

## 基于各向异性自适应高斯加权方向窗的非局部三维 Otsu 图像门限分割

颜学颖\* 焦李成

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 针对传统 3 维 Otsu(3D-Otsu)门限分割方法中的滤噪性能和小目标保持性能的不足, 该文提出一种基于各向异性自适应高斯加权方向窗的 3D-Otsu 门限分割的新方法。新方法改进了 3D-Otsu 的邻域窗口设置方法, 采用中心点的局部特征来自适应地确定邻域各向异性高斯加权方向窗口的尺寸、尺度和滤波方向。然后, 提出非局部多方向相似性测量来更有效地捕捉图像中的模式冗余。最终, 结合像素点灰度值、加权均值、加权中值构建 3 维直方图, 并基于最大类间方差计算门限矢量进行分割。实验结果表明: 与目前广泛使用的 2 维 Otsu, 2 维最大熵以及传统 3 维 Otsu 方法相比, 新方法有着更好的门限分割效果, 并具有更好的滤噪性能和小目标保持性能。

**关键词:** 图像处理; 图像门限分割; 3 维 Otsu; 各向异性; 高斯加权窗; 最大类间方差

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)11-2672-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00859

## Non-local Three-dimensional Otsu Image Thresholding Segmentation Based on Anisotropic Adaptive Gaussian Weighted Window

Yan Xue-ying Jiao Li-cheng

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Because of the shortage of noise removal and small target preservation for the conventional three-dimensional Otsu (3D-Otsu) method, a new method based on adaptive Gaussian weighted directional window is proposed. The new method improves the window setting method of the 3D-Otsu. The window size, scale and filtering direction are adaptively determined by the local characters. Then, based on the proposed non-local multiple directions similarity measurement, the pattern redundancy in the image can be captured effectively. Finally, the 3D histogram is constructed based on the gray value, weighted mean value and weighted median value, and the threshold vector is computed by the maximum between-class variance method to segment the image. Compared with the commonly-used 2D Otsu method, 2D max-entropy method and 3D-Otsu method, the proposed method has better segmentation performance, with better performance for noise removal and small target preservation.

**Key words:** Image processing; Image thresholding segmentation; Three-dimensional Otsu; Anisotropic; Gaussian weighted window; Maximum between-class variance

### 1 引言

图像分割是将图像中某些具有不同特殊意义的区域区分开来, 每个区域具有某种特性的一致性。基于图像的目标检测、识别和理解都依赖于前期图像分割的质量<sup>[1]</sup>。图像分割在自然图像处理, SAR 图像处理以及医学图像处理中有着广泛地应用。门限技术是一种简单而有效的图像分割方法, 它利用像素点的灰度信息进行分割。在所有的门限分割方

法中, 由于 Otsu 方法有着快的计算速度并且在应用中有着较好的分割性能被广泛地使用<sup>[2]</sup>。1 维 Otsu 方法无法准确地排除图像中与目标灰度值相近的噪声。针对这个问题, 2 维 Otsu 方法被提出来进行图像分割。2 维 Otsu 方法不仅考虑了像素点的灰度信息, 还考虑了其邻域灰度的均值信息, 利用两者的相关性来滤除噪声<sup>[3]</sup>。近些年, 在文献[4]中作者引入邻域灰度中值作为又一特征, 提出 3 维 Otsu 的图像分割方法, 该算法对滤除高斯噪声和椒盐噪声有着更好的效果, 对低信噪比的图像有着更好的分割效果。

然而, 在 3 维 Otsu 的邻域窗口选取中, 采用的

2012-07-04 收到, 2012-09-03 改回

国家自然科学基金(61173093, 61072106, 61075041)和教育部长江学者与创新团队支持计划(IRT1170)资助课题

\*通信作者: 颜学颖 xyyan@mail.xidian.edu.cn

是局部等权值的固定尺寸滑窗选取方案。这种传统的窗口选取方案给图像的门限分割性能带来了 4 点缺陷。首先, 在均值计算中, 窗口内的所有像素被认为具有相同的重要性, 但实际中越靠近中心点的像素的重要性越高。第二, 窗口尺寸在实际操作过程中很难被确定。当选择大的窗口尺寸时, 可获得足够的刻画局部区域的特征, 但很容易过度平滑小目标和边缘, 并将小尺寸目标归为背景。当使用小的窗口尺寸时, 边缘和小尺寸的目标得以保存。但由于没有利用充分的数据信息, 很容易在分割结果中留有大量的噪声。第三, 实际图像中存在着大量的方向性结构, 比如图像中的边缘和方向性纹理。传统各向同性的滤波方案很难有效地捕捉图像的方向性结构, 因此造成了处理方向性结构时的性能损失。目前, 各向异性处理方法已成功用于 3 维医学图像分割, 并有效地解决了密度不均匀造成的处理困难<sup>[5]</sup>。最后, 传统 3 维 Otsu 方法是在局部邻域内计算均值和中值的, 该方案中参与计算的样本有限, 并没有充分利用图像中普遍存在的模式冗余。针对这些问题, 在传统 3D-Otsu 方法的基础上, 本文提出了一种基于各向异性自适应高斯加权方向窗的非局部 3D-Otsu 门限分割方法。结果表明, 提出的门限分割方法比传统的门限分割方法具有更好的分割性能, 并且有着更好的滤噪性能和小目标保持性能。

## 2 基于各向异性自适应高斯加权方向窗的非局部 3 维 Otsu 方法

### 2.1 算法的基本框架

非局部的概念最早由 Buades 等人<sup>[6]</sup>在非局部均值(NLM)图像去噪中提出的, 其基本原理是利用两个图像块的相似性程度来计算滤波的权值, 优点是增加了计算时的样本数量, 捕获图像中的模式冗余, 并可很好地保持图像的纹理特征。这里, 将非局部的思想应用到 3 维 Otsu 门限分割方法中, 发展出了非局部 3 维 Otsu 方法。其基本步骤如下:

- (1) 对于给定的中心像素点, 设定搜索区域尺寸;
- (2) 根据中心像素点的邻域局部特征确定相似窗口的尺寸以及各向异性高斯核的尺度以及方向, 从而构造各向异性高斯加权方向窗;
- (3) 基于各向异性高斯加权方向窗和多方向相似度测量策略, 计算搜索区域内所有像素点与中心像素点的相似特征, 并根据相似程度赋予不同的权值, 从而计算加权均值和加权中值;
- (4) 根据步骤(3)得到的加权均值和加权中值, 结

合中心像素点的灰度值, 构建 3 维直方图并根据最大类间方差计算 3 维门限矢量, 从而实现图像的门限分割。

### 2.2 各向异性自适应高斯加权方向窗的设计

传统非局部均值相似性计算时采用各向同性高斯加权窗策略, 没有考虑到图像的各向异性性质, 因此直接将基于各向同性高斯滤波的非局部均值算法用于图像特征计算会使图像边缘过度平滑。为了克服这个不足, 设计了各向异性高斯滤波器来代替传统各向同性高斯滤波方案。以图像块中心为参考点, 与图像方向结构一致的邻域形成图像的主方向。在计算相似度时增加主方向像素点的权重, 更准确地捕捉具有相似结构的图像块, 从而减少干扰像素点在加权平均计算时的权值, 避免边缘以及方向性结构的模糊。这里, 设计的各向异性高斯加权窗如下: 设  $G_0$  为各向异性高斯窗的配分常数,  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  为各向异性高斯窗口的尺度系数。各向异性高斯方向窗为

$$G_\theta(u, v) = G_0 \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{d_1^2}{\sigma_1^2} + \frac{d_2^2}{\sigma_2^2}\right)\right] \quad (1)$$

其中  $d_1 = u \cos \theta + v \sin \theta$ ,  $d_2 = u \sin \theta - v \cos \theta$ ,  $\theta$  为滤波方向。图 1 给出了 6 个不同方向并且尺度系数  $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$  变化的各向异性高斯窗的图示。当  $\lambda = \sigma_1 / \sigma_2 = 1$  时, 各向异性高斯滤波器即为传统的各向同性高斯滤波器。在实际图像中, 不同的边缘和纹理具有不同的各向异性性质。若各向异性高斯滤波器采用固定的尺度滤波, 很难获得最优的结果。因此, 相似窗口的尺寸和各向异性高斯滤波器的尺度系数  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  随着实际图像的局部特征变化, 才能最终得到满意的处理结果。

相似窗口的最优尺寸与图像的局部性质有关。合适的窗口大小选取问题是目前的一个研究热点。在这里, 采用一种新的自适应窗口尺寸的设计方法<sup>[7]</sup>, 该方法根据当前中心点的相似性窗口内的同质程度和设定的门限来自适应地调节下一次计算中的相似窗口尺寸大小。该方案是在同质区域增大窗口尺寸来抑制噪声的影响, 并有效地滤除噪声; 在异质区域减小窗口尺寸从而更好地保护小尺寸目标和细节边缘。首先, 设置图像的第 1 个像素  $(x, y)$  的窗口尺寸为  $p_{x,y} \times p_{x,y}$ , 此时窗口内像素表示为

$$r_{x,y}(u, v) = \{(u, v) | x - (p_{x,y} - 1)/2 \leq u \leq x + (p_{x,y} - 1)/2, y - (p_{x,y} - 1)/2 \leq v \leq y + (p_{x,y} - 1)/2\} \quad (2)$$

窗口内像素的同质程度可以用  $\Psi_{x,y}$  来刻画, 它为相似窗口内像素的方差和均值的比值。

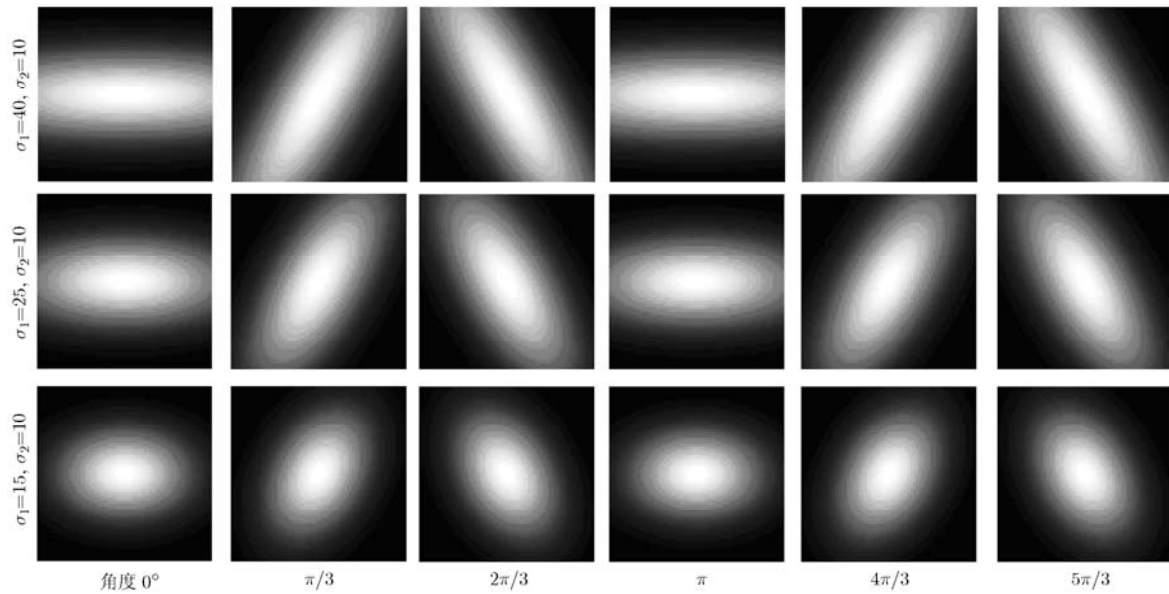


图1 不同方向和尺度的各向异性高斯窗的图示

$$\Psi_{x,y} = \frac{\sigma_{x,y}^2}{m_{x,y}} = \left\{ \sum_{u=x-t_{x,y}}^{x+t_{x,y}} \sum_{v=y-t_{x,y}}^{y+t_{x,y}} \left( r_{x,y}(u,v) - \frac{1}{p_{x,y}} \sum_{u=x-t_{x,y}}^{x+t_{x,y}} \sum_{v=y-t_{x,y}}^{y+t_{x,y}} r_{x,y}(u,v) \right)^2 \right\} / \left\{ \sum_{u=x-t_{x,y}}^{x+t_{x,y}} \sum_{v=y-t_{x,y}}^{y+t_{x,y}} r_{x,y}(u,v) \right\} \quad (3)$$

这里,  $t_{x,y} = (p_{x,y} - 1)/2$ 。下一个窗口尺寸的自适应选择过程为<sup>[7]</sup>

$$p_{(x,y+1)} = \begin{cases} \min[p_{x,y} + 1, p_{\max}], & \Psi_{x,y} \leq K_T \\ \max[p_{x,y} - 1, p_{\min}], & \Psi_{x,y} > K_T \end{cases} \quad (4)$$

这里,  $p_{\min}$  和  $p_{\max}$  为相似窗口尺寸的上下限,  $K_T$  为同质程度判决门限。在相似窗口尺寸确定之后, 根据相似窗口内的结构特征来自适应地确定各向异性高斯加权方向窗的滤波尺度和方向。目前已存在一些确定尺度的方法, 方差最小准则的计算量较大, 且初始参数需要事先给定, 因此很少用于工程实际<sup>[8,9]</sup>。文献[9]提出了一种根据人类视觉模型提出的独立强度传播模型来确定尺度的方法。设置像素点  $(x,y)$  处的长轴尺度  $\sigma_{1,x} = \sqrt{1/\bar{f}(x,y)}$ , 其中  $\bar{f}(x,y)$  是整体图像经幅度归一化到  $[0,1]$  区间后  $(x,y)$  点的像素值。然后, 根据图像的区域特性按如下原则确定尺度系数比: 如果像素的邻域很平滑, 各向同性高斯滤波能获得很好的效果,  $\sigma_1/\sigma_2 = 1$ ; 如果像素为边缘点, 则滤波器为平行于边缘切线的线状滤波器, 则此时  $\sigma_1/\sigma_2$  趋向于无穷大 ( $\sigma_1$  为长轴尺度,  $\sigma_2$  为短轴尺度)。图像的邻域方差均值比  $\Psi_{x,y}$  反映图像的局部平滑度。局部平滑程度越高, 则  $\Psi_{x,y}$  越小,  $\sigma_1/\sigma_2$  趋向于 1; 反之, 则  $\Psi_{x,y}$  越大且  $\sigma_1/\sigma_2$  趋向于无穷大。于是, 设计像素  $(x,y)$  处的长短轴尺度系数比为

$$\lambda_{x,y} = \sigma_{1,x,y} / \sigma_{2,x,y} = (\vartheta + \Psi_{x,y}) / \vartheta \quad (5)$$

这里,  $\vartheta$  为设定的比例因子, 令比例因子  $\vartheta = K_T$ 。在确定各向异性自适应高斯加权方向窗的尺度之后, 通过计算图像中的结构方向来确定各向异性自适应高斯加权方向窗的滤波方向。如果图像的边缘是直线, 则滤波器的长轴方向应设定得与直线方向一致, 滤波器在去除噪声的同时对边缘的保持最好; 然而, 当图像的边缘不是直线时, 则设定滤波器的长轴方向与切线方向相同, 处理时考虑了较多的边缘点, 对图像的边缘保持有利。因此, 通过计算中心像素点的相似窗内图像的结构方向, 从而确定滤波器的滤波方向:

$$\theta_{x,y}(x,y) = \frac{1}{2} \arctan \left( \frac{\iint_{\Omega_{p_{x,y}}} 2 \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right) \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right) dx dy}{\iint_{\Omega_{p_{x,y}}} \left[ \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 - \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy} \right) + \frac{\pi}{2} \quad (6)$$

这里,  $\Omega_{p_{x,y}}$  表示以像素  $(x,y)$  为中心的邻域相似窗口。结合估计的方向和尺度, 各向异性高斯加权方向窗的表达式如下:

$$G_{\theta_{x,y}}(u,v) = G_0 \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left( \frac{(u \cos \theta_{x,y} + v \sin \theta_{x,y})^2}{\sigma_{1,x,y}^2} + \frac{(u \cos \theta_{x,y} - v \sin \theta_{x,y})^2}{\sigma_{2,x,y}^2} \right) \right\} \quad (7)$$

### 2.3 基于改进非局部方法的加权均值和加权中值计算

对于每一个像素, NLM 的输出是整个搜索图像区域像素的加权平均, 并且权值与两个像素之间的相似性有关, 相似性越高, 权值越大。传统 NLM 算法通过每两个像素的邻域特征来判断两个像素的相似性, 并给与合适的权值, 从而进行加权平均计算。而像素选取遍历整个搜索区域, 与像素的位置无关。对于固定宽度  $p$ ,  $P_{x,y}$  是以像素  $(x,y)$  为中心点的宽度为  $p$  的子图像, 则  $f(x,y)$  的 NLM 为

$$g(x,y) = \frac{\sum_{(x',y') \in \Omega_W} w((x,y),(x',y')) f(x',y')}{\sum_{(x',y') \in \Omega_W} w((x,y),(x',y'))} \quad (8)$$

$$w((x,y),(x',y')) = \exp\left(-\frac{\|P_{x,y} - P_{x',y'}\|_{2,a}^2}{2h^2}\right) \quad (9)$$

这里,  $\Omega_W$  表示搜索窗口  $W$  内的像素集合,  $h > 0$  表示带宽,  $\|\cdot\|_{2,a}$  表示  $\mathbb{R}^{|P|}$  ( $|P| = p^2$ ) 空间利用高斯核的一个加权 Euclidean 范数,  $a$  是高斯平滑滤波参数。式(9)分母中的归一化因子是确保权值之和为 1。NLM 的参数有带宽  $h$ 、搜索窗口长度  $l$  以及相似邻域窗长度  $p$ 。 $l$  决定着式(8)中参与加权的像素点个数。在传统 NLM 方法中, 相似邻域窗长度  $p_{x,y}$  为固定值。在本文提出的方法中, 根据估计像素点的邻域局部信息, 自适应地选择相似邻域窗口大小。结合本文提出的各向异性自适应高斯加权方向窗, 式(9)中的  $\|\cdot\|_{2,a}^2$  替换成:

$$\begin{aligned} d_S^2((x,y),(x',y')) &= \sum_{(\tau_x,\tau_y) \in \Omega_{p_{x,y}}} (G_{\theta_{x,y}}(\tau_x,\tau_y) f(x+\tau_x, y+\tau_y) \\ &\quad - G_{\theta_{x,y}}(\tau_x,\tau_y) f(x'+\tau_x, y'+\tau_y))^2 \end{aligned} \quad (10)$$

$\Omega_{p_{x,y}}$  表示邻域相似窗口内像素以像素  $(x,y)$  为原点窗口长度为  $p_{x,y}$  的坐标集合。然而, 式(10)仅对图像中的平移相似性有着很好的捕获。但是, 在大量图像中不仅仅存在着平移相似性, 并且存在着平移旋转相似性<sup>[10]</sup>。为了更好地捕捉该相似性, 并对存在该相似性的像素点赋予更高的权值, 本文提出了一种旋转不变欧式距离测度:

$$\begin{aligned} d_S^2((x,y),(x',y')) &= \max_{k=1,2,\dots,K} \left( \sum_{(\tau_x,\tau_y) \in \Omega_p} (G_{\theta}(\tau_x,\tau_y) f(x+\tau_x, y+\tau_y) \right. \\ &\quad \left. - G_{\theta}(\tau_x,\tau_y) \Theta_{\vartheta_k}(f(x'+\tau_x, y'+\tau_y)))^2 \right) \end{aligned} \quad (11)$$

$\Theta_{\vartheta_k}(\bullet)$  表示对邻域窗口构成的子图像进行旋转角度  $\vartheta_k$  处理, 其中  $\vartheta_k = (k-1)\pi/K$ ,  $k=1,2,\dots,K$ 。当  $k=1$  时, 表示未进行子图像旋转操作。 $K$  取值越大, 图像中的模式冗余捕捉得越好, 但计算量也随之增加。本文折中考虑计算量和性能, 将  $K$  取为 8。非局部算法的本质是基于图像具有重复结构特征的假设, 利用图像的相似性质进行统计处理的, 这里提出的多方向旋转变换方案可更好地捕捉图像中的自相似结构, 能更好地利用图像中的模式冗余。基于改进的非局部处理方法, 结合式(8), 式(9)和式(11), 加权均值为

$$g(x,y) = \frac{\sum_{(x',y') \in \Omega_W} \exp(-d_S^2((x,y),(x',y'))/2h^2) f(x',y')}{\sum_{(x',y') \in \Omega_W} \exp(-d_S^2((x,y),(x',y'))/2h^2)} \quad (12)$$

加权中值的表达式如下<sup>[11]</sup>:

$$h(x,y) = \text{med}\{\exp(-d_S^2((x,y),(x',y'))/2h^2) \cdot f(x',y'), (x',y') \in \Omega_W\} \quad (13)$$

加权中值的权值是根据搜索窗口内的像素点与中心像素点的相似程度来分配的, 从而解决了传统加权中值滤波方案中权值难以确定的问题。根据加权均值  $g(x,y)$  和加权中值  $h(x,y)$ , 并结合灰度值  $f(x,y)$ , 经动态区间归一化到  $[0, L-1]$  后构成图像的 3 维直方图。最后利用 3 维最大类间方差法进行门限计算得到门限矢量  $(s', t', q')$ <sup>[4]</sup>, 并进行门限分割, 得到最终的门限分割结果。

### 3 对比实验结果和有效性验证

本节将提出的方法与其它几种方法进行性能比较, 从而验证本文方法的有效性。在实验中, 本文提出的基于各向异性自适应高斯加权方向窗的 3 维 Otsu 方法(AW-3DOtsu)的邻域相似窗口尺寸的上限  $p_{\max}$  设为 15, 下限  $p_{\min}$  设为 3。对于自然图像 coins 和 rice,  $K_T$  取为 10; 对于 SAR 图像,  $K_T$  取为 16。本节中将提出的分割方法与 2 维 Otsu 方法(2D-Otsu)、2 维最大熵方法(2D-Entropy)和 3 维 Otsu 方法(3D-Otsu)进行比较, 其中 2D-Otsu, 2D-Entropy 和 3D-Otsu 的窗口长度设为 9。第 1 幅测试图像是钱币图像 coins.png, 第 2 幅图像为米粒图像 rice.png, AW-3DOtsu 的搜索窗口分别设置为  $100 \times 100$  和  $60 \times 60$ 。图 2 给出了 coins 和 rice 的原始图像以及理想的参考分割结果图。在本组实验中, 对于这两幅图像, 分别叠加椒盐噪声(噪声水平为 0.01)、高斯噪声(噪声水平为 0.01)和高斯椒盐混合噪声(两者噪声水平均为 0.01), 然后采用 2D-Otsu,

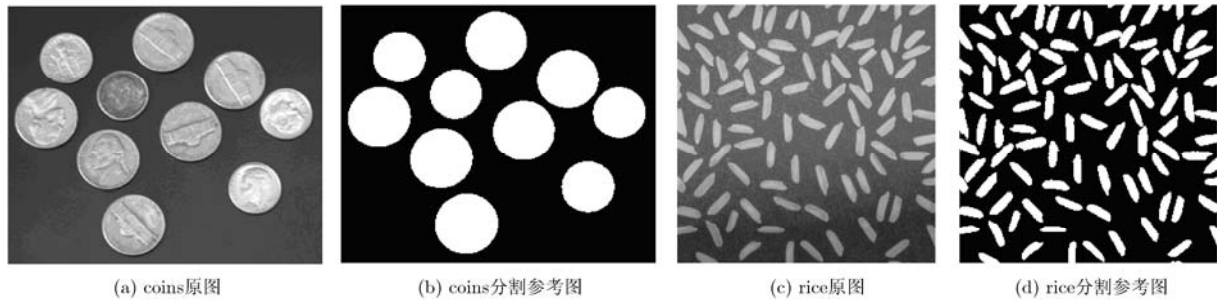


图 2 coins 图像和 rice 图像原图和分割参考图

2D-Entropy<sup>[12]</sup>, 3D-Otsu<sup>[4]</sup>和本文提出的基于各向异性自适应高斯加权方向窗的 3 维 Otsu 方法(AW-3DOtsu)对加噪后的图像进行分割。实验结果分别如图 3 和图 4 所示。实验采用的图像 coins 和 rice 的尺寸分别是  $246 \times 300$  和  $256 \times 256$ 。

从图 3 和图 4 中可以看出, 3D-Otsu 方法和本文提出的 AW-3DOtsu 方法在高斯噪声和椒盐噪声以及高斯椒盐混合噪声的抑制能力方面远优于其它两种方法; 并且相比 3D-Otsu 方法, 本文提出的 AW-3DOtsu 方法在噪声抑制的同时有着更好的小目标保持性能方面和图像模式冗余捕捉性能。为了定量评价各种方法在滤噪和目标保持方面的性能, 本文将各方法的结果与参考的理想分割结果进行定量对比。第 1 个指标为各方法分割结果相对于理想分割结果的虚警率(False Alarm Rate, FAR)<sup>[13]</sup>, 即将背景错误分割成目标的比率, 虚警率越大表示滤

噪性能越差; 第 2 个指标为漏检率(Undetected Error Rate, UER), 即目标被错误分割成背景的比率, 漏检率越大表示目标保持性能越差。FAR 和 UER 表示如下:

$$\text{FAR} = 1 - \left( \frac{|B_{\text{true}} \cap B_{\text{prac}}|}{|B_{\text{true}}|} \right) \quad (14)$$

$$\text{UER} = 1 - \left( \frac{|T_{\text{true}} \cap T_{\text{prac}}|}{|T_{\text{true}}|} \right) \quad (15)$$

其中,  $B_{\text{true}}$  和  $T_{\text{true}}$  分别表示图像的理想背景和目标的位置构成的集合;  $B_{\text{prac}}$  和  $T_{\text{prac}}$  分别表示实际分割的背景和目标的位置构成的集合,  $|\cdot|$  表示集合的势。从表 1 可以看出, 对于两幅自然图像, 本文提出的方法在所有方法中 FAR 最低且 UER 在大部分情况下保持最低水平, 表明本文方法有着最佳滤噪性能的同时也有着很好的目标保持性能。

门限分割技术在 SAR 图像水域分割和机场、道路分割方面有着广泛的应用<sup>[14]</sup>。在第 2 组实验中,

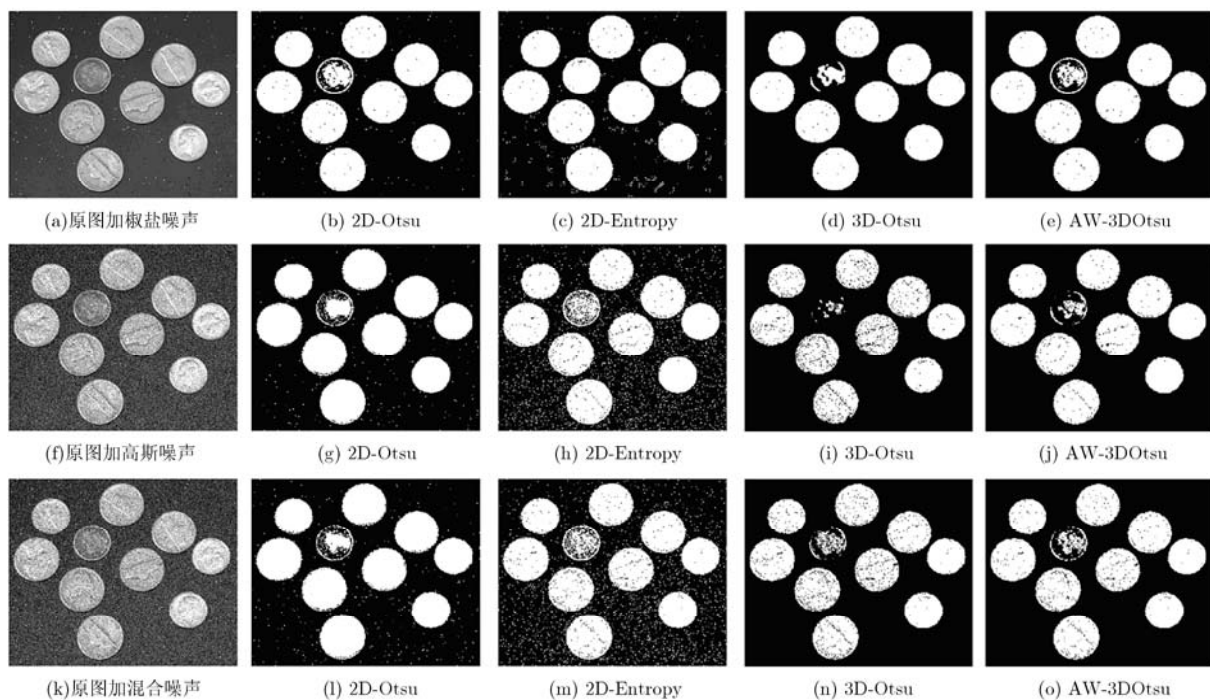


图 3 coins 图像加高斯噪声、椒盐噪声以及高斯椒盐混合噪声的实验结果图

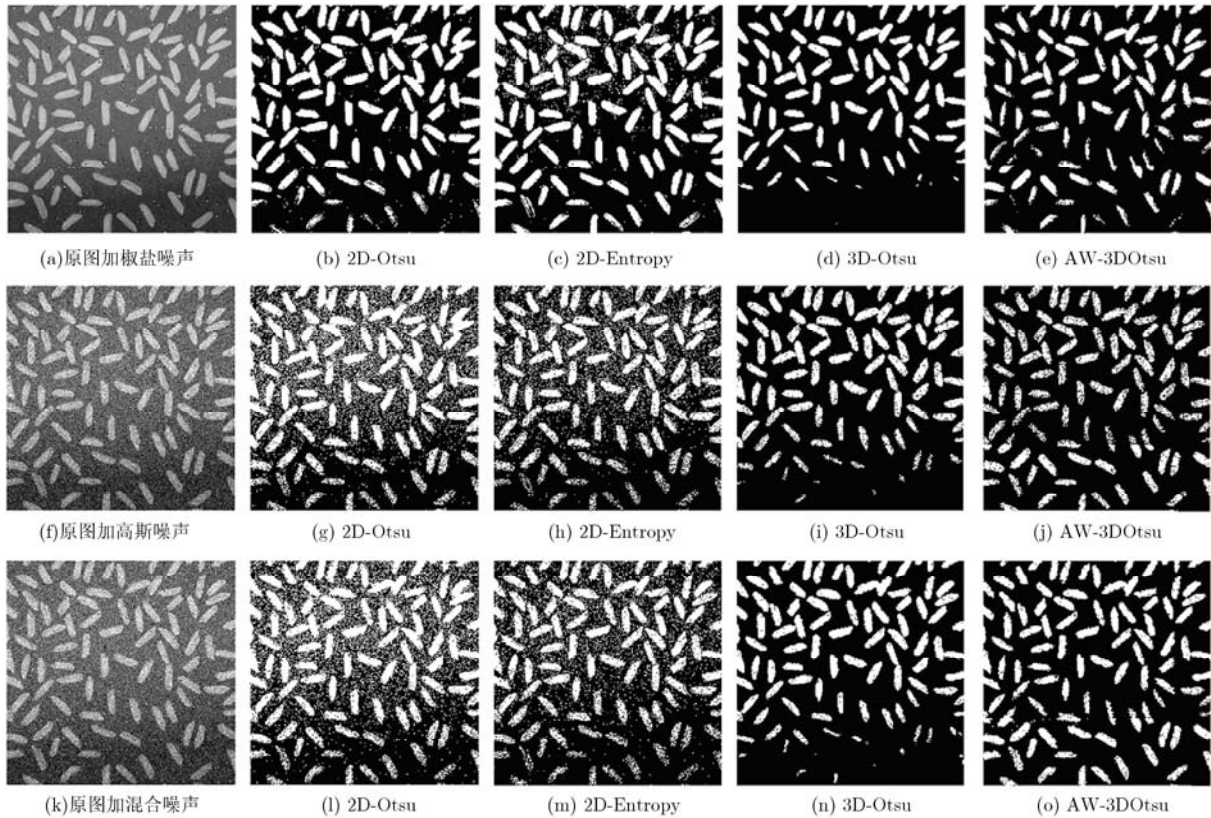


图 4 rice 图像加高斯噪声、椒盐噪声以及高斯椒盐混合噪声的实验结果图

表 1 4 种方法对两幅测试图像的虚警率和漏检率的定量比较(%)

阈值算法	coins 图像						rice 图像					
	椒盐噪声		高斯噪声		混合噪声		椒盐噪声		高斯噪声		混合噪声	
	FAR	UER	FAR	UER	FAR	UER	FAR	UER	FAR	UER	FAR	UER
2D-Otsu	0.33	3.44	0.55	5.40	0.76	5.96	1.61	10.53	18.35	9.20	18.05	9.26
2D-Entropy	2.30	<b>2.36</b>	4.55	<b>4.71</b>	4.25	5.40	5.02	<b>8.24</b>	9.08	16.96	8.65	17.58
3D-Otsu	0.04	8.57	0.03	19.42	0.10	11.59	0.10	33.50	0.84	29.93	0.94	27.15
AW-3DOtsu	<b>0.04</b>	2.71	<b>0.02</b>	5.75	<b>0.07</b>	<b>5.38</b>	<b>0.01</b>	10.17	<b>0.32</b>	<b>9.18</b>	<b>0.66</b>	<b>7.82</b>

针对 SAR 图像，将 AW-3DOtsu 方法与其它 3 种方法进行对比，其中 AW-3DOtsu 方法的搜索窗口为  $60 \times 60$ 。处理结果图如图 5 所示。第 1 组 SAR 图像为星载 SAR 获取的日本爱媛县松山市(Matsuyama)附近的岛屿和海域情况，图像尺寸为  $256 \times 256$ ，分辨率约为 130 m，通过该图可测试各种方法在 SAR 图像水域分割中的性能；第 2 组 SAR 图像为 Ku 波段机载 SAR 获取的美国加利福尼亚州中国湖机场(China Lake Airport)的场景，图像尺寸为  $256 \times 256$ ，分辨率为 3 m，通过该图可以测试各种方法在机场道路分割中的性能。

从图 5 可以看出，对于第 1 幅 SAR 图像，3D-Otsu 和本文提出的 AW-3DOtsu 方法在有效水域分

割的同时更好地抑制了相干斑噪声的影响，并且 AW-3DOtsu 方法的分割性能明显优于其它几种方法，保留了更多的小尺寸岛屿；同样，对于第 2 幅 SAR 图像，与其它 3 种方法相比，本文提出的 AW-3DOtsu 方法在更加有效地抑制相干斑噪声影响的同时，保留了更多的细节道路信息。从该组实验可以看出，AW-3DOtsu 方法在 SAR 图像分割方面也有着更好的性能，超越了其它几种门限分割方法。

综上所述，相比其他几种算法，本文方法的图像分割性能最佳，抑制了噪声对于图像分割的影响，并且能够很好地保持图像中的小尺寸目标和细节信息。因此，对于具有方向性结构和小目标的含噪图

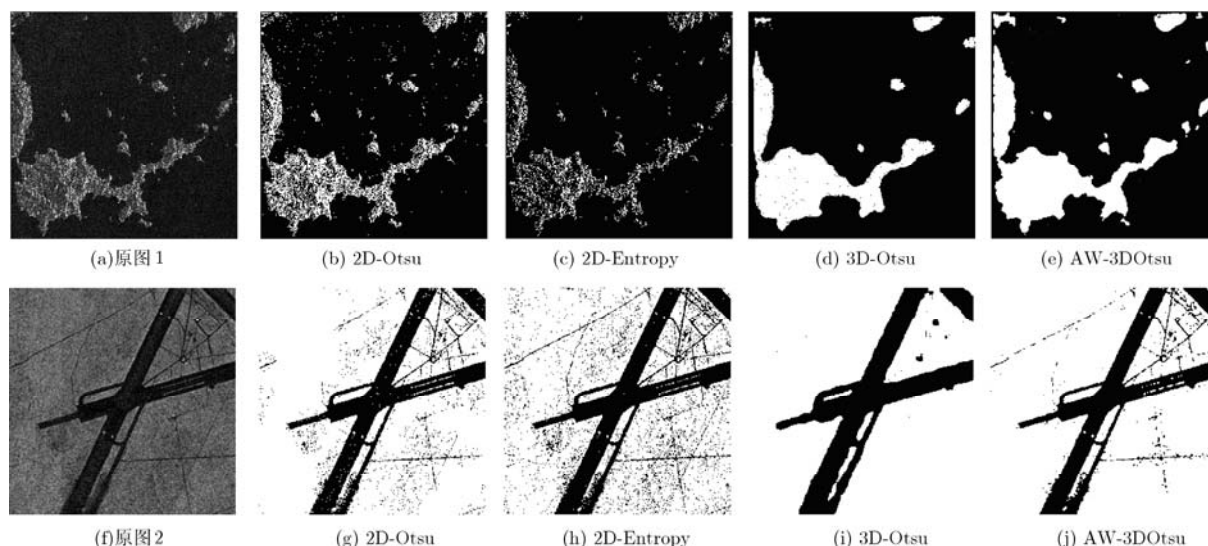


图 5 两幅 SAR 图像的实验结果图

像, 本文算法具有优势。原因在于: (1)本文改进了 3D-Otsu 的邻域窗口设置方法, 利用图像局部特征自适应地确定窗口的尺寸, 匹配了图像不同区域的均匀特征; (2)各向异性高斯加权方向窗的引入, 优化了像素点的权值分配方案, 有效捕捉图像中普遍存在的方向结构信息; (3)提出了非局部多方向相似度测量方法, 更加有效地捕捉了图像中的模式冗余, 对于纹理区域和噪声区域有着更好的平滑效果, 获得了更好的噪声抑制效果。

#### 4 结论

本文提出了一种基于各向异性自适应高斯加权方向窗的非局部 3 维 Otsu 图像门限分割的新方法。该方法改进了 3D-Otsu 的邻域窗口设置方法, 利用局部特征来自适应地确定各向异性高斯加权方向窗口的尺寸、尺度系数和滤波方向。然后, 基于提出的非局部多方向相似度测量来有效捕捉图像中的模式冗余。最终, 构建 3 维直方图并利用最大类间方差计算门限矢量来进行分割。实验结果表明: 由于各向异性自适应高斯加权方向窗和非局部多方向相似度测量的引入, 新方法克服了传统 3 维 Otsu 门限分割方法中的滤噪和小目标保持性能, 获得了满意的图像分割性能。

#### 参考文献

- [1] 焦李成, 张向荣, 侯彪. 智能 SAR 图像处理与解译[M]. 北京: 科学出版社, 2009, 第 6 章.  
Jiao L C, Zhang X R, Hou B. Intelligent SAR Image Processing and Interpretation [M]. Beijing: Science Press, 2009, Chapter 6.
- [2] Xu X Y, Xu S Z, and Jin L H. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(7): 956-961.
- [3] Chen Q, Zhao L, Lu J, *et al.* Modified two-dimensional Otsu image segmentation algorithm and fast realisation [J]. *IET Image Processing*, 2012, 6(4): 426-433.
- [4] 景晓军, 李剑峰, 刘郁林. 一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1281-1285.  
Jing X J, Li J F, and Liu Y L. Image segmentation based on 3-D maximum between-cluster variance [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(9): 1281-1285.
- [5] Nakhjavanlo B B, Ellis T J, Soan P H, *et al.* 3D medical image segmentation using level set models and anisotropic diffusion[C]. 2011 Seventh International Conference on Signal Image Technology & Internet-based Systems, Dijon, 2011: 403-408.
- [6] Buades A, Coll B, and Morel J. A non local algorithm for image denoising[C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego CA, 2005: 60-65.
- [7] 颜学颖, 焦李成, 王凌霞, 等. 一种提高 SAR 图像分割性能的新方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1700-1705.  
Yan X Y, Jiao L C, Wang L X, *et al.* New method for improving the performance of SAR image segmentation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(7): 1700-1705.
- [8] Wang W, Gao J H, and Li K. Structure-adaptive anisotropic filter with local structure tensors[C]. IEEE Computer Society Second International Symposium on Intelligent Technology Application, Shanghai, 2008, 2: 1005-1010.
- [9] Deng G and Gahill L W. An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection[C]. Proceedings of IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference,

- San Francisco CA, 1993, 3: 1615–1619.
- [10] Sun W F, Peng Y H, and Hwang W L. Modified Similarity metric for non-local means algorithm[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(25): 1307–1309.
- [11] Bagchi P, Bhattacharjee D, Nasipuri M, *et al.* A novel approach for nose tip detection using smoothing by weighted median filtering applied to 3D face images in variant poses [C]. 2012 International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering (PRIME), Tamilnadu, 2012: 272–277.
- [12] Li Q W, Yang S Y, and Zhu S X. Image segmentation based on the 2-D maximum entropy value and improved genetic algorithm[C]. 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT), Harbin, 2011: 1403–1406.
- [13] Sahoo P K, Wlikins C, and Yeage J. Threshold selection using Renyi's entropy[J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(1): 71–84.
- [14] 安成锦, 牛照东, 李志军, 等. 典型 Otsu 算法阈值比较及其 SAR 图像水域分割性能分析[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2215–2219.
- An C J, Niu Z D, Li Z J, *et al.* Otsu threshold comparison and SAR water segmentation result analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(9): 2215–2219.
- 颜学颖: 女, 1984年生, 博士生, 研究方向为多尺度图像分析、SAR图像理解。
- 焦李成: 男, 1959年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非线性理论、多尺度图像分析、SAR图像理解、人工神经网络和进化算法等。