

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105944

基于条件约束的区域生长法耳蜗 MR 图像分割*

张宇豪 徐磊 白一清

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘要: 在传统区域生长算法中,由于生长判定规则具有局限性,所以在分割医学图片时很容易产生过分割现象。为了解决过分割问题,提出了一种基于距离约束、多种子点加权的区域生长法对颞骨 MR 图像中的耳蜗区域进行分割。首先在区域生长法中添加一个距离约束条件,用于解决原始算法中存在的过分割问题;然后又进一步引入动态多种子点加权生长规则,降低了因种子点选取不适造成的误差。经过在多组数据上进行实验,所提出改进算法的 Dice 系数和交并比的平均值分别达到 90.13% 和 88.59%,面积重叠误差和相对面积差平均值仅有 11.64% 和 9.89%,较好于其他算法。

关键词: 耳蜗分割;区域生长法;条件距离约束;多种子点

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Cochlear MR image segmentation based on conditional constraint region growing method

Zhang Yuhao Xu Lei Bai Yiqing

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In the traditional region growing algorithm, because of the limitation of the growing rule, it is easy to produce over segmentation phenomenon in medical image segmentation. In order to solve the problem of over segmentation, a region growing method based on distance constraint and multiple sub points weighting is proposed to segment the cochlear region in temporal bone MR images. Firstly, a distance constraint is added to the region growing method to solve the over segmentation problem in the original algorithm. Then, the dynamic multi seed weighted growing rule is introduced to reduce the error caused by the unsuitable selection of seed points. After experiments on several groups of data, the average values of Dice coefficient and intersection union ratio of the improved algorithm are 90.13% and 88.59% respectively, and the average values of area overlap error and relative area difference are only 11.64% and 9.89%, which are better than other algorithms.

Keywords: cochlear segmentation; region growing algorithm; conditional distance constraint; multi-seed point

0 引言

当病人患有重度感音神经性耳聋时,一种有效的治疗方法就是进行人工耳蜗移植手术。通常在手术之前,患者需要进行影像学检查,排除耳蜗畸形、耳迷路缺失以及听力神经病变等症状。若存在以上病症,手术就无法进行。所以对患者进行耳迷路等组织的影像学检查是必不可少的操作。一张医学影像图片需要先经过医生手动标注、分割耳蜗区域,然后才会交给耳科医生进行诊断。为了提高分割的效率和精度,计算机辅助系统便发挥了重要的作用。由于颞骨 MR 图片存在灰度不均匀、弱边界、噪声干扰等问

题^[1],导致耳蜗分割存在较大的误差,影响后续的耳蜗三维重建和配准工作。所以研究耳蜗分割算法,提高分割的精准度,是提高人工耳蜗移植手术成功的重要因素。

近些年来,国内外有许多人尝试用多种算法对耳蜗组织进行分割。Jeevakala 等^[2]利用区域生长算法对 CT 图像中的耳蜗区域进行分割,用于辅助外科医生观察人工耳蜗植入位置是否正确。由于 CT 图像只能做人体横断面的扫描图像,而 MR 图像可以横断、矢状、冠状等切面的扫描图像,其包含的信息比 CT 图像更加丰富,所以该方法有待在 MR 图像上进行进一步的测试。吴曙智等^[3]使用基于 Otsu 算法的方法对内耳进行分割,但是由于 Otsu 算法是基于像

收稿日期:2021-03-12

* 基金项目:上海市自然科学基金(17ZR1443500)项目资助

素方差最大的阈值分割算法,因此无法有效的分割出内耳及其边缘,所以分割的效果并不是很好。刁现芬等^[4]则采用基于阈值区间的水平集算法对耳蜗进行分割,该分割过程分为粗分割和细分割两个过程,在细分割过程中,虽然鼓阶的轮廓清晰可见,但是耳蜗的轮廓有些模糊,这是为了使轮廓在演变过程中保持光滑而平滑掉了耳蜗组织内部的弱边界所致,而且该算法的运行时间过长。刁现芬等^[5]采用窄带水平集对耳蜗进行分割,虽然经过对水平集算法的改进,分割速度有了改进,但是随着迭代次数的增加,耳蜗轮廓会蔓延到周围的组织,影响分割。朱珊珊^[6]提出了一种基于统计形状模型的水平集算法,用于对三维 MR 内耳图像进行自动分割。该方法先利用统计分析获得内耳的统计形状模型,然后基于这个统计模型设定水平集的初始轮廓,在此基础上进行水平集演化,进一步细分割。

Fan 等^[7]立足于深度学习比活动轮廓模型分割结果更加精准、活动轮廓模型比深度学习更健壮这一观点,提出了一个类似 U-Net 的架构。该架构将活动轮廓模型分段整合到网络中,融合两者优势对 CT 图像中的耳蜗区域进行分割,最终取得了不错的分割结果。但是使用深度学习训练一个分割模型需要使用大量的图片数据,与心、肝脏等数据相比,耳蜗公开的数据量略显不足,不足以支撑大规模的训练。Wang 等^[8]提出了利用生成对抗网络来合成耳蜗数据图像用于分割耳蜗,这些数据主要是用于辅助分割,提升分割精度。该方法可以生成一定的数据,但是与真实图片相比还是有一定的差距,不适用于精度较高的场景。所以本文使用传统的区域生长算法对 MR 图像中的耳蜗区域进行分割。本文首先提出了一种基于距离约束的区域生长法,通过对分割目标区域边界进行约束,限定种子点的生长范围,从根本上解决了过分割问题;然后进一步提出了多种子点加权算法,用于优化种子点选取问题;最终在多组颞骨 MR 图片中进行实验对比,证明了所提出算法的有效性。接下来的小节将会详细介绍改进后的算法。

1 区域生长法

区域生长法是一种传统的区域分割算法,该算法将图像中具有相似性质的像素点集合起来构成一个区域。其基本思想是:首先要选择一个或多个像素点作为种子点,然后依据所制定的相似性准则,依次将种子点周围具有相似性质的像素归并到种子点所在的集合中,最后依据生长停止的条件结束种子点生长。影响该算法结果因素主要有:1)种子点的选取;2)区域生长规则;3)终止条件。

在分割序列式的核磁共振颞骨图像时,因为核磁共振图片是层序的^[9],所以耳蜗区域会随着图片序列的变化而变化,可能是与周围组织相连,也可能会分为两个部分^[10]。传统的区域生长法无法适应这种变化,往往会产生过分割问题。如图 1 所示,图 1(a)表示专家标注的结果及其对应

的局部放大图,图 1(b)表示原始区域生长法的分割结果,图 1(c)表示改进算法的分割结果。

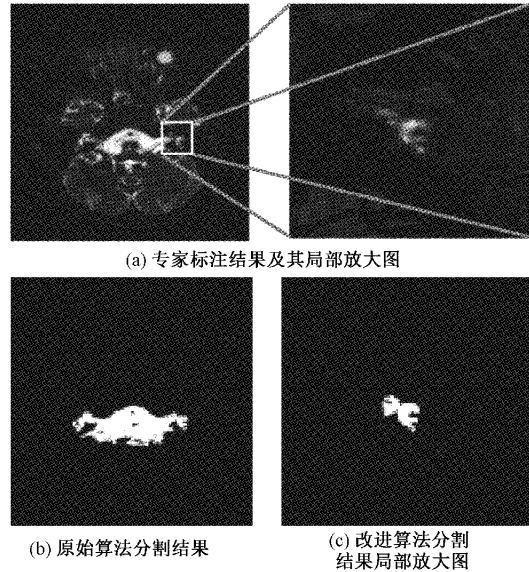


图 1 分割结果示意图

2 距离约束

在分割耳蜗 MR 图片中,区域生长算法产生过分割的原因主要是由于耳蜗的灰度值与周围相连的组织具有极其相近的像素值。无论如何选择种子点都会把与耳蜗相连的组织器官给包含进去。换言之,无法从改进种子点的选取上解决过分割问题。而生长规则是选择具有相似性质的像素点合并到同一个区域,由于耳蜗的像素值与相邻的组织器官像素值极其相近,如果单一的调整生长规则,在想要达到不把相邻组织器官包含进去的效果,往往会造成部分耳蜗组织也被排除其在外,也就产生了欠分割问题。所以如果想要解决过分割问题,需要改进区域生长的停止条件,对其加以限制,使得在分割耳蜗组织之后停止生长,这样就可以解决过分割问题。

本文做出一种假设:所选的种子点一定是在耳蜗组织上,而且处于耳蜗器官的中心附近。基于这一前提,本文提出了一种距离约束项作为新型的停止生长条件。即每一个新加入的像素点不仅需要与种子点具有相似的性质,而且需要处于以种子点为圆心, d 为半径的圆形区域内。当种子点不在范围之内时,即使与种子点具有相似的性质,也不应该划分为目标区域,于是可以得到式(1):

$$d \geq \sqrt{(x_{seed} - x_{new})^2 + (y_{seed} - y_{new})^2} \quad (1)$$

式中: x_{seed} 和 y_{seed} 分别为种子点的横纵坐标; x_{new} 和 y_{new} 分别为新像素点的横纵坐标; d 为约束距离。许章云等^[11]对 120 位患有先天性感音神经性耳聋的儿童进行了颞骨影像学分析,用于测量儿童耳蜗大小;最终测得男性患儿的耳蜗长约为 (8.55 ± 0.31) mm,高约为 (4.57 ± 0.28) mm;女性患儿的耳蜗长约为 (8.45 ± 0.28) mm,高约为 $(4.42 \pm$

0.34) mm。将切片厚度为 0.4 mm 的 16 bit MR 颞骨图像转换为 8 bit 的数字图像(461×512)之后,耳蜗区域所占像素块约 40×45。

本文依据该先验知识,利用 ImageJ 软件进行处理得到如图 2 所示结果。图中的圆形区域代表约束圆,直线代表约束圆的直径。经过在所有耳蜗数据集上进行测试可知,当设定圆的直径为 50 pixel 时,该约束圆足以覆盖所有数据的耳蜗区域。

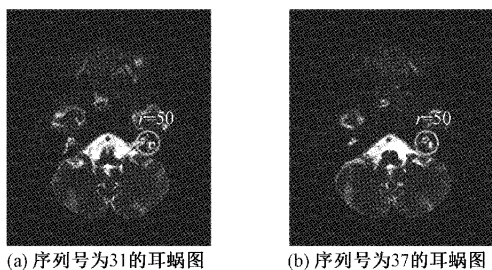


图 2 ImageJ 软件测量结果

3 多种子点

在处理医学图像过程中,区域生长法的生长规则通常是依据于种子点与新像素点之间的像素差是否在预设的阈值之内。如果两个像素点的像素差在阈值内,那么新像素点就归属于种子点所生成的目标区域;反之就不属于目标区域。当选取的阈值和种子点不合适,就会产生误分割问题。在上文中因为假设了种子点的选取会尽可能的处于耳蜗的中心区域,这就在一定程度上固定了种子点选取,如果还是采用传统的区域生长算法的判定条件,那么会产生一定的分割误差。为了解决该问题,本文又进一步提出了动态多种子点生长算法。该算法的核心是:假设已知一个种子点和一个新的像素点,在进行计算像素差值的时候,不再是简单的对这两个像素点进行计算,而是再从已知的目标区域中随机选取一个新的种子点,然后将该像素点与原始的种子点进行加权计算,然后再与新的像素点进行计算差值,判断是否属于目标区域,计算公式如下所示:

$$|(1-\alpha)P_{seed} + \alpha P_{newseed} - P_{new}| \leq threshold \quad (2)$$

式中: P_{seed} 为固定的种子点; $P_{newseed}$ 为随机选取的种子点; P_{new} 为新的像素点; $threshold$ 为判断阈值; $\alpha = \frac{d_1}{d_1 + d_2}$, d_1 为 $P_{newseed}$ 到 P_{new} 之间的距离, d_2 为 P_{seed} 到 P_{new} 之间的距离。 α 作为一个权值用于调节两个种子点对于新加入的像素点作用效果。如果新加入的点 P_{new} 更靠近 $P_{newseed}$ 点,那么说明 $P_{newseed}$ 点对其有更大的约束性,所以 $\alpha > 0.5$; 如果新加入的点 P_{new} 更靠近 P_{seed} 点,那么说明 P_{seed} 点对其有更大的约束性,所以 $1 - \alpha > 0.5$ 。

对于何时选取新的种子点,本文采用的策略是已知耳蜗所占像素块数目大约为 200~1 000 的这一前提,通过不断调整选取第 2 个种子点时种子点所扩张出的像素数目,

选取其中最优的分割结果作为种子点选取的时机。即当分割目标区域的像素块数目分别达到 100,200,⋯,1 000 时,随机从里面选取一个像素块作为新种子点继续生长。本文随机选取一些耳蜗图片在不同时机选取第 2 个种子点,计算其分割结果与真实标签结果之间交并比(intersection over union, IOU),选取 IOU 最大时对应的生长区域像素数目,作为的新种子点选取时机。最终结果如图 3 所示。从图中可以看出,当种子生长的像素块数目达到 500 时,其分割结果与真实标签之间的 IOU 约 88.5%,明显优于其他选取时机。从图中也可以看出当目标区域数目为 0 时,等价于不使用多种子点进行分割,其分割结果与真实标签之间的 IOU 大约为 86.8%,明显低于使用多种子点的分割效果。证明了算法使用加权多种子点的有效性。

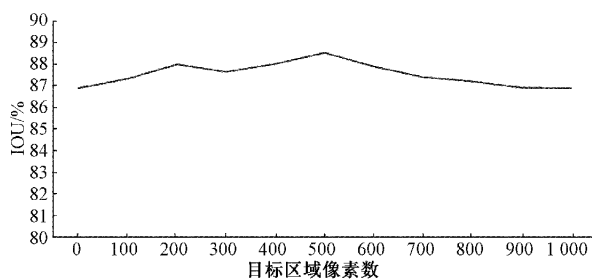


图 3 耳蜗选取时机结果对比图

对于如何选取合适的阈值,本文采取的方法是统计耳蜗区域的像素值分布,从中计算出合适的阈值,通过对比不同层次的切片,发现耳蜗像素灰度值大约分布在 50~250 之间,其背景像素大致分布在 0~50 之间。而本文选取的第 1 个种子点处于耳蜗中心区域,其像素值分布在 180~200 之间。当阈值为 100 时,种子点所能生长的像素值范围可以覆盖 80~255,即可以覆盖绝大多数的耳蜗区域。

4 算法结果分析

本次数据样本为一组核磁共振图片,共计 60 张的序列式颞骨 MR 图片,该样本来自新华医院耳鼻喉科。在本轮测试结果中,距离约束条件 $d = 25$,条件阈值 $threshold = 100$,在保证条件变量一致性的前提之下,本文算法与传统的区域生长算法进行了实验对比。为了衡量改进之后区域生长法与传统区域生长法的差别,本节选取不同切片序列的耳蜗图片进行了测试。并且每一层次的切片对应使用传统算法和改进之后的算法进行分割耳蜗,两种算法使用相同位置的初始种子点,结果如图 4~6 所示,其中图 4 为右耳分割结果,图 5 和 6 为左耳分割结果。

图 4~6 为分割结果的对比图,每幅图中的子图(a)为原始图片,其中方形标注区域为待分割的耳蜗区域;子图(b)为专家标注的耳蜗区域局部放大图;子图(c)为原始算法分割结果的局部放大图(图 5 除外,图 5 的子图(c)为原始尺寸图片);子图(d)为改进算法的分割结果局部放大图。从上图中可以看出,相比于原始算法的分割结果(图 5

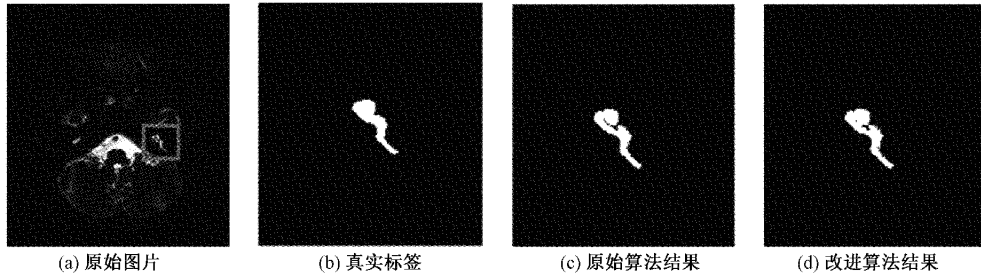


图 4 序列号为 37 的颞骨 MR 图片的右耳蜗分割结果对比图

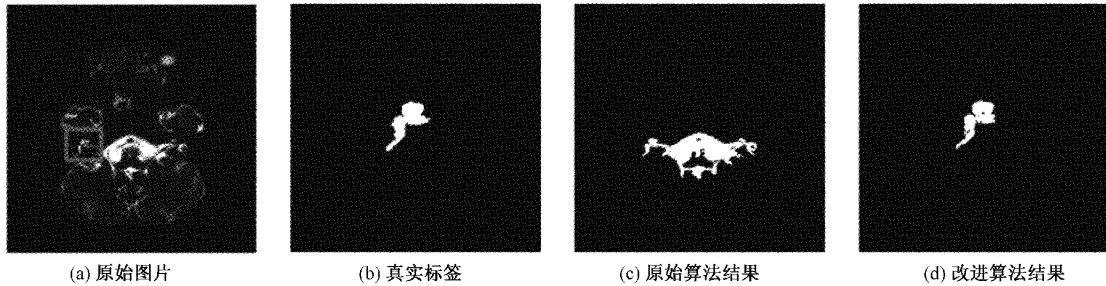


图 5 序列号为 27 的颞骨 MR 图片的左耳蜗分割结果对比图

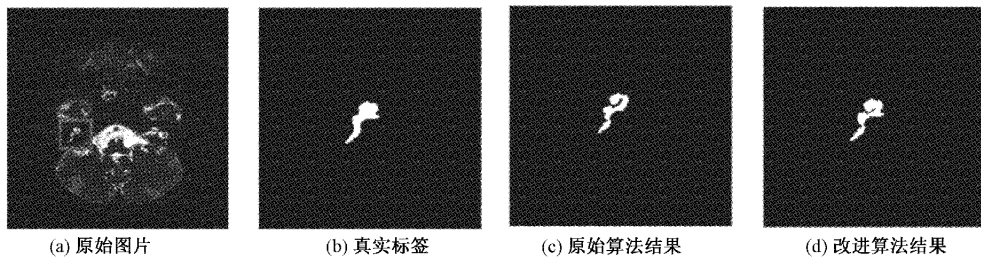


图 6 序列号为 33 的颞骨 MR 图片的左耳蜗分割结果对比图

的子图(c),由于算法的局限性,所以将原图中的非耳蜗区域的骨骼部分也包含在内,改进后的算法(图 5 的子图(d))并没有产生过分割现象,并且对比图 4(c)和(d),改进后的算法分割精度更加接近于真实标签。由此可以定性的证明,改进后的算法比原始算法更加出色。

本文使用一些常见的评价指标,从定量的角度对比改进算法与几种常见算法之间的差异,它们分别是: Dice Score (DSC)、IOU, 面积重叠误差 (area overlap error, AOE)、相对面积差 (relative area difference, RAD)^[12]:

$$DSC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (3)$$

$$IOU = \frac{TP}{FP + TP + FN} \quad (4)$$

$$AOE = 1 - \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (5)$$

$$RAD = \frac{|FN - FP|}{2TP + FP + FN} \quad (6)$$

从表 1 中可以看出,相比于水平集算法、Otsu 算法和原始区域生长算法,改进后的算法其 DSC 和 IOU 平均值分别可以达到 90.13% 和 88.59%,分割精度远远超过其他算法。并且改进后的算法其分割误差 AOE 和 RAD 平均值仅有 11.64% 和 9.89%,远远低于其他算法。

表 1 分割评价标准结果

	Dice Score		交并比		面积重叠误差		相对面积差	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
Otsu ^[13]	86.12	1.24	85.74	1.22	14.31	1.18	12.54	1.24
LBF ^[14]	88.21	1.20	87.28	1.19	12.11	1.08	10.17	1.32
原始算法	85.64	1.31	84.37	1.29	15.69	1.44	13.71	1.62
Ours	90.13	1.17	88.59	1.21	11.64	1.13	9.89	1.47

5 结 论

为了能够精准的分割出颞骨 MR 图像中的耳蜗部分,本文提出了一种改进之后的区域生长法。首先在原有的区域生长法的基础之上添加了距离约束,用来改进传统区域生长法中的过分割问题。虽然该方法有效地解决了过分割问题,但是在一定条件下表明在同一序列颞骨医学影像中,该种子点位置大致不变,这样会产生因种子点的选取不适所带来的某些误差^[15]。为了进一步解决该问题,又进一步提出了随机多种子点的加权约束,通过在已知目标区域随机选取一个种子点,然后与固定的种子点进行加权计算,从而判断新像素点是否属于目标区域。经过一系列评价标准的测试,与传统的区域生长算法相比,改进之后的区域生长算法取得了更好的结果。但是该方法依然具有一定的局限性。由于在选取第 2 个种子点时需要一定内存空间去记录每一个像素点,所以该算法对内存的占用量相对较高,只适用于分割较小的目标区域。接下来的工作将会进一步对算法进行优化,减少内存空间使用,使其适用于分割较大的目标区域。

参考文献

- [1] 赖艳梅,刘颖,方哲明,等. 内耳钆造影 MRI 前庭导水管显影的观察及临床意义[J]. 中华解剖与临床杂志, 2020, 25(6): 628-633.
- [2] JEEVAKALA S, RANGASAMI R. A novel segmentation of cochlear nerve using region growing algorithm [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 39: 117-129.
- [3] 吴曙智,李熹,郑炎焱,等. 基于 Otsu 法的内耳 MRI 图像三维快速分割的研究[J]. 中华耳科学杂志, 2017, 15(6): 732.
- [4] 刁现芬,陈思平,梁长虹,等. 基于阈值区间的水平集算法在耳蜗分割中的应用[J]. 浙江大学学报, 2006, 40(2): 262-266.
- [5] 刁现芬,陈思平,梁长虹,等. 窄带 Level Set 与可视化技术在耳蜗分割中的应用[J]. 生物医学工程学杂志, 2007, 24(5): 1161-1166.
- [6] 朱珊珊. 基于统计形状模型的三维内耳 MRI 图像自动分割研究[D]. 南京:南京理工大学, 2018.
- [7] FAN Y, ZHANG D, WANG J, et al. Combining model-and deep-learning-based methods for the accurate and robust segmentation of the intra-cochlear anatomy in clinical head CT images [C]. Medical Imaging 2020: Image Processing. International Society for Optics and Photonics, 2020: 11313-11316.
- [8] WANG J, NOBLE J H, DAWANT B M. Metal artifact reduction for the segmentation of the intra cochlear anatomy in CT images of the ear with 3D-conditional GANs[J]. Medical Image Analysis, 2019, 58: 64.
- [9] 魏璐璐,黄维平,尹中普,等. 人工耳蜗植入术前颞骨 HRCT 与内耳 MR 的评估价值[J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2018, 16(12): 37-40.
- [10] 陈彪,石颖,拱月,等. 耳蜗不全分隔畸形患儿耳蜗形态与人工耳蜗术后效果评估[J]. 中华耳科学杂志, 2020, 18(6): 1066-1071.
- [11] 许章云,刘文龙,曾清香,等. 内耳结构正常的先天性感音神经性聋患儿耳蜗测量与分析[J]. 临床耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2018, 32(17): 1316-1318.
- [12] 丁亮,张永平,张雪英. 图像分割方法及性能评价综述[J]. 软件, 2010(12): 78-83.
- [13] 袁小翠,黄志开,马永力,等. Otsu 阈值分割法特点及其应用分析[J]. 南昌工程学院学报, 2019, 38(1): 85-90.
- [14] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [15] 刘莹,李筠,杨海马,等. 结合区域生长与水平集算法的宫颈癌图像分割[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 146-152.

作者简介

张宇豪,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理、通用目标检测。

徐磊,博士研究生,讲师,主要研究方向为人工智能、数字图像处理等。

白一清,本科生,主要研究方向为数字图像处理。

E-mail:oswald@usst.edu.cn