 检查患者的数据, 随机分为两组, 一组为训练集(20 例), 另一组为测试集(5 例)。在上述颞骨 CT 中采用手工分割的方法, 分割出迷路、听骨及面神经结构。选择三维卷积神经网络 3D U-Net 作为深度学习中的神经网络结构部分, 通过对训练集的训练, 得到该网络的平均精度。用该网络模型对 5 组测试集中的不同解剖标志自动分割的结果与手工分割的结果进行测试, 分别获得面神经、迷路及听小骨的测试精度。并将上述精度与另一种基于三维卷积神经网络结构的 V-Net 网络模型获得的精度进行比较。结果 在颞骨 CT 标本中, 采用面神经、迷路及听小骨分别对 3D U-Net-plus 和 V-Net 网络结构的自动分割进行训练, 在训练样本中, 3D U-Net-plus 网络结构的平均误差为 0.016, V-Net 网络结构的平均误差为 0.035, 两者差异有统计学意义( $P < 0.05$ ); 利用 3D U-Net-plus 神经网络自动分割的迷路、听小骨及面神经与手工分割图像的 Dice 相似指数分别为  $0.618 \pm 0.107$ 、 $0.584 \pm 0.089$  和  $0.313 \pm 0.069$ , 利用 V-Net 神经网络自动分割的迷路、听小骨、面神经与手工分割图像的 Dice 相似指数分别为  $0.322 \pm 0.089$ 、 $0.176 \pm 0.100$  和  $0.128 \pm 0.077$ , 两者差异有统计学意义( $P < 0.001$ )。结论 采用 3D U-Net-plus 神经网络, 在颞骨内听骨、迷路及面神经的自动识别和分割方面具有可行性, 该方法优于 V-Net 神经网络。随着网络结构的优化和学习样本的扩大, 其将更加接近人工分割的效果。

**[关键词]** 深度学习; 卷积神经网络; 颞骨; 医学影像识别; 自动分割; 人

**[中图分类号]** R445.3 **[文献标志码]** A **[DOI]** 10.16098/j.issn.0529-1356.2020.05.003

## Automatic segmentation of facial nerve, labyrinthine and ossicles in temporal CT by deep learning

KE Jia<sup>1</sup>, LÜ Yi<sup>2</sup>, DU Ya-li<sup>1</sup>, WANG Jun-chen<sup>2</sup>, WANG Jiang<sup>1</sup>, SUN Shi-long<sup>1</sup>, MA Fu-rong<sup>1\*</sup>

(1. Department of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, Third Hospital, Peking University, Beijing 100191, China;

2. School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191, China)

**[Abstract]** **Objective** To study the effect of deep learning based on neural network on automatic segmentation of facial nerve, labyrinth and ossicles in temporal CT. **Methods** The data of patients with conventional temporal bone CT examination were randomly divided into two groups, one was the training set (20 cases) and the other was the test set (5 cases). The structures of labyrinth, ossicles and facial nerve were segmented manually. The convolutional neural network 3D U-Net was selected as the neural network structure part in deep learning, and the average accuracy of the network was obtained through the training of the training set. The result of automatic and manual segmentation of 3 above anatomical markers in 5 test sets were tested by two network model, and the accuracy of facial nerve, labyrinth and ossicles were obtained respectively. The accuracy was compared with that obtained by the other 3D convolutional neural network V-Net network model. **Results** In the temporal CT, facial nerve, labyrinth and ossicles were used to train the automatic segmentation of 3D U-Net-plus and V-Net network respectively. In the training samples, the mean error of 3D U-Net-plus network was 0.016, and 0.035 by V-Net network, the difference was significant,  $P < 0.05$ . The Dice similarity coefficient

**[收稿日期]** 2020-04-09 **[修回日期]** 2020-05-20

**[基金项目]** 国家自然科学基金(61701014, 61911540075); 首都卫生发展科研专项(首发 2016-2-4094); 北京大学第三医院临床重点项目(BYSY2017025)

**[作者简介]** 柯嘉(1980—), 女(汉族), 山东省威海市人, 博士, 副主任医师。

\* 通讯作者(To whom correspondence should be addressed)

E-mail: furongma@126.com Tel: (010) 82266317

of labyrinth, ossicles and facial nerve with manual segmented images by 3D U-Net-plus neural network were  $0.618 \pm 0.107$ ,  $0.584 \pm 0.089$  and  $0.313 \pm 0.069$ , and  $0.322 \pm 0.089$ ,  $0.176 \pm 0.100$  and  $0.128 \pm 0.077$  by V-Net neural network. The segmentation effect of 3D U-Net-plus neural network was significantly better than that by V-Net network,  $P < 0.001$ .

**Conclusion** Using 3D U-Net-plus neural network, the ossicles, labyrinth and facial nerves in the temporal CT can be recognized and automatic segmentation quickly and effectively. This method is better than V-Net neural network, and more close to manual segmentation. With the optimization of network structure and the expansion of learning samples, it will be closer to the effect of manual segmentation.

**[Key words]** Deep learning; Convolutional neural network; Temporal bone; Medical image recognition; Automatic segmentation; Human

中耳手术中涉及到一系列重要的解剖结构,能够在术前的影像资料中准确地识别这些结构,了解病变与这些结构的相互位置关系,有助于我们提前对整体手术进行合理的规划。然而,由于颞骨是一个以骨性和气房为主要框架的结构,其内除了有骨性的听小骨和迷路结构外,还含有软组织结构的神经、肌肉、血管等。如何在含有气房的骨性结构中,迅速而又准确地识别出重要的解剖结构,一直是困扰年轻的临床耳鼻喉科医生及影像学医生的难题。

为了提升影像诊断的准确性和时效性,减轻医生的工作强度,同时为了能够让临床专家丰富的阅片经验在广大医生中得到普及,计算机辅助诊断应运而生。由于医学图像具有较高的复杂性且缺少简单的线性特征,同时受到部分容积效应、灰度不均匀性、伪影、不同软组织间灰度的接近性等因素的影响<sup>[1]</sup>,一直以来医学图像分割都是医学图像处理与分析领域中复杂而关键的步骤。目前,人工智能已经广泛应用于医学影像和病理诊断<sup>[2]</sup>。根据不同病变的影像学特性,人们采用不同的复杂的机器学习算法即深度学习的算法,最终目标是让机器能够像人一样具有分析学习能力,能够识别文字、图像和声音等数据,如 2015 年提出的全卷积网络 (fully convolutional networks, FCN) 结构<sup>[3]</sup>和 U-net<sup>[4]</sup>网络结构,循环神经网络 (recurrent neural networks, RNN) 以及循环全卷积网络 (recurrent fully convolutional networks, RFCN)<sup>[5]</sup>等,在肺、乳腺、心脏、颅脑、肝脏、前列腺、骨骼等部位均得到了广泛应用。然而,在耳鼻喉科领域这一应用尚处于探索阶段。本研究采用自行设计的 3D U-Net-plus 网络结构,尝试对颞骨内的面神经、迷路及听骨进行自动识别及分割。

## 资料和方法

### 1. 临床资料

颞骨 CT 样本分为两组:一组为训练集,包括 20 例单侧的正常颞骨 CT 数据,来源于日常行颞骨 CT 检查的成人患者的常规扫描数据。选取的 CT 侧无中耳病变,无外中耳及内耳解剖发育畸形。另一组

为测试集,包括另外 5 例常规颞骨 CT 数据。扫描设备均为德国 SIEMENS/SOMATOM Definition Flash 64 排螺旋 CT 扫描机,进行颞骨薄层轴位扫描。层厚 0.60 mm,层间距为 0.30 mm,像素 0.412 mm。

将上述轴位扫描的颞骨 CT 的 DICOM 原始数据导入 MIMICS 20.0 软件,在骨窗下分别对面神经 (自茎乳孔至内听道底)、迷路 (包括耳蜗、前庭、半规管管腔部分) 和听小骨进行手工分割。手工分割由两位在颞骨 CT 阅片方面有丰富经验的耳鼻喉科医生完成,对于迷路及听骨,采用 mimics 自动分割进行区域增长后再进行手工精修;对于面神经则逐层进行手工分割。1 人完成初分割,1 人对初分割的结果进行 2 次核对。

### 2. 方法

2.1 深度学习方法的建立模型及实现: (1) 神经网络结构:选择三维卷积神经网络 3D U-Net 作为我们深度学习中的神经网络结构部分。网络代码用神经网络工具库 pytorch 实现。网络结构如图 1 所示。将 3D U-Net 的三维卷积操作中的 Padding 值设置为 1,以保证网络的输入与输出尺寸相同。3D U-Net 在每 1 层中都有 1 个相同的连续两次卷积操作,在解码阶段,第 1 次卷积的通道数量变为原通道数量的 1/2。我们命名为 3D U-Net-plus。(2) 迭代中的参数优化方法:我们选择自适应矩估计<sup>[6]</sup> (Adam) 优化器作为迭代过程中的优化器。(3) 损失函数:采用权重交叉熵 (weighted cross entropy, WCE) 的方法,作为损失函数进行计算,可以有效解决分割目标体积小、结构复杂的问题,且可以使网络拟合更快。

2.2 数据扩增:对训练集中的 20 例数据进行了随机平移、拉伸与翻转等操作,生成 1000 组增强后的数据,用于扩大训练集的样本量。

2.3 分割精度测试:利用 mimics 进行手工分割的结果和利用神经网络进行自动分割的结果,都用开源可视化库 vtk 生成可视化的三维重建图像。采用 Dice 指数 (dice similarity coefficient, DSC) 作为分割精度评价标准,用于反映自动分割与手动分割的相似指数,它的取值范围是 0 到 1,越接近 1 说明模型

越好。其定义如下:  $DSC = \frac{2(A \cap B)}{A + B}$

精度测试由两部分组成: 第 1 部分, 为了验证训练出的网络的稳定性与有效性, 在给定的建立模型样本中, 拿出大部分样本进行建立模型, 留下小部分样本用刚建立的模型进行预报, 即交叉验证的方法以得到可靠稳定的模型。本训练过程中我们以 5 折交叉验证的方式进行, 即对 20 例训练集数据分为 5 个批次, 每个批次包含 4 例样本扩增的 200 个数据, 在 5 次交叉验证中分别以其中的 1 个批次作为测试集, 另外 4 个批次作为训练集。这样, 对 5 个训练好的网络精度取平均值即可以得到该训练方案得到的模型的平均精度。第 2 部分, 用该网络模型对 5 例测试集中的不同解剖标志自动分割的结果与手工分割的结果进行测试, 分别获得面神经、迷路及听小骨的测试精度。并将上述精度与用经典的 V-Net 网络模型获得的精度进行比较。

2.4 统计学方法: 采用 SPSS 20.0 统计学软件, 对不同方法的测量值进行  $t$  检验。以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 结 果

在颞骨 CT 标本中, 采用面神经、迷路及听小骨分别对 3D U-Net-plus 和 V-Net 网络结构的自动分割进行训练, 网络参数通过数据学习得到, 其分割显示如图 2 所示。

在 20 例训练数据中进行了 5 折交叉验证, 在训练样本中, 3D U-Net-plus 网络结构的平均误差为 0.016, V-Net 网络结构的平均误差为 0.035, 两者差异有显著性 ( $P < 0.05$ ); 而在测试样本中, 前者的平均误差为 0.042, 后者为 0.049, 两者差异无显著性 ( $P > 0.05$ , 表 1)

表 1 3D U-Net-plus 和 V-Net 网络结构的平均测试误差对比  
Table 1 Comparison of mean test errors between 3D U-Net-plus and V-Net

网络结构 network structure	5 折交叉验证精度 5-fold cross-validation	
	训练 (training)	测试 (test)
3D U-Net-plus	0.016±0.009	0.042±0.016
V-Net	0.035±0.012	0.049±0.011
$t$	2.855	0.864
$P$	0.021	0.413

随着训练时间和训练周期的延长, 网络模型的误差均明显下降。如图 3 所示, 采用 3D U-Net-plus 的网络结构, 较 V-Net 更快趋于稳定, 且误差更小。

完成 3D U-Net-plus 网络结构的训练后, 在测试集中对 5 例样本采用上述两种方法分别进行了面神经、迷路及听小骨与手工分割图像的精度比较(图

4.5), 采用 Dice 相似指数作为评价指标, 具体结果如表 2, 结果显示, 使用 3D U-Net-plus 的方法, 较经典的 V-Net 方法, 在分割效果上更接近手工分割的效果, 两者之间差异有统计学意义。

表 2 两种神经网络下自动分割与手动分割的 Dice 相似指数比较

Table 2 Comparison of Dice metric between automated segmentation and manual segmentation in 2 neural networks

网络结构 network structure	DSC 指数 Dice similarity coefficient		
	迷路 labyrinth	听骨链 ossicles	面神经 facial nerve
3D U-Net-plus	0.618±0.107	0.584±0.089	0.313±0.069
V-Net	0.322±0.089	0.176±0.100	0.128±0.077
$t$	10.67	15.23	8.901
$p$	<0.001	<0.001	<0.001

## 讨 论

随着医学影像技术的发展, 影像诊断在疾病诊断中发挥的作用越来越重要。由于医学影像会输出大量的数据, 快速准确地获取需要的分割图像, 是医学图像处理和定量分析的关键步骤之一。深度学习算法, 已经迅速成为医学图像处理方面的一种人工智能手段, 广泛应用于如肺结节的识别和判断、乳腺、前列腺、脑肿瘤的分割, 心脏、腹部、肌肉骨骼、病理影像和眼底视网膜病变等领域<sup>[7-9]</sup>。

传统的对颞骨解剖结构的自动识别, 主要都是基于图谱的自动分割方法。即通过显微 CT (micro-CT) 或断层解剖, 获取解剖标志的空间位置及形态特征, 并将此特征值与 CT 图像感兴趣区域的相关形态进行验证, 从而确定所需要的解剖结构的信息。有学者尝试采用基于空间相关的特征值进行面神经和鼓索神经的自动分割<sup>[10,11]</sup>, Noble 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于主动形状模型的方法识别在常规 CT 影像中部分可见的结构, 其对耳蜗、半规管、内听道的自动识别和三维绘制精度可达到 0.5 mm, 而对面神经、鼓索神经的自动识别和三维绘制精度可达到 0.3 mm<sup>[13]</sup>。Powell 等<sup>[14]</sup>提出了基于密度模型和标记后的感兴趣区的方法, 在耳蜗、听小骨和半规管的分割上, 获得的 Dice 指数高达 0.8, 而在面神经分割上, Dice 指数为 0.7。这些基于图谱的分割方法也是目前应用于颞骨中解剖结构自动分割的唯一方法, 但这一方法在相对正常的解剖结构中可以获得相对较高的分割精度, 一旦患者的解剖结构出现较大的变异, 如耳蜗畸形、面神经走行变异等, 在相应的感兴趣区域中无法找到和传统图谱相匹配的结构, 就将导致自动识别和分割的失败。

神经网络的深度学习方法, 弥补了传统方法的

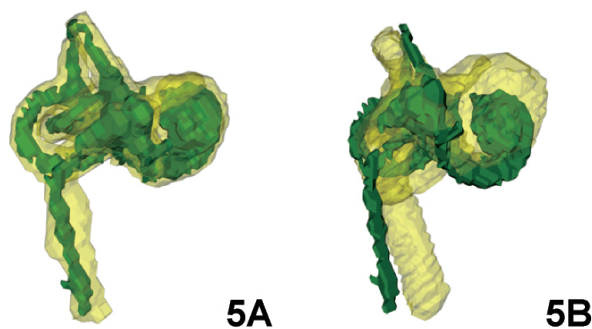
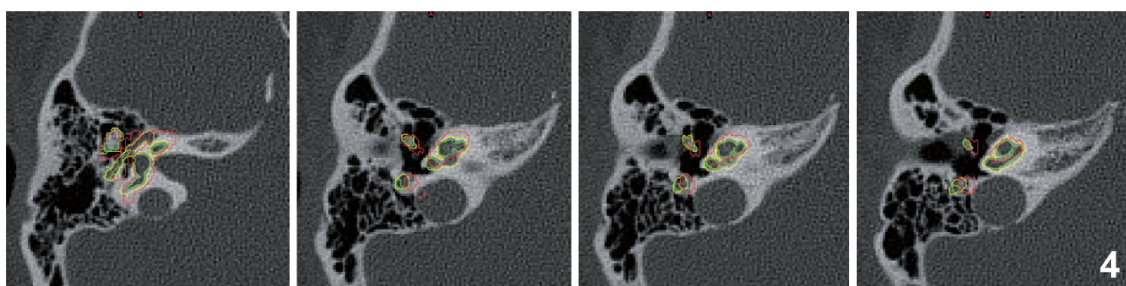
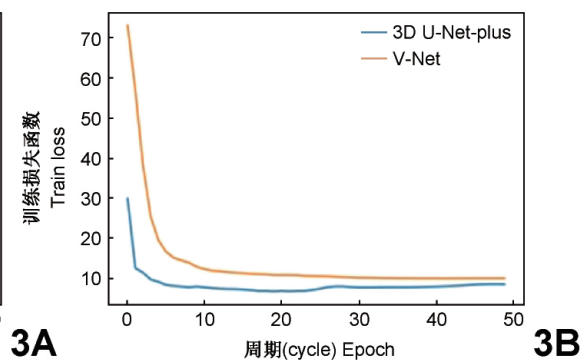
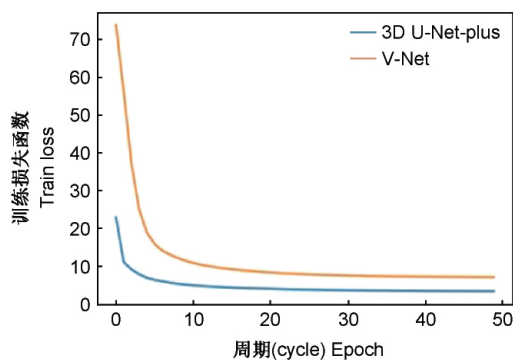
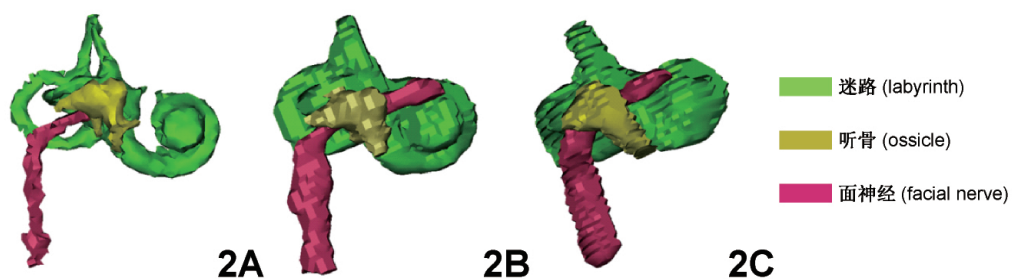
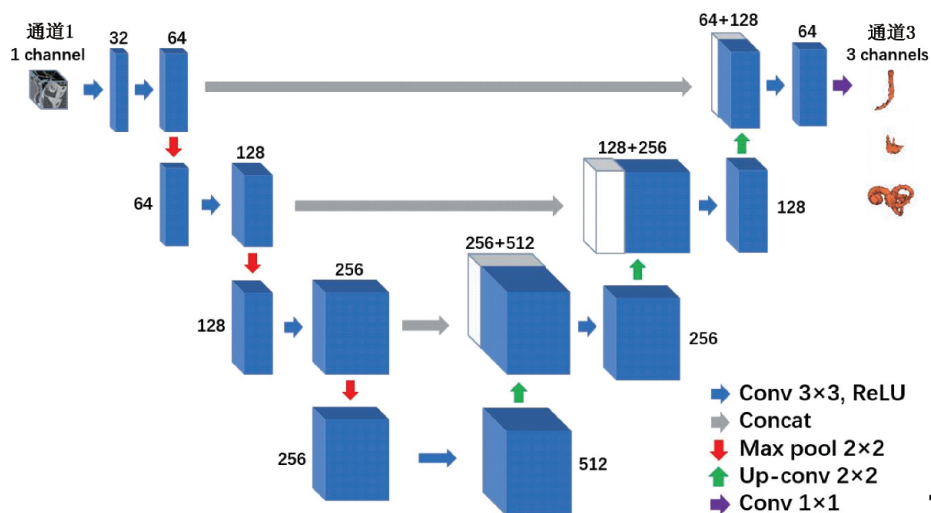


图 1 3D U-Net plus 神经网络结构图

图 2 手动分割和自动分割效果图

A. 手工分割; B. 3D U-Net-plus 网络结构自动分割; C. V-Net 网络结构自动分割

图 3 3D U-Net-plus 和 V-Net 训练曲线的 Loss 曲线图

A. 训练集; B. 测试集

图 4 手动分割与自动分割图像在 CT 上的对比

绿色. 手动分割; 黄色. 3D U-Net-plus 分割; 红色. V-Net 分割

图 5 两种网络模型与手动分割结果的叠加对比图

A. 手动分割与 3D U-Net-plus 分割效果对比; B. 手动分割与 V-Net 分割效果对比

绿色. 手动分割; 黄色. 自动分割

Fig.1 3D U-Net plus neural network structure diagram

Fig.2 Manual segmentation and automated segmentation renderings

A , Manual segmentation; B , Automated segmentation by 3D U-Net-plus; C , Automated segmentation by V-Net

Fig.3 The loss curve of the training process in 3D U-Net-plus and V-Net

A , Training set; B , Test set

Fig.4 Comparisons of the edges in CT between the manual segmentation and automated segmentation

Green , Manual segmentation; Yellow , Automated segmentation in 3D U-Net-plus; Red , Automated segmentation in V-Net

Fig.5 Superimposed contrast diagram in manual segmentation and automated segmentation

Green , Manual segmentation; Yellow , Automated segmentation

不足,由图像的匹配转向寻找图像中心特征的识别,将更加接近临床医生学习和识别的思维习惯。在神经网络结构方面,国际上最常用的网络架构包括 FCN<sup>[3]</sup>、U-Net<sup>[4]</sup>、V-Net<sup>[15]</sup>以及 3D U-Net<sup>[16]</sup>。其中 V-Net 和 3D U-Net 都是在 U-Net 基础上进行设计的,由于目前只有这两个三维卷积神经网络结构,且均没有在颞骨影像中开展,故在本研究中我们对这两种神经网络结构分别进行了训练和精度的测算。由于我们的分割目标具有体积小、结构细长的特征,我们重点选择三维卷积神经网络 3D U-Net 作为深度学习中的神经网络结构部分,同时对其结构进行了一定的改进。首先考虑到分割结构位于数据中部,四周边缘没有分割目标区域,因此,我们将 3D U-Net 的三维卷积操作中的 Padding 值设置为 1,以保证网络的输入与输出尺寸相同。此外,3D U-Net 的两次卷积的通道数量分别是 1/3 和 1/3,我们为了使其过渡平缓而将其更改为 1/2 和 1/3。从而形成了我们独有的针对颞骨解剖结构设计的 3D U-Net-plus 网络结构。

既往的深度学习,需要提供大量已经分割好的训练样本集,才能够获得较好的分割精度,但这需要投入大量的人力进行完成,因此,常难以进行。本研究中采用了数据增强的方法,即通过对原始数据进行适当变换以扩大数据量的方法,用以解决深度学习中数据量不足的问题,同时可以有效提高神经网络的稳定性。

精度方面,我们采用选择 Dice 指数作为损失函数可以使网络在 Dice 精度上表现更好。本研究中,迷路、听小骨的 Dice 指数分别为 0.618 和 0.584,而面神经的 Dice 指数仅有 0.313。从实验结果中可以

看出,神经网络在迷路与听骨链上的分割 DSC 精度要高于面神经。产生这一现象的主要原因有 3 部分:1. 从三维结构上看,面神经的结构为细长状,在分割过程中容易在中间出现断点,导致分割精度降低;2. 从灰度值分布上看,面神经与相邻结构的灰度值差别较低,迷路与听骨链的灰度值与相邻结构差别较大。对于分割任务而言,分割目标结构与周围的灰度值差异越大,特征越容易被识别。因此,面神经的识别难度更高,导致面神经的分割 DSC 精度较其他两个结构更低;3. 对比分割的效果图发现,采用 3D U-Net plus 神经网络获得的面神经走行的中央线与手工分割的重复性较好。主要在神经的直径上与手工分割的有较大差异,这与分割时选择的阈值有一定的关系。结果显示,精度上不如主动形态模型基础上的半自动分割方法,但前者是在 0.2 mm×0.2 mm×0.4 mm 分辨率的 CT 数据上完成的,且要花大量时间尝试出好的分割效果再计算精度,而本研究是在常规影像基础上进行的全自动分割,从一个侧面反映了我们较高的分割精度<sup>[17]</sup>。

我们较早地在临床常用的颞骨 CT 数据中使用 3D U-Net 神经网络结构,实现颞骨内听骨、迷路及面神经的自动识别与分割,所有操作在 3 min 内即可完成,且获得了较高的分割精度。当然,目前的分割精度尚不能达到人工分割的效果,对于更加细小的结构,如鼓索神经的辨别和自动分割,还存在着较大的距离。随着训练集样本量的扩大,以及算法的不断优化,分割的精度将不断提升,以期较大程度地提高诊断的准确性。

## 参 考 文 献

[1] Liu Y, Chen Sh. Review of medical image segmentation method

- [J]. Electronic Science and Technology ,2017 ,4( 8) : 169-172. ( in Chinese)
- 刘宇,陈胜. 医学图像分割方法综述[J]. 电子科技 ,2017 ,4( 8) : 169-172.
- [ 2 ] Pan YL , Lu Y. The application of computer aided diagnosis with artificial intelligence in medical imaging [J]. International Journal of Medical Radiology ,2019 ,42( 1) : 3-7. ( in Chinese)
- 潘亚玲,陆勇. 人工智能在医学影像 CAD 中的应用[J]. 国际医学放射学杂志 ,2019 ,42( 1) : 3-7.
- [ 3 ] Shelhamer E , Long J , Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell , 2017 ,39( 4) : 640-651.
- [ 4 ] Ronneberger O , Fischer P , Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention ( MICCAI ) , 2015 , 9351: 234-241.
- [ 5 ] Rudra PK , Poudel , Pablo L , et al. Recurrent fully convolutional neural networks for multi-slice MRI cardiac segmentation [C]. RAMBO 2016 , HVSMR 2016: Reconstruction , Segmentation , and Analysis of Medical Images ,2017 10129: 83-94.
- [ 6 ] Kingma DP , Ba J. Adam: a method for stochastic optimization [J]. 3rd International Conference for Learning Representations( ICLR ) , San Diego , 2015: 1-15.
- [ 7 ] Litjens G , Kooi T , Bejnordi BE , et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. Med Image Anal ,2017 ,42: 60-88.
- [ 8 ] Gong JCh , Zhao ShY , Wang YJ. Research progress on deep learning-based medical image segmentation [J]. Chinese Journal of Medical Physics ,2019 ,36( 4) : 420-424. ( in Chinese)
- 宫进昌,赵尚义,王远军. 基于深度学习的医学图像分割研究进展[J]. 中国医学物理学杂志 ,2019 ,36( 4) : 420-424.
- [ 9 ] Guo W , Ju ZhJ , Wu QN , et al. Research progress of automatic organ image segmentation based on deep learning [J]. Chinese Medical Equipment Journal ,2020 ,41( 1) : 85-94. ( in Chinese)
- 郭雯,鞠忠建,吴青南,等. 基于深度学习的器官自动分割研究进展[J]. 医疗卫生装备 ,2020 ,41( 1) : 85-94.
- [10] Noble JH , Warren FM , Labadie RF , et al. Automatic segmentation of the facial nerve and chorda tympani in CT images using spatially dependent feature values [J]. Med Phys , 2008 ,35( 12) : 5375-5384.
- [11] Reda FA , Noble JH , Rivas A , et al. Automatic segmentation of the facial nerve and chorda tympani in pediatric CT scans [J]. Med Phys , 2011 ,38( 10) : 5590-5600.
- [12] Noble JH , Labadie RF , Majdani O , et al. Automatic segmentation of intra-cochlear anatomy in conventional CT [J]. IEEE Trans Biomed Eng ,2011 ,58( 9) : 2625-2632.
- [13] Noble JH , Dawant BM , Warren FM , et al. Automatic identification and 3D rendering of temporal bone anatomy [J]. Otol Neurotol , 2009 ,30( 4) : 436-442.
- [14] Powell KA , Liang T , Hittle B , et al. Atlas-based segmentation of temporal bone anatomy [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg , 2017 ,12( 11) : 1937-1944.
- [15] Milletari F , Navab N , Ahmadi S. V-Net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation [C]. 2016 Fourth International Conference on 3D Vision ( 3DV ) , Stanford , CA , 2016: 565-571.
- [16] Çiçek Ö , Abdulkadir A , Soeren S , et al. 3D U-Net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation [C]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention ( MICCAI ) , 2016 ,2016 ,9901: 424-432.
- [17] Fauser J , Stenin I , Bauer M , et al. Toward an automatic preoperative pipeline for image-guided temporal bone surgery [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg ,2019 ,14( 6) : 967-976.

( 编辑 安晓意)