

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2022.0005.003

# 一种基于犹豫中智集和水平集的皮肤镜图像分割方法

郑一然

(安徽工业大学 计算机科学与技术学院,安徽 马鞍山 243002)

**摘要:**皮肤镜图像分析技术的第一步为图像分割,分割的结果会直接影响到后续的处理过程,针对具有背景噪声、模糊边缘和灰度不均的皮肤镜图像,提出了一种新的结合水平集的犹豫中智集图像分割方法;首先利用犹豫中智集理论将图像转换为犹豫中智集图像,其中犹豫中智图像由三类子集组成( $T$ 、 $I$ 、 $F$ ),利用犹豫中智集图像突出表达图像的目标信息和边缘信息;然后针对传统 DRLSE 水平集的不足进行改进,构造新的边缘停止函数,并增加灰度驱动能量项,最后通过改进的 DRLSE 水平集对 ISIC(2018)皮肤镜图像进行分割测试;实验结果的交并比(Jaccard Index)值均大于 95%,且均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)和结构性相似指数(SSIM)均表现良好,表明方法能够准确、有效的分割具有模糊边缘和灰度不均的皮肤镜图像,对后续的皮肤镜图像的处理与诊断奠定了基础。

**关键词:**犹豫中智集;水平集;图像分割;皮肤镜图像

中图分类号:TP751

文献标志码:A

文章编号:1672-058X(2022)05-0017-07

## 0 前言

图像分割是近年来医学图像处理领域的一项基础性和前瞻性研究。它可以检测目标组织的位置并划分边界。在传统的医学图像诊断中,医生手动寻找目标病变和边缘,这非常耗时。因此,利用计算机自动分析医学图像对医生诊断疾病有很大的帮助。

皮肤癌是一种常见的疾病,而黑色素瘤是最危险的一种。黑色素瘤晚期会扩散到身体其他部位,因而很难进行治疗,常常会导致死亡。然而,早期黑色素瘤是可以治疗的,大多数可以治愈。研究人员已经做了许多努力在早期检测黑色素瘤。皮肤镜是一种非侵入性方法,通常用于皮肤癌筛查,以检查色素性皮肤病变。它可以生成皮肤上病变区域的高分

辨率图像。为了诊断黑色素瘤,仍然需要皮肤科医生根据几种皮肤病变模式来评估图像<sup>[1]</sup>。皮肤镜图像分析技术过程的第一步为图像分割,而分割结果的精确性会直接影响后续的特征分析和病变分类。

Zadeh<sup>[2]</sup>首次提出了模糊理论的概念,奠定了模糊数学理论的基础,模糊集只有一个隶属度函数,用来描述元素  $x$  对于集合  $A$  的隶属度,为了实现精确的病理诊断,基于模糊理论提出了一些医学图像处理过程,例如去噪、聚类、分割和分类,以推断内在的模糊性和不确定性。然而,基于模糊的方法仅对无噪声图像的处理有效果,对具有模糊边缘和噪声的图像很敏感。为了解决模糊集描述信息的局限性,量化描述出事物本身存在的不确定和不一致信息,

收稿日期:2021-05-26;修回日期:2021-07-09.

基金项目:安徽省自然科学基金资助项目(1908085MF212).

作者简介:郑一然(1996—),男,安徽六安人,硕士研究生,从事图像处理研究.

Smarandache 在模糊集和直觉模糊集的基础上提出了中智集的概念<sup>[4]</sup>,中智集由 3 个隶属度函数组成,通过真隶属度函数、假隶属度函数表达事物的真实和谬误信息,利用不确定隶属度函数来描述事物介于真实和谬误之间的不可靠、不明确的模糊信息,使得中智集相对于模糊集理论描述不确定、不一致信息的能力更强。而中智集已经被广泛应用到医学图像处理领域,Ozyurt 和 Sert 将中智集理论与卷积神经网络相结合,实现了对肿瘤的诊断分类<sup>[5]</sup>,Anter 将模糊 C 均值和分水岭方法与中智集理论相结合用于肝脏肿瘤的分割<sup>[6]</sup>,Guo 利用中智相似度得分函数与水平集结合对乳腺超声图像进行了分割<sup>[7]</sup>,中智集理论优势在于处理传统模糊理论不能解决的不确定和不一致信息,但缺乏对真、假和不确定隶属度函数之间的模糊测度。Ye 在中智集理论的基础上,对中智集理论进行了扩展,将中智集和犹豫模糊集进行结合,充分利用这两类模糊集的优点,提出了犹豫中智集的概念,它能表达决策者在判断问题时表现出的犹豫性。集合的元素包含真隶属犹豫度函数、不确定隶属犹豫度函数和假隶属犹豫度函数,而且这些函数的每个元素包含几个不同的犹豫值,用来表达决策中的犹豫性<sup>[8]</sup>。

水平集(Level Set)方法是由 Sethian 和 Osher<sup>[9]</sup>提出了用于追踪物体拓扑结构的方法。水平集方法通过建立高维度的数学模型,驱动零水平轮廓向边缘演化从而实现图像分割。Chan 和 Vese 提出的水平集方法适用于分割均质的图像,但是对于非均质图像并不理想。为了解决分割灰度不均匀图像的问题,Li 构造了局部二元能量(LBF)模型的水平集的方法<sup>[10]</sup>,但局部二元能量的方法由于迭代的不断发展,计算成本很高。段立涛为了加速水平集的演化过程,将局部能量项和全局能量项相结合提出了一种能够分割灰度不均匀的快速水平集方法<sup>[11]</sup>,方法并未解决水平集演化中重新初始化所消耗的高昂的时间代价。Li 通过构造正则化能量项提出了一种距离正则化水平集的方法<sup>[12]</sup>,由于方法不需要重新

初始化水平集函数,有效提升了演化的效率和稳定性。

受到中智集图像和犹豫中智集理论的启发,首次将犹豫中智集应用到图像领域,提出了一种基于犹豫中智集和水平集的分割方法,首先将图像根据犹豫中智集理论转化犹豫中智图像,利用犹豫中智集突出描述图像的目标及边缘信息,以便实现精准的图像分割过程,并针对传统 DRLSE 模型的不足,对 DRLSE 水平集的边缘停止函数进行改进,并增加灰度能量驱动项,最后通过改进的正则化水平集对皮肤镜图像 ISIC<sup>[13]</sup>进行分割测试,实验结果验证了该分割方法的准确性和有效性。

## 1 方法

### 1.1 犹豫中智集

犹豫中智集是在中智集和犹豫模糊集的基础上提出的,它是模糊集、直觉模糊集、中智集和犹豫模糊集的延伸,它们的关系如图 1 所示。伴随事物信息量的增加,具有单一隶属度函数的模糊集并不能有效反应事物的不确定信息,而犹豫中智集分别表达了真隶属度函数、假隶属度函数和不确定隶属度函数的犹豫性,能够有效处理复杂条件下不一致和不确定信息。犹豫中智集  $M$  的定义如下:

$$M = \{ \langle \tilde{t}(x), \tilde{i}(x), \tilde{f}(x) \rangle | x \in X \}$$

其中, $\tilde{t}(x)$ 、 $\tilde{i}(x)$ 和 $\tilde{f}(x)$ 分别表示了元素  $x$  属于集合  $M$  的真隶属度、不确定隶属度和假隶属度,并反应复杂事物信息的犹豫度。

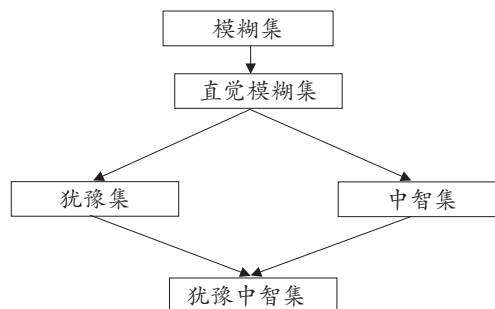


图 1 模糊集合之间的关系

Fig. 1 The relationship between fuzzy sets

## 1.2 犹豫中智图像

传统的中智集图像大部分通过该方法将图像转换到中智学领域<sup>[14]</sup>,转换后的中智图像定义为

$$P_{\text{neutrosophic}}(i,j) = \{T(i,j), I(i,j), F(i,j)\}$$

中智集图像的优势在于增加不确定隶属度函数来描述图像的不确定和不一致信息,但中智学图像并未考虑到  $T$ 、 $I$  和  $F$  子集之间的模糊测度,在中智集图像和犹豫模糊集的基础上,将犹豫中智集应用到图像领域,并定义出犹豫中智图像为

$$P_{\text{fus}}(i,j) = \{\tilde{T}(i,j), \tilde{I}(i,j), \tilde{F}(i,j)\}$$

其中,  $\tilde{T}$  分量代表图像中的目标,  $\tilde{I}$  分量代表图像中物体的边缘,  $\tilde{F}$  分量代表图像的背景,其中  $\tilde{T}(i,j)$ ,  $\tilde{I}(i,j)$ ,  $\tilde{F}(i,j)$  所包含的元素比例分别为  $l, p, q$ , 其中  $l+p+q=1$  且  $l>p>q$ 。

其中转换过程定义为

$$\tilde{T}(i,j) = \frac{\bar{g}(i,j) - \bar{g}_{\min}}{\bar{g}_{\max} - \bar{g}_{\min}}$$

$$\bar{g}(i,j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} g(m,n)$$

$$\tilde{I}(i,j) = \frac{\delta(i,j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}}$$

$$\delta(i,j) = \text{abs}(g(i,j) - \bar{g}(i,j))$$

$$\tilde{F}(i,j) = 1 - \tilde{T}(i,j)$$

$g(i,j)$  为图像在  $(i,j)$  处的灰度值,  $\bar{g}(i,j)$  为  $\omega \times \omega$  方框区域的局部均值,  $\delta(i,j)$  表示灰度值  $g(i,j)$  和局部平均值  $\bar{g}(i,j)$  的相似程度。

图像分割过程中最为重要的是图像目标和边缘所包含的图像信息,中智图像利用中智学理论增加的不确定隶属度函数表达了图像的不确定边缘信息,而犹豫中智图像细致突出了图像的传统中智图像的  $T$  和  $I$  子集(图像的目标和边缘信息),转换后的图像更便于实现图像的目标及边缘提取。

## 1.3 改进的距离正则化水平集

通过改进正则化水平集的边缘停止函数进行改进,并添加了水平集灰度能量驱动项来改进传统 DRLSE 模型。

### 1.3.1 DRLSE 模型

由于传统的水平集的方法需要在演化过程中不断修正符号距离函数,这使得水平集方法需要花费大量时间来实现图像的分割。Li 为了解决传统水平集需要初始化的问题,在传统的主动轮廓模型中添加了距离正则化项,构建的距离正则化项通过修正水平集与符号距离函数的差值,使得水平集函数避免的复杂的初始化过程,水平集的能量泛函被定义为

$$\varepsilon(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + \lambda L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi)$$

该能量泛函中的系数均为大于 0 的常数;  $\varphi$  为定义在图像范围内的初始化水平集函数;  $R_p(\varphi)$  为距离正则化项;  $L_g(\varphi)$  为长度能量项,让水平集在演化过程中保持平滑效果;  $A_g(\varphi)$  为面积能量项,用来控制水平集在演化过程中所包含的能量大小,它们具体表达式分别为

$$R_p(\varphi) = \int_{\Omega} p(|\nabla \varphi|) dx$$

$$L_g(\varphi) = \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy$$

$$A_g(\varphi) = \int_{\Omega} g H(-\varphi) dx dy$$

面积能量项中的常数  $\nu$  来调节水平集在演化过程中的速度。  $g$  为边缘停止函数表达式为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2}$$

其中,  $I$  为图像的灰度矩阵;  $G$  为具有标准偏差的高斯内核;  $\nabla$  为拉普拉斯算子。

最小化能量函数  $\varepsilon$  满足方程  $\frac{\partial \varepsilon}{\partial \varphi} = 0$ , 并且使用快速下降法来求解该方程的梯度流表示为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \text{div}(d_p(|\nabla \varphi|) \nabla \varphi) + \lambda \delta(\varphi) \text{div}(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) + \nu g \delta(\varphi)$$

### 1.3.2 改进的边缘指示函数

由于传统的正则化水平集,对具有背景噪声的皮肤镜图像分割效果不好。传统的 DRLSE 模型可能会越过模糊不清的边缘继续分割。如果图像具有背景噪声,可能引起水平集函数在噪声点处停止不再演化,导致水平集不能到达目标的边缘处。为克服边缘指示函数在具有背景噪声的图像处演化速度过快,从而改进了原始的边缘指示函数并定义为

$$g(x,y) = \frac{1}{(1+\beta|\nabla G_{\sigma}I(x,y)|^r)}$$

其中, $\beta,r>0$ 且均为常数, $\beta$ 为调节曲线演化速率的参数, $r$ 为控制噪声敏感度的参数,实际应用中, $\beta$ 和 $r$ 相互作用。

若图像背景的噪声很小,则可以用较大的参数 $r$ 加快水平集的演化,加快水平集函数到达目标边缘的速度;若图像背景噪声很大,则使用较小的 $r$ 值,引导水平集函数越过背景噪声点继续演化,使得水平集函数能够到达目标边界。

### 1.3.3 灰度驱动能量项

从图像的局部灰度信息出发,在距离正则化水平集中加入了新的灰度驱动能量项 $P_g$ ,它根据水平集演化过程中水平集函数内外灰度的差异构建驱动力,可以有效避免正则化水平集停留在局部极值,并引导水平集函数项向真实的边界演化。改进后的能量方程为

$$\varepsilon(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + \lambda L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi) + \delta P_g(\varphi)$$

这里 $\delta$ 是灰度驱动能量项的权重系数,灰度驱动能量项 $P_g$ 定义如下:

$$P_g = \int MH(-\varphi) dx$$

$$M = \frac{1}{\sum_1^m q_1/m - \sum_1^n q_2/n}$$

其中, $m$ 和 $n$ 分别为水平集曲线外部和内部选取点的个数,其中 $q_1$ 是水平集函数外部附近的灰度值, $q_2$ 是水平集函数内部附近灰度值,在原始 DRLSE 模

型中加入灰度驱动能量项,使得该模型利用图像的灰度信息作为能量驱动,而且当水平集函数位于目标边缘时,灰度驱动能量项达到最小,对新的能量泛函模型使用梯度流下降法对该能量模型求解可表示为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi| \nabla \varphi)) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\varphi) \operatorname{div}(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) + \alpha g \delta_{\varepsilon}(\varphi) + k P_g(\varphi) \delta_{\varepsilon}(\varphi)$$

## 2 实验结果分析

为了对比原始图像和分割图像的一致性,对提出的分割方法进行多项指标评估。皮肤镜图像分割实验环境为 AMD FX-8800P Radeon R7, 12 Compute Cores 4C+8G 2.10 GHz。

皮肤镜图像分割的目标是对病灶区域进行精确的提取,其中 ISIC 数据集用 Jaccard Index 作为评价标准,所以首先使用 Jaccard Index 进行分割图像的评测。

Jaccard Index 被称为交并比,用于统计样本之间的相似程度,可以用来评价图像分割的结果与真实图像的重叠程度。Jaccard Index 的数学形式为集合的交集与并集的比值。

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}$$

其中 $A$ 和 $B$ 分别表示皮肤镜图像真实病灶区域和分割后病灶区域的像素集合, $\cap$ 和 $\cup$ 分别表示集合之间的交运算和并运算。当 $A$ 和 $B$ 集合完全重合时,交并比的值最大为1,当 $A$ 和 $B$ 完全不重叠时,交并比的值最低为0,所以交并比的取值范围为0~1,取值越大代表图像分割的结果越好。

选取数据集中具有模糊边缘或者背景模糊并且灰度不均的图像,原始图像和分割后的图像如图2所示,首先进行 Jaccard Index 评测如表1所示,分割后图像与原始图像的交并比均在95%以上。



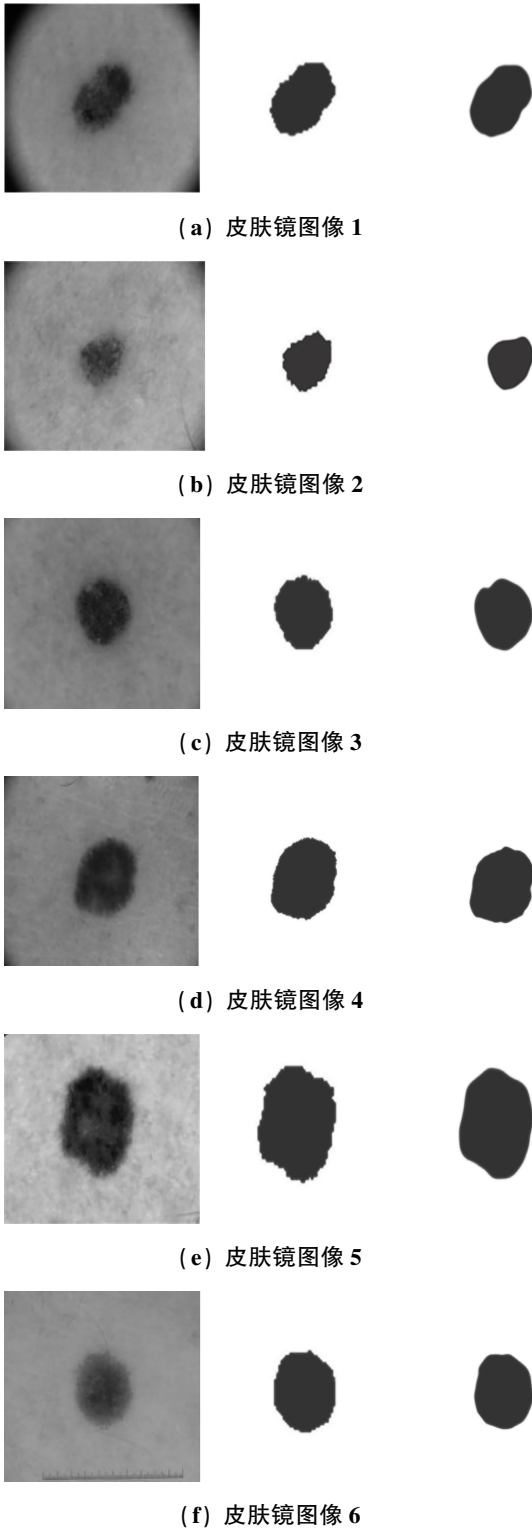


图 2 原始图像与分割后的图像

Fig. 2 Original image and segmented image

表 1 图像的交并比

Table 1 Jaccard indexes of images

	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)	图 2(e)	图 2(f)
Jaccard	0.95	0.96	0.97	0.98	0.95	0.96

其次使用包括均方误差 ( $f_{MSE}$ )、峰值信噪比 ( $f_{PSNR}$ ) 和结构性相似指数 ( $f_{SSIM}$ )<sup>[14]</sup> 对皮肤镜图像的分割结果进行评价,这里定义原始图像和分割后的图像分别为  $I_g$  和  $I_s$ 。

$f_{MSE}$  用于量化原始图像和分割图像的误差,  $f_{MSE}$  的值越低表明图像分割的效果越好,它可以被定义为

$$f_{MSE} = \frac{1}{R \times C} \sum_{m=1}^R \sum_{n=1}^C (I_g(m, n) - I_s(m, n))^2$$

$f_{PSNR}$  是用来测量原始图像和分割图像的对比度,  $f_{PSNR}$  的值越高表明图像分割的效果越好,它可以被定义为

$$f_{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left[ \frac{(255)^2}{f_{MSE}} \right]$$

$f_{SSIM}$  是基于亮度项、对比度项和结构项 3 个项的计算,来评价图像分割的质量,越高的  $f_{SSIM}$  值表明图像分割的越好,它可以被定义为

$$f_{SSIM} = [L(I_g, I_s)]^\alpha \times [C(I_g, I_s)]^\beta \times [S(I_g, I_s)]^\gamma$$

$L(I_g, I_s)$ ,  $C(I_g, I_s)$  和  $S(I_g, I_s)$  被称为亮度项、对比度项和结构项,而且这里的系数都是非负实数,这 3 项可以被定义为

$$L(I_g, I_s) = \frac{2\mu_{I_g}\mu_{I_s} + C_1}{\mu_{I_g}^2 + \mu_{I_s}^2 + C_1}$$

$$C(I_g, I_s) = \frac{2\sigma_{I_g}\sigma_{I_s} + C_2}{\sigma_{I_g}^2 + \sigma_{I_s}^2 + C_2}$$

$$S(I_g, I_s) = \frac{\sigma_{I_g I_s} + C_3}{\sigma_{I_g}\sigma_{I_s} + C_3}$$

其中,  $\mu_{I_g}$ ,  $\mu_{I_s}$ ,  $\sigma_{I_g}$ ,  $\sigma_{I_s}$  和  $\sigma_{I_g I_s}$  是原始图像和分割图片的局部均值、标准差和交方差,这里的  $C_1$ 、 $C_2$  和  $C_3$  都是非负常数。

通过对选取的具有伪边缘、灰度不均匀和具有背景噪声的皮肤镜图像分别进行均方误差、峰值信噪比和结构性相似指数评测,如表 2 所示,结果表明皮肤镜图像普遍具有较高的峰值信噪比和结构性相似指数和较低的均方误差,实验结果验证了犹豫中智集和水平集分割方法的有效性和准确性。

表 2 均方误差、峰值信噪比和结构性相似指数

**Table 2**  $f_{MSE}$ ,  $f_{PSNR}$  and  $f_{SSIM}$

	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)	图 2(e)	图 2(f)
$f_{MSE}$	275.90	289.27	272.11	214.72	215.76	552.73
$f_{PSNR}$	23.72	23.51	23.78	24.81	23.62	20.70
$f_{SSIM}$	0.97	0.96	0.98	0.97	0.96	0.97

### 3 结 论

提出了一种基于犹豫中智集和水平集的分割方法,在中智图像和犹豫中智集的基础上,首次将犹豫中智集应用到图像领域。首先根据犹豫中智集理论,将原始图像转换为犹豫中智图像,通过犹豫中智集表达了图像真子集、假子集和不确定子集的犹豫度,为了突出图像的目标和边缘信息,以便于图像分割过程,定义犹豫中智图像的子集  $T > I > F$ ,其次,提出了一种改进的正则化水平集方法,保留了正则化水平集原始的长度项和面积项,利用图像目标和背景信息的灰度差异,构造了新的灰度驱动能量项,加速水平集的演化过程,并针对图像弱边缘问题,改进了原始的边缘停止函数,选取具有模糊边界、灰度不均匀和具有背景噪声的皮肤镜图像 ISIC (2018) 数据集进行了测试,首先通过 Jaccard Index 对实验结果进行评测,分割结果的 Jaccard Index 均在 95% 以上,最后通过均方误差 ( $f_{MSE}$ )、峰值信噪比 ( $f_{PSNR}$ ) 和结构性相似指数 ( $f_{SSIM}$ ) 分析图像的分割结果,均具有较好的实验结果,从而证明了犹豫中智集和水平集方法分割的有效性和准确性。精准的皮肤镜图像分割对后续的皮肤镜处理和治疗诊断皮肤癌都具有一定意义。

仅将犹豫中智图像与水平集集合进行分割,由于犹豫中智图像具有良好描述不确定和不一致信息的能力,后续将开展犹豫中智图像与其他方法结合的研究。

### 参考文献 (References):

- [1] 刘昂灵. 基于深度学习的皮肤镜图像分割算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.  
LIU Bo-ling. Study on the segmentation algorithm of dermoscopic image based on deep learning [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [2] ZADEH L. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 100: 9—14.
- [3] SMARANDACHE F. A unifying field in logics; neutrosophic logic [M]. PIT: American Research Press, 2003.
- [4] ÖZYURT F, SERT E, AVCI E, et al. Brain tumor detection based on convolutional neural network with neutrosophic expert maximum fuzzy sure entropy [J]. Measurement, 2019, 147: 106—112.
- [5] ANTER A, HASSENIAN A E. CT liver tumor segmentation hybrid approach using neutrosophic sets, fast fuzzy c-means and adaptive watershed algorithm [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2019, 97: 105—117.
- [6] GUO Y H. A novel breast ultrasound image segmentation algorithm based on neutrosophic similarity score and level set [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 123: 43—53.
- [7] YE J. Multiple-attribute decision-making method under a single-valued neutrosophic hesitant fuzzy environment [J]. Journal of Intelligent Systems, 2015, 24(1): 23—36.
- [8] OSHER S, SETHIAN J. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12—49.
- [9] LI C M. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C] // 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [10] 段立涛. 快速有效的全局和局部能量驱动的活动轮廓模型 [J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2013, 30(2): 26—30.  
DUAN Li-tao. Fast and efficient active contours driven by local and global intensity fitting energy [J]. Journal of

- Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2013, 30(2): 26—30.
- [11] LI C M. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 3243—3254.
- [12] CODELLA N. Skin lesion analysis toward melanoma detection 2018: a challenge hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC) [Z]. ArXiv abs/1902.03368, 2019.
- [13] GUO Y H. A new neutrosophic approach to image thresholding[C]//11th Joint International Conference on Information Sciences. Paris: Atlantis Press, 2008.
- [14] WANG Z, BOVIK A, SHEIKH H. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600—612.

## An Image Segmentation Algorithm Based on Hesitant Neutrosophic Set and Level Set

ZHENG Yi-ran

(School of Computer Science and Technology, Anhui University of Technology, Anhui Maanshan 243002, China)

**Abstract:** The first step of dermoscopic image analysis technology is image segmentation, and the result of segmentation will directly affect the subsequent processing. For dermoscopic images with background noise, blurred edges and uneven gray levels, a new hesitant neutrosophic set image segmentation method combined with level sets is proposed. In this method, the image is firstly transformed into the hesitant neutrosophic image by using the theory of hesitate neutrosophic set, in which the hesitate neutrosophic image is composed of three kinds of subsets ( $T, I, F$ ), and the hesitant neutrosophic set image is used to highlight the target information and edge information of the image. Then, aiming at the shortcomings of the traditional DRLSE level set, a new edge stopping function is constructed, and the gray driving energy term is added. Finally, the ISIC (2018) dermoscopic image is segmented and tested through the improved DRLSE level set. The Jaccard Index values of the experimental results are all greater than 95%, and the mean square error (MSE), peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity index measure (SSIM) all perform well, indicating that the proposed method can accurately and effectively segment the dermoscopic images with fuzzy edges and uneven gray level. This research lays the foundation for the processing and diagnosis of subsequent dermoscopic images.

**Key words:** hesitate neutrosophic set; level set; image segmentation; dermoscopic image

责任编辑:田 静

引用本文/Cite this paper:

郑一然. 一种基于犹豫中智集和水平集的图像分割方法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(5): 17—23.

ZHENG Yi-ran. An image segmentation algorithm based on hesitant neutrosophic set and level set[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(5): 17—23.