

· 超声影像学 ·

基于改进 U-Net 深度网络在定量评估腕管综合征正中神经卡压中的应用

蔡叶华, 程恽, 邵洁, 田宝园, 张麒, 傅燕, 张俊

【摘要】 目的:运用改进 U-Net 深度网络学习定量评价腕管综合征正中神经的超声图像,确定基于改进 U-Net 深度网络学习的卷积神经网络模型,探讨其在定量评估腕管综合征正中神经卡压中的应用价值。**方法:**搜集 213 例经肌电图确诊的腕管综合征正中神经卡压患者及 104 例健康志愿者,213 例正中神经卡压患者中 60 例为双侧卡压。对 317 例受检者行超声检查,在腕管处保存超声图像,共得到正中神经图像 377 组。由擅长肌骨超声的医师对 377 组图像进行勾勒。应用基于改进 U-net 深度网络学习的卷积神经网络模型,分割腕管综合征卡压的正中神经超声图像,定量分析提取横切以及纵切的正中神经超声图像的影像组学量化特征。**结果:**改进的 U-Net 深度网络可以很好地识别切割正中神经;改进的 U-Net 深度网络可以定量表示 CTS 中卡压的正中神经回声减低,区域明暗参数 A、明暗参数 I、对比明暗参数 RI 以及纹理参数 Homo、纹理不均匀参数 Cont 差异均有统计学意义($P=0.000$)。**结论:**改进的 U-Net 模型在超声正中神经图像自动分割方面表现良好,可以定量分析腕管综合征正中神经卡压时灰度以及神经纹理均匀性。

【关键词】 U-Net 深度网络; 神经分割; 腕管综合征; 正中神经卡压; 超声检查

【中图分类号】 R745.4; R445.2 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2020)09-1176-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.09.020

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Application of improved U-Net deep network in quantitative evaluation of median nerve entrapment in carpal tunnel syndrome CAI Ye-hua, CHENG Yi, SHAO Jie, et al. Department of Ultrasound, Huashan Hospital, Fudan University, Shanghai 200040, China

【Abstract】 Objective: To quantitatively evaluate the ultrasonic images of median nerve in carpal tunnel syndrome (CTS) using improved U-Net deep network learning, to determine the convolutional neural network model based on the improved U-Net deep network learning and to explore its application value in the quantitative evaluation of median nerve entrapment in carpal tunnel syndrome. **Methods:** A total of 213 patients with median nerve entrapment in carpal tunnel syndrome confirmed by electromyography and 104 healthy volunteers were collected. 60 of 213 cases of median nerve entrapment were bilateral. Ultrasonography was performed on 317 subjects, and totally 377 groups of median nerve images were obtained by preserving the images in the carpal tunnel. The images of 377 groups were outlined by physicians who specialize in musculoskeletal ultrasound. The convolution neural network model based on the improved U-Net deep network learning was applied to segment the compressed median nerve ultrasonic images of carpal tunnel syndrome, and quantitative analysis was performed to extract the radiomics quantitative characteristics from the transverse and longitudinal median nerve ultrasonic images. **Results:** The improved U-Net deep network could identify and segment median nerve well. The improved U-Net deep network could quantitatively represent the echo reduction of the median nerve in CTS, and the differences of regional light and dark parameter A, light and dark parameter I, contrast light and dark parameter RI, texture parameter Homo, and texture heterogeneous

作者单位: 200040 上海, 复旦大学附属华山医院超声医学科(蔡叶华, 程恽, 邵洁); 200444 上海, 上海大学通信与信息工程学院生物医学工程研究所, 智慧医疗与智能影像学技术(SMART)实验室(田宝园, 张麒); 200444 上海, 上海先进通信与数据科学研究院(上海大学)(田宝园, 张麒); 201399 上海, 复旦大学附属上海浦东医院(傅燕, 张俊)

作者简介: 蔡叶华(1980—), 男, 上海人, 硕士, 副主任医师, 主要从事肌骨超声诊断工作。

通讯作者: 张俊, E-mail: zhangjundr@aliyun.com

基金项目: 浦东新区科学技术委员会, 计算机辅助定量分析灰阶及弹性超声在前臂神经卡压综合征诊断中的应用(PKJ2017-Y47)

parameter cont were statistically significant ($P=0.000$). **Conclusion:** The improved U-Net model performs well in the automatic segmentation of median nerve ultrasonic images, and can quantitatively analyze the gray scale and the uniformity of nerve texture in the case of median nerve entrapment in carpal tunnel syndrome.

【Key words】 U-Net deep network; Nerve segmentation; Carpal tunnel syndrome; Median nerve entrapment; Ultrasonography

腕管综合征(carpal tunnel syndrome, CTS)由正中神经穿过腕管时受到挤压引起,包括一系列症状和体征。一般人群中 CTS 的发病率为 1%~5%^[1-3],女性的发病率(0.7%~9.2%)高于男性(0.4%~2.1%)^[1,2,4-6]。CTS 最重要的临床表现是正中神经支配区的夜间疼痛或感觉异常^[7];主要采用神经传导检查,有时辅以针极肌电图检查(electromyography, EMG),是评估 CTS 的标准组成部分^[8]。超声检查的相关研究显示,CTS 患者正中神经的横截面积显著大于对照组的横截面积^[9-14];通过超声诊断正中神经卡压,观察神经形态以及回声,不仅对检查医师专业技能要求较高,而且带有主观性因素。近年来随着人工智能硬件的突破和更新,AI 的概念在 1956 年首次被提出来,并已在医疗领域广泛应用^[15],尤其是在医学影像方面,将机器学习和深度学习两者结合,促使人工智能在各种影像诊断和治疗中的潜在使用价值迅速增高^[16]。本研究旨在通过人工智能提取在腕管综合征正中神经卡压时正中神经形态学的客观数据,运用改进 U-Net 深度网络学习定量评价 CTS 正中神经卡压的超声图像。

材料与方法

1. 研究对象

搜集 2017 年 3 月至 2018 年 11 月来我院就诊的 213 例经肌电图确诊的 CTS 正中神经卡压患者,其中男 89 例,女 124 例,平均年龄为(53±15)岁,其中 60 例伴有双侧正中神经卡压;选取 104 例健康志愿者,其中男 45 例,女 59 例,平均年龄为(43±15)岁。

2. 研究方法

超声检查:317 例(确诊病例 213 例,健康志愿者 104 例)受检者均在我院行超声检查,不固定检查设备及检查医师。其中 60 例双侧腕管综合征患者行双侧正中神经超声检查,153 例单侧腕管综合征患者仅对患侧正中神经行超声检查。104 例健康志愿者行单侧超声检查。317 例受检者共得到 377 组超声图像。

应用改进 U-Net 深度网络定量分析超声图像:由本科室两位从事多年肌骨超声检查的医师,对所有 377 组图像,包括正中神经横切面及纵切面的图像进行勾勒。验证前,将这些标记图像处理成黑白二值图,

即掩膜图像。采用改进的 U-Net 网络结构进行验证,主要包括以下五个步骤,即数据集处理、数据增强、U-Net 网络训练、图像预测、图像后处理。将基于原始超声图像及其对应的掩膜图像提取病灶的空域特征,包括一阶统计量特征和灰度共生矩阵特征(gray level co-occurrence matrix, GLCM)。灰度共生矩阵是一种纹理分析方法,其定义为图像上间隔距离为 d 和方向的两个像素同时出现的联合概率分布 G ,提取的 GLCM 特征包括对比度(A, I, RI 等)和均一度(Homo, Cont 等)。对比度反映神经区域灰度值局部变化的情况,值越大说明灰度变化越大;均一度反映纹理相似度,值越大说明灰度越接近,分布均匀。

3. 统计学分析

采用 MATLAB R2007a 进行统计学分析。两组(即 CTS 组与对照组)参数间的比较采用两样本 t 检验(正态分布)或 Kruskal-Wallis 检验,各组间比较计算正中神经的横、纵切面定量参数。以 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

1. 图像切割

改进的 U-Net 深度网络可以很好地识别切割正中神经(图 1)。图 1 中第 1 列表示的是医生勾画出的超声纵切面神经的病灶区域图像,第 2 列是模型预测出的超声神经的病灶区域图像,图中绿线表示勾勒出的病灶的位置;每一行分别表示一组根据医生手工标注和预测图像所勾画的病灶位置。

2. 正中神经灰度定量分析

改进 U-Net 深度网络可以定量表示 CTS 中卡压的正中神经回声减低,其中区域明暗参数 A 值有统计学意义($P=0.000$);明暗参数 I,包括 I 平均数(Imean)以及 I 中位数(Imedian),均有统计学意义($P=0.000$,表 1),表明在 CTS 中正中神经的回声减低;而明暗对比参数 RI,包括 RI95 分位数(RIquantl95)、RI90 分位数(RI90quantl90)、RI 平均数(RImean)、RI 中位数(RImedian)、RI 平均数 95 分位数(RImean-quantl95)、RI 平均数 90 分位数(RImean-quantl90)、RI 中位数 95 分位数(RImedian-quantl95)以及 RI 中位数 90 分位数(RImedian-quantl90),均有统计学意

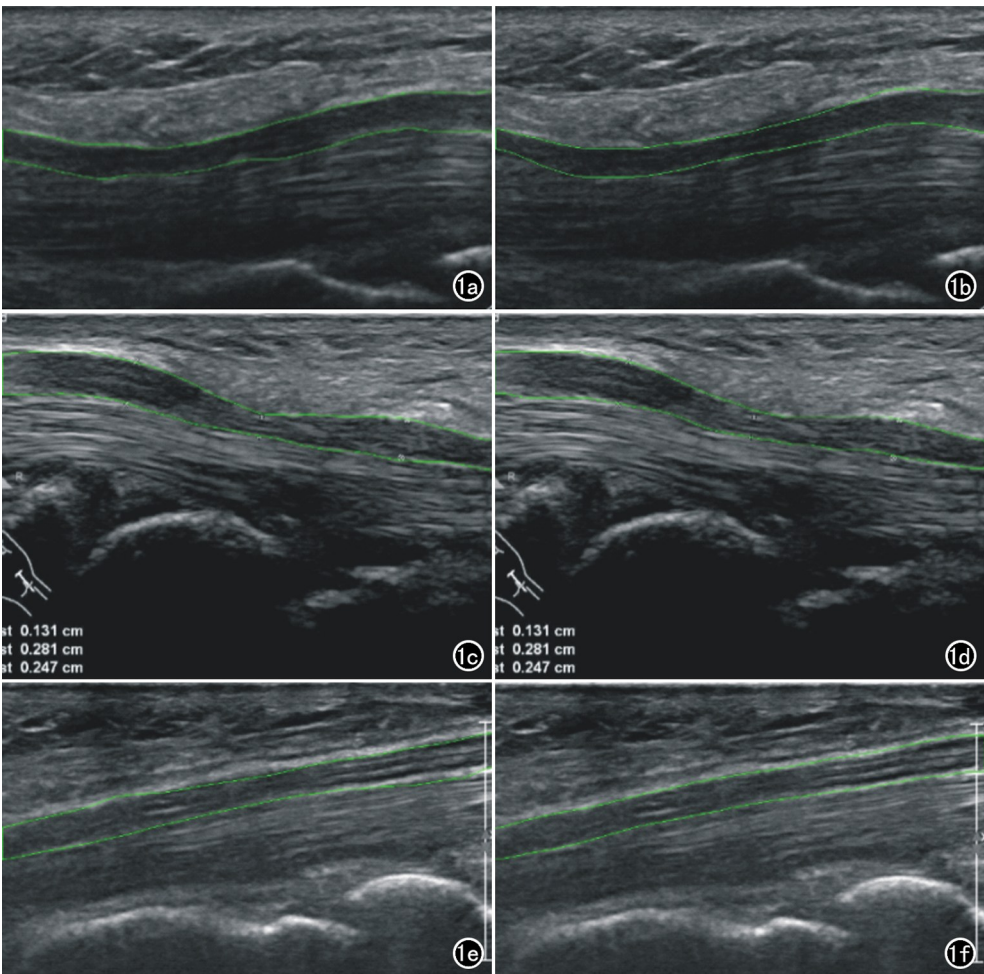


图1 U-Net 网络纵切面分割效果三组样例(a)(b)(c)。a)样例(a)人工标记;b)样例(a)人工智能识别标记;c)样例(b)人工标记;d)样例(b)人工智能识别标记:e)样例(c)人工标记:f)样例(c)人工智能识别标记。

义($P=0.000$),表明在 CTS 中,即使不同操作者不同超声设备,即使在检查中调高增益,卡压的正中神经对比周围软组织的回声均减低。

表 1 改进 U-Net 深度网络定量验证 CTS 正中神经回声减低				
指标	<i>P</i> 值	平均数/ 中位数	标准差/ 四分位距	1 为非 正态分布
A	4.43×10^{-9}	0.293715	0.167939	1
Imean	1.35×10^{-20}	49.58499	29.7533	1
Imedian	1.30×10^{-17}	45	30	1
RImean	3.51×10^{-25}	0.760146	0.177648	1
RImedian	0.000	0.798438	0.198139	1
RIquantl90	9.82×10^{-43}	0.714719	0.214834	1
RIquantl95	6.29×10^{-41}	0.709131	0.28933	1
RImean-quantl90	3.57×10^{-26}	0.522433	0.092618	0
RImean-quantl95	1.06×10^{-30}	0.348128	0.140247	1
RImedian-quantl90	4.94×10^{-20}	0.473851	0.107941	0
RImedian-quantl95	1.7×10^{-24}	0.308219	0.152024	1

注:A=区域明暗参数,Imean=明暗参数均数,Imedian=明暗参数中位数,RI=对比明暗参数,RImean=对比明暗参数均数,RImedian=对比明暗参数中位数,RI95 分位数=RIquantl95,RI90 分位数=RI90quantl90,RI 平均数 95 分位数=RImean-quantl95,RI 平均数 90 分位数=RImean-quantl90,RI 中位数 95 分位数=RImedian-quantl95,RI 中位数 90 分位数=RImedian-quantl90。当参数为非正态分布,参数值为中位数与四分位距,*P* 值使用中位数与四分位距由 KW 检验计算;当参数符合正态分布时,参数值为均数与标准差,*P* 值使用平均数与标准差由 *t* 检验计算。

准差由 *t* 检验计算。

3.正中神经纹理均匀性定量分析

改进 U-Net 深度网络可以定量表示 CTS 中卡压的正中神经纹理不均匀分布,其中纹理参数 Homo1 至 Homo15 ($P=0.000$,表 2),以及纹理不均匀参数 Cont1 至 Cont15 ($P=0.000$,表 3),均有统计学差异,表明在 CTS 中卡压的正中神经在回声减低的同时,在腕管段的正中神经的回声是不均匀分布的。

讨 论

腕管由上方的腕横韧带(屈肌支持带)与下方的腕骨构成^[17],正中神经必须行经这一解剖通道,并和前臂肌群的 9 条屈肌腱伴行^[17,18]。正中神经最常在腕管内出现炎症和受压。CTS 的病理生理学因素很多。腕管内压力升高是引起临床 CTS 的关键因素^[7]。虽然尚不清楚引起

CTS 腕管压力升高的确切病因,但实验表明其机制可能是解剖结构压迫和/或炎症。腕管内压力增加可以直接损伤神经、影响轴突运输,或压迫神经束膜内的血

表 2 改进 U-Net 深度网络 Homo 参数定量验证 CTS				
指标	<i>P</i> 值	平均数/ 中位数	标准差/ 四分位距	1 为非 正态分布
Homo1	1.61×10^{-35}	0.89217	0.056567	1
Homo2	7.59×10^{-38}	0.820535	0.086397	1
Homo3	1.37×10^{-38}	0.695438	0.059038	0
Homo4	9.8×10^{-37}	0.66303	0.062014	0
Homo5	6.21×10^{-35}	0.641709	0.063445	0
Homo6	3.16×10^{-33}	0.627583	0.063811	0
Homo7	1.25×10^{-31}	0.618578	0.063588	0
Homo8	1.4×10^{-30}	0.61254	0.063536	0
Homo9	6.77×10^{-30}	0.608366	0.06343	0
Homo10	4.81×10^{-29}	0.681267	0.120896	1
Homo11	2.60×10^{-29}	0.679198	0.121998	1
Homo12	5.54×10^{-31}	0.598269	0.06437	0
Homo13	7.20×10^{-32}	0.594913	0.065007	0
Homo14	6.92×10^{-33}	0.590826	0.067284	0
Homo15	5.84×10^{-34}	0.586675	0.069715	0

注:当参数为非正态分布,参数值为中位数与四分位距,*P* 值使用中位数与四分位距由 KW 检验计算;当参数符合正态分布时,参数值为平均数与标准差,*P* 值使用平均数与标准差由 *t* 检验计算。

表 3 改进 U-Net 深度网络 Cont 参数定量验证 CTS

指标	<i>P</i> 值	均数/ 中位数	标准差/ 四分位距	1 为非 正态分布	
Cont1	4.55×10^{23}	10	0.278126	0.127315	1
Cont2	5.91×10^{-42}	0.504231	0.269755		1
Cont3	1.03×10^{-42}	0.739029	0.442808		1
Cont4	2.33×10^{-41}	0.920561	0.629255		1
Cont5	4.22×10^{-40}	1.078968	0.787197		1
Cont6	9.70×10^{-39}	1.191596	0.892938		1
Cont7	1.61×10^{-37}	1.294895	0.978126		1
Cont8	2.45×10^{-36}	1.382355	1.070906		1
Cont9	1.86×10^{-35}	1.420306	1.097515		1
Cont10	5.25×10^{-35}	1.452692	1.085539		1
Cont11	5.65×10^{-35}	1.461474	1.124326		1
Cont12	1.77×10^{-35}	1.478478	1.149811		1
Cont13	4.07×10^{-36}	1.49383	1.149867		1
Cont14	1.06×10^{-36}	1.505953	1.143857		1
Cont15	9.12×10^{-37}	1.526111	1.166001		1

注:当参数为非正态分布,参数值为中位数与四分位距,P 值使用中位数与四分位距由 KW 检验计算;当参数符合正态分布时,参数值为平均数与标准差,P 值使用平均数与标准差由 t 检验计算。

管并导致正中神经缺血^[19]。

对于疑似神经肌肉病的患者,常用的诊断性检查方法包括血液检测、神经传导检查、肌电图 (electromyography, EMG) 和组织活检。对于神经损伤,临床医生更接受肌电图的诊断结果,因为从本质上说电生理学检查是临床检查的延伸。即在插入针电极时、静息状态下(自发活动)和肌肉随意收缩时评估肌纤维电活动,以此评价神经功能^[20]。EMG 是一种应用广泛且通常耐受性良好的有创性操作,但针电极相关的疼痛明显,针电极 EMG 所致疼痛等同于静脉穿刺^[21],严重时甚至导致中止检查,影响了它的诊断适用性^[22]。

神经损伤的影像学检查既往仅限于疾病诊断的术中观察,偶尔使用 MRI 和 CT 进行。近年来,由于高分辨率超声的广泛应用,越来越多的临床医生已经接受认可了高频超声在神经损伤中的作用。当今的超声技术可提供实时的二维图像,并能提供二维图像重建而成的三维图像(3D),以及三维图像随着时间的改变(4D)^[23]。与 CT 和 MRI 相比,超声的优势在于能面对面地提供实时和动态的图像,具有更高的分辨率;但肌骨超声的缺点在于仅能提供局部图像,对比常规超声,对医生的要求更高,需要丰富的临床知识来确定具体病变位置和检查方法。

相关研究表明 CTS 患者的正中神经肿大且通常呈低回声^[24-27],通常情况下即使是在受压迫的区域中也增大。正中神经肿胀可能与轴浆内的细胞质流动受阻和小血管血流增加有关,这与超声所见的神经回声减低一致。本研究中 CTS 患者腕管处正中神经均表现为形态饱满,横断面面积超过 12mm²,回声减低。对于直径以及横断面面积尚有比较客观的测量数值,而对于正中神经卡压的另一项指标回声减低,目前尚

无量化的标准。由于受操作者本身的经验以及临床知识所限,在骨性标志隆起明显,超声探头无法充分贴合体表,正中神经与超声声束没有垂直时,会出现各向异性伪象,对于回声减低的评价,会比较主观甚至是错误的。所以,本研究引入人工智能,旨在可以量化评价神经回声减低的程度。

神经超声检查非常依赖超声医生的主观经验,包括神经卡压的位置、神经横断面面积以及神经回声,医师通过超声检查时正中神经的位置、形态、灰度、纹理等相关信息给出诊断^[28],此过程存在观察者间和观察者内的差异,且耗时耗力,已经无法满足快速、批量的临床诊断需求。随着人工智能的快速发展,基于深度学习的图像分割模型被广泛应用于医学图像分割领域,并取得了不俗成果。深度学习图像分割算法主要为基于全卷积网络的图像分割算法,尤其是 U-Net 图像分割算法在医学图像分割上颇受关注^[29]。基于 U-Net 深度神经网络对其结构进行优化改进,构建适用于超声图像正中神经分割的卷积神经网络模型。此前的预实验结果表明此次使用的改进 U-Net 模型在超声正中神经图像的自动分割方面表现良好,横切面、纵切面的 Dice 系数分别达到了 78% 与 89%。本研究主要针对 CTS 时正中神经灰阶的人工智能诊断,在得出的 91 个参数中,包括区域明暗参数 A,明暗参数 I,明暗对比参数 RI,纹理参数 Homo 以及纹理不均匀参数 Cont 等均有统计学差异,即可通过改进 U-Net 深度网络定量分析正中神经灰阶图像,除了形态肿胀,CTS 中正中神经还表现为不均匀性的回声减低。

由于超声图像信息的复杂性,该研究存在不足和缺陷,需要进一步的拓展和完善。U-Net 网络的参数会影响神经网络的稳定性和输出结果,要得到一个泛化性较强的网络模型需要尝试不同的超参数组合。另外由于预实验样本数(1000 例)较少,训练集特征相对较少,因此后续可以增加样本量,尤其是神经横断面超声图像,提高模型泛化能力。

综上所述,改进的 U-Net 模型在超声正中神经图像自动分割方面表现良好;在行 CTS 高频超声检查时,灰阶超声除了测量正中神经直径及横断面面积外,可以通过改进的 U-Net 模型定量分析 CTS 中正中神经卡压时灰度,对比周边组织的灰度以及神经内纹理、回声的均匀性。

参考文献:

[1] Pourmemari MH, Heliövaara M, Viikari-Juntura E, et al. Carpal tunnel release: lifetime prevalence, annual incidence, and risk factors[J]. Muscle Nerve, 2018, 58(4): 497-502.

[2] Atroshi I, Gummesson C, Johnsson R, et al. Prevalence of carpal tunnel syndrome in a general population[J]. JAMA, 1999, 282

- (2):153-158.
- [3] De Krom MC, Kester AD, Knipschild PG, et al. Risk factors for carpal tunnel syndrome[J]. *Am J Epidemiol*, 1990, 132(6): 1102-1110.
 - [4] Stevens JC, Witt JC, Smith BE, et al. The frequency of carpal tunnel syndrome in computer users at a medical facility[J]. *Neurology*, 2001, 56(11): 1568-1570.
 - [5] Stevens JC, Sun S, Beard CM, et al. Carpal tunnel syndrome in Rochester, Minnesota, 1961 to 1980[J]. *Neurology*, 1988, 38(1): 134-138.
 - [6] De Krom MC, Knipschild PG, Kester AD, et al. Carpal tunnel syndrome: prevalence in the general population[J]. *J Clin Epidemiol*, 1992, 45(4): 373-376.
 - [7] Bland JD. Carpal tunnel syndrome[J]. *BMJ*, 2007, 335(7615): 343-346.
 - [8] Jablęcki CK, Andary MT, Floeter MK, et al. Practice parameter: Electrodiagnostic studies in carpal tunnel syndrome. Report of the American Association of Electrodiagnostic Medicine, American Academy of Neurology, and the American Academy of Physical Medicine and Rehabilitation[J]. *Neurology*, 2002, 58(11): 1589-1592.
 - [9] Ashraf AR, Jali R, Moghtaderi AR, et al. The diagnostic value of ultrasonography in patients with electrophysiologically confirmed carpal tunnel syndrome [J]. *Electromyogr Clin Neurophysiol*, 2009, 49(1): 3-8.
 - [10] Yesildag A, Kutluhan S, Sengul N, et al. The role of ultrasonographic measurements of the median nerve in the diagnosis of carpal tunnel syndrome[J]. *Clin Radiol*, 2004, 59(10): 910-915.
 - [11] Visser LH, Smidt MH, Lee ML. High-resolution sonography versus EMG in the diagnosis of carpal tunnel syndrome[J]. *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, 2008, 79(1): 63-67.
 - [12] Moran L, Perez M, Esteban A, et al. Sonographic measurement of cross-sectional area of the median nerve in the diagnosis of carpal tunnel syndrome: correlation with nerve conduction studies[J]. *J Clin Ultrasound*, 2009, 37(3): 125-131.
 - [13] Wiesler ER, Chloros GD, Cartwright MS, et al. The use of diagnostic ultrasound in carpal tunnel syndrome[J]. *J Hand Surg Am*, 2006, 31(5): 726-732.
 - [14] Mhoon JT, Juel VC, Hobson-Webb LD. Median nerve ultrasound as a screening tool in carpal tunnel syndrome: correlation of cross-sectional area measures with electrodiagnostic abnormality [J]. *Muscle Nerve*, 2012, 46(6): 871-878.
 - [15] Mayo RC, Leung J. Artificial intelligence and deep learning—Radiology's next frontier[J]. *Clin Imaging*, 2018, 49(1): 87-88.
 - [16] Mendelson EB. Artificial intelligence in breast imaging: potentials and limitations[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2019, 212(2): 293-299.
 - [17] Jilapalli D, Shefner JM. Electrodiagnosis in common mononeuropathies and plexopathies[J]. *Semin Neurol*, 2005, 25(2): 196-203.
 - [18] Keir PJ, Rempel DM. Pathomechanics of peripheral nerve loading. Evidence in carpal tunnel syndrome[J]. *J Hand Ther*, 2005, 18(2): 259-269.
 - [19] Amirfeyz R, Gozzard C, Leslie IJ. Hand elevation test for assessment of carpal tunnel syndrome[J]. *J Hand Surg Br*, 2005, 30(4): 361-364.
 - [20] Daube JR, Rubin DI. Needle electromyography[J]. *Muscle Nerve*, 2009, 39(2): 244-270.
 - [21] Alshaikh NM, Martinez JP, Pitt MC. Perception of pain during electromyography in children: A prospective study [J]. *Muscle Nerve*, 2016, 54(3): 422-426.
 - [22] London ZN. Safety and pain in electrodiagnostic studies[J]. *Muscle Nerve*, 2017, 55(2): 149-159.
 - [23] Tonni G, Centini G, Rosignoli L. Prenatal screening for fetal face and clefting in a prospective study on low-risk population: can 3- and 4-dimensional ultrasound enhance visualization and detection rate? [J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod*, 2005, 100(4): 420-426.
 - [24] Lee CH, Kim TK, Yoon ES, et al. Correlation of high-resolution ultrasonographic findings with the clinical symptoms and electrodiagnostic data in carpal tunnel syndrome[J]. *Ann Plast Surg*, 2005, 54(1): 20-23.
 - [25] Wong SM, Griffith JF, Hui AC, et al. Carpal tunnel syndrome: diagnostic usefulness of sonography[J]. *Radiology*, 2004, 232(1): 93-99.
 - [26] Kele H, Verheggen R, Bittermann HJ, et al. The potential value of ultrasonography in the evaluation of carpal tunnel syndrome [J]. *Neurology*, 2003, 61(3): 389-391.
 - [27] Beekman R, Visser LH. Sonography in the diagnosis of carpal tunnel syndrome: a critical review of the literature[J]. *Muscle Nerve*, 2003, 27(1): 26-33.
 - [28] 陈帅, 张麒. 乳腺肿瘤超声图像的反应扩散水平集分割[J]. *自动化仪表*, 2015, 36(9): 34-37.
 - [29] Fabijanska A. Segmentation of corneal endothelium images using a U-Net-based convolutional neural network [J]. *Artif Intell Med*, 2018, 88(6): 1-13.

(收稿日期: 2020-01-06 修回日期: 2020-03-06)