

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315032

多向加权作用下的直觉模糊相似性 最大化导向的阈值分割方法*

陈疏桐^{1,2} 邹耀斌^{1,2}

(1. 水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室(三峡大学) 宜昌 443002; 2. 三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002)

摘要: 针对现有阈值分割方法中存在的分割精确性和分割适应性欠佳等问题,提出一种多向加权作用下的直觉模糊相似性最大化导向的阈值分割方法。该方法首先运用各向异性高斯一阶导卷积核对输入图像进行多方向卷积运算和多尺度乘积变换,得到四个方向下的具有单峰直方图模态的四幅参考图像;然后通过二值轮廓图像对四幅参考图像进行采样构建对应的直觉模糊集;最后运用多向加权策略,将不同方向的四个直觉模糊集融合以构建相似性目标函数,并以该目标函数取最大值时对应的灰度值作为分割阈值。提出的方法与5种新近的分割方法进行了全面比较,在8幅合成图像和88幅真实世界图像上的实验结果表明:提出的方法具有更高的分割精确性和更灵活的分割适应性,在合成图像和真实世界图像上的平均马修斯相关系数方面分别达到了0.998和0.964,相较于分割精度第2的方法分别提高了39.90%和26.22%。

关键词: 阈值分割;各向异性高斯一阶导;多尺度乘积变换;直觉模糊集;图像间相似性

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

Image thresholding method guided by maximizing similarity of multi-directional weighted intuitionistic fuzzy

Chen Shutong^{1,2} Zou Yaobin^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: To deal with the issues of poor segmentation accuracy and adaptability in existing thresholding segmentation methods, an image thresholding method guided by maximizing similarity of multi-directional weighted intuitionistic fuzzy is proposed. First, the proposed method utilizes convolution kernels based on first-order derivative of anisotropic Gaussian to perform multi-directional convolution operation and multi-scale product transformation on an input image, which will output four reference images with unimodal histogram in four directions. Then, it constructs the corresponding intuitionistic fuzzy sets by sampling four reference images with a binary contour image. Finally, it utilizes a multi-directional weighting strategy to fuse four intuitionistic fuzzy sets to construct a similarity objective function, and selects the gray level corresponding to the maximum value of this objective function as the segmentation threshold. The proposed method is comprehensively compared with 5 recent segmentation methods, and the experimental results on 8 synthetic images and 88 real-world images show that the proposed method has higher segmentation accuracy and more flexible adaptability, and the average Matthews correlation coefficients are 0.998 and 0.964 for the synthetic images and real-world ones, which outperform the second-best method by 39.90% and 26.22%, respectively.

Keywords: image thresholding; first-order derivative of anisotropic gaussian; multi-scale product transformation; intuitionistic fuzzy sets; similarity between images

0 引言

图像分割是图像分析和计算机视觉系统中的关键步骤

之一,旨在从给定图像中提取出感兴趣的目标区域^[1]。图像阈值分割是一种简单且有效的分割技术,现仍广泛应用于生物细胞识别^[2]、农作物分类^[3]、医学图像分析^[4]以及

收稿日期:2023-11-20

* 基金项目:国家自然科学基金(61871258)项目资助

SAR 图像目标识别^[5]等诸多实际领域。阈值分割通过比较像素灰度值和分割阈值的大小,并根据大小关系确定每个像素是属于目标还是背景。分割阈值的合理选择由此成为精确阈值分割的关键步骤。

受噪声或随机细节,目标和背景的大小比例,或者成像时的点扩散等不同因素的影响,真实世界图像的灰度直方图模态复杂多样。根据灰度直方图模态中的峰特征,可以主要归结为单峰、双峰、多峰或者无峰这4种模态。如果要设计一种统一的合理阈值选择方法框架以适应4种不同模态的图像,这就要求该方法框架能兼顾分割精确性和适应性。但现有的主流阈值方法,如:灰度聚类阈值法^[6-10]、直方图形状阈值法^[2,7,11-12]和模糊理论阈值法^[13-18]等,受限于方法的显示或隐式的前提假设,难以兼顾分割精确性和适应性。

灰度聚类阈值法是一类根据图像灰度信息进行聚类分析,以构建阈值选取目标函数的方法。在该类方法中,最大类间方差法(Otsu法)^[6]是一种颇具代表性的方法。当图像中目标与背景的灰度直方图呈现出具有相近方差的高斯双峰分布时,Otsu法可以获得良好的分割结果;相反,当图像的灰度直方图难以满足上述条件时,Otsu法容易产生不同程度的误分割。为克服Otsu法的不足,多种一维加权改进的Otsu方法相继被提出,其中加权方式包括谷强调加权^[7]、熵加权^[8]以及对象方差加权^[9]等。这些改进的方法在一定程度上提高了Otsu法在双峰模态图像上选择阈值的精确度,但它们仍不适用于单峰、多峰或无峰情形。经过二维直方图改进的Otsu法^[10]综合考虑了像素自身及其空间邻域信息,总体分割精度相对优于一维Otsu法。然而,受限于阈值选取的目标函数或空间邻域信息构造方式,这类方法仍未完全突破Otsu法先决条件的限定。

直方图形状阈值法是一类通过分析灰度直方图的几何特征,以确定分割阈值的方法。这类方法通常假定图像灰度直方图存在理想且明显的几何特征,如峰谷特征^[2,7]、凹凸特征^[11]或者分布形状特征^[12]等。以梯度单峰法为例^[12],它通过分析单峰模态图像的峰谷信息与梯度信息之间的几何分布特性,构建了一个基于梯度均值推算出的阈值选取目标函数。最优化该目标函数使得所取阈值一般位于直方图主峰附近拐角处,这种显示前提约束使得该方法仅适合处理单峰模态图像。此外,许多真实世界图像的灰度直方图并不能满足方法所限定的几何特征,这导致依赖特定直方图形状的方法易于产生误分割。以二阶差分谷强调法^[7]、斜率差分法^[2]为例,它们通过寻求灰度直方图的峰点和谷点以确定阈值。然而,当出现虚假的峰谷点时,它们将难以找到合理的分割阈值。

模糊理论阈值法是一类按照特定规则将图像映射至模糊集,并选定合适知识测度以选择阈值的方法。模糊理论阈值法所使用的模糊集主要包括经典模糊集,区间模糊集和直觉模糊集(intuitionistic fuzzy sets, IFS)。其中,基于

经典模糊集的方法主要涉及四大知识测度构型^[13-15]:最小模糊度量型、最小散度量型、最大相似度量型以及最大紧凑型。经典模糊集下阈值法的核心是隶属函数的选取与计算,而这一操作在实际应用中总是带有一定程度的不确定性。基于区间模糊集的方法^[16]通常利用限制等价函数^[17],可将多种隶属函数结合以进行图像区间模糊化,相对而言这是较为有效的计算模型,然而这类方法并未考虑像素间的空间信息来构造区间模糊集,从而导致分割适应性较差。基于IFS的方法^[16-18]尚处于研究起步阶段,它们通常建立背景与目标的两类IFS,并应用其中犹豫度构造模糊熵进而确定分割阈值。需要指出的是:这类方法忽略了IFS中隶属度与非隶属度之间固有模糊性,导致计算出的模糊熵不够客观与全面。

总体而言,现有的主流阈值分割方法一般受限分割某种或几种特定直方图模态的图像,难以兼顾其它直方图模态的图像,分割精确性和分割适应性欠佳。为了能从不同直方图模态的图像中自动确定合理的分割阈值,本文从图像相似性理论出发,并结合直觉模糊集理论,提出了一种多向加权作用下的直觉模糊相似性最大化导向的阈值分割方法(multi-directional weighted intuitionistic fuzzy, MWIF)。MWIF方法的基本出发点将阈值选择问题转换为图像间相似性计算问题,它的基本思路为:基于各向异性高斯一阶导(first-order derivative of anisotropic gaussian, FDAG)卷积核,对输入图像进行多方向卷积运算和多尺度乘积变换,以获得能反映方向信息和尺度信息的边缘参考图像;基于高斯分布的隶属和非隶属函数,将边缘参考图像与二值轮廓图像相结合,构建出能反映边缘参考图像和二值轮廓图像在像素层次上相似的多方向IFS;最后基于中心偏离程度的加权策略,将多方向IFS进行融合以构建出最终的相似性目标函数,并选择合理的分割阈值。

本文的创新点主要体现在3个方面:1)提出了一种新的图像特征提取技术:基于FDAG卷积核的多方向卷积运算和多尺度乘积变换,有利于提取具有方向信息的边缘参考图像;2)提出了一种简洁但富含特征信息的直觉模糊集构造新方法,在降低传统直觉模糊集构造方法的计算复杂度的同时,为稳健的相似性计算奠定基础;3)将阈值分割问题转换为图像间相似性计算问题,并设计了一种新的相似性测度:直觉模糊相似性,以计算边缘参考图像和二值轮廓图像之间的相似性。

1 基于多尺度FDAG卷积核的单峰模态参考图像生成

1.1 FDAG卷积核

各向异性高斯卷积核是一种非线性滤波器,它引入各向异性因子以提高方向感知和图像非线性特征的适应能力,能够更好地捕捉图像中的结构、纹理等信息^[19]。对应二维图像,二维各向异性高斯卷积核函数为:

$$g(x, y; \theta, \sigma, \rho) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} [x, y] R_{-\theta} \begin{pmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{pmatrix} R_{\theta} [x, y]^T\right) \quad (1)$$

对式(1)的两边求带旋转方向的偏导数,得到二维 FDAG 卷积核函数:

$$g'(x, y; \theta, \sigma, \rho) = \frac{\partial g(x, y; \theta, \sigma, \rho)}{\partial \theta} = -\frac{\rho^2 [\cos\theta, \sin\theta] [x, y]^T}{\sigma^2} \cdot g(x, y; \theta, \sigma, \rho) \quad (2)$$

其中, σ 为高斯尺度参数,用于控制核的大小; ρ 为各向异性因子,用于控制核在不同方向上的形状; $R_{\theta} = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}$ 表示方向为 θ 的旋转矩阵,其中 $\theta \in [0, 2\pi]$ 。为了便于后续表述,将 $g'(x, y; \theta, \sigma, \rho)$ 简记为 $g'_{\theta, \sigma, \rho}$ 。

各向异性因子 ρ 用于控制 FDAG 卷积核在不同方向上的平滑程度和边缘保留程度。在 σ 和 θ 取值不变的情况下,当 ρ 值较小时,FDAG 卷积核的形状在沿着方向为 θ 的空间域上狭长,FDAG 卷积核的平滑能力更强,能更好抑制噪声的影响(见图 1(a)与(d));相反,当 ρ 值较大时,FDAG 卷积核的形状在沿着方向为 $\theta + \pi/2$ 的空间域上狭长,FDAG 卷积核的平滑能力更弱,能更好保留的边缘细节(如图 1(c)与(f))。

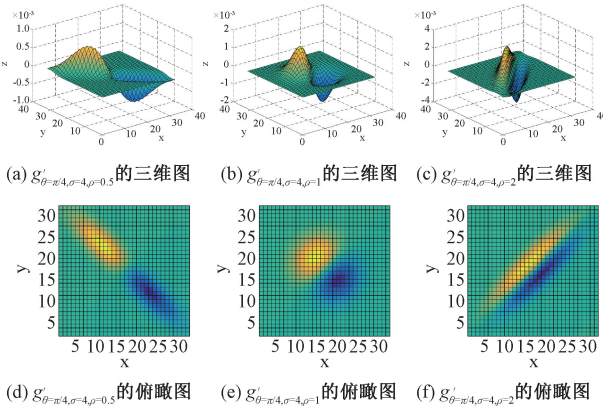


图 1 FDAG 卷积核的三维可视化以及俯瞰示例图

FDAG 卷积核的平滑能力也与尺度 σ 相关。当尺度 σ 较小时,FDAG 卷积核的频带较窄,平滑能力较弱,此时 FDAG 卷积核可以设置较小的 ρ 进行模糊平衡,以确保得到更加真实的边缘响应。当尺度 σ 较大时,FDAG 卷积核的频带较宽,平滑能力较强,此时 FDAG 卷积核可以设置较大的 ρ 。在数值关系上, σ 与 ρ 的设定需呈正相关。另外,大量实验表明,当 $\rho^2/\sigma^2 = 1$ 时 FDAG 卷积核能在保持边缘高分辨率的同时,展现出良好的噪声抑制能力。本文据此将异性因子设定为 $\rho = \sigma$ 。

1.2 生成单峰模态参考图像

为了有效提取具有方向信息的边缘参考图像,下面将

结合 FDAG 卷积核的多方向卷积运算和多尺度乘积变换,以设计一种新的边缘特征提取方法。对于一幅灰度图像 f ,用方向为 θ 的 FDAG 卷积核对图像 f 进行卷积再求绝对值,所得结果图像用符号 $k_{\sigma, \rho}(\theta)$ 表示,即:

$$k_{\sigma, \rho}(\theta) = |f * g'_{\theta, \sigma, \rho}| \quad (3)$$

其中, $*$ 表示二维卷积运算, $|\cdot|$ 表示逐像素取绝对值运算。

在卷积核离散化过程中,需要选择适当的核大小来充分逼近高斯分布并平衡计算效率。根据高斯核函数采样理论^[20],大小为 $(8\sigma+1) \times (8\sigma+1)$ 的离散高斯核是一种相对理想的选择。此外,对于数字图像的卷积运算,卷积核尺寸一般设定为奇数。据此两点,为了产生大小为 $(2a+1) \times (2a+1)$ 的离散卷积核 $g'_{\theta, \sigma, \rho}$,可以设定尺度 $\sigma_i = 0.25 \times a (i \geq 1)$,其中 $a = 2^{i-1}$ 。

对二维 FDAG 卷积核的某一方向 θ ,将式(4)表示的运算定义为图像 f 在该方向上的多尺度 FDAG 乘积变换,所得图像 M_{θ} 称为参考图像:

$$M_{\theta} = \prod_{i=1}^{m_{\theta}} k_{\sigma_i, \rho}(\theta) \quad (4)$$

其中, m_{θ} 表示在方向为 θ 时,参与多尺度乘积变换的图像数量。

在参考图像 M_{θ} 的灰度值规范到 $[0, 255]$ 的前提下,多尺度 FDAG 乘积变换使图像 f 中的噪声与边缘呈现不同响应特点:随着参与乘积变换的图像数量 m_{θ} 不断增加,图像 f 中噪声的多尺度乘积响应结果快速地向 0 趋近,而边缘的响应结果在 0 到 255 间散布(如图 2 的第 2 行)。同时,多尺度 FDAG 乘积变换使得参考图像 M_{θ} 的灰度直方图众数也逐步趋近于 0,使灰度直方图呈现为一种单峰右偏模态(如图 2 的第 3 行)。

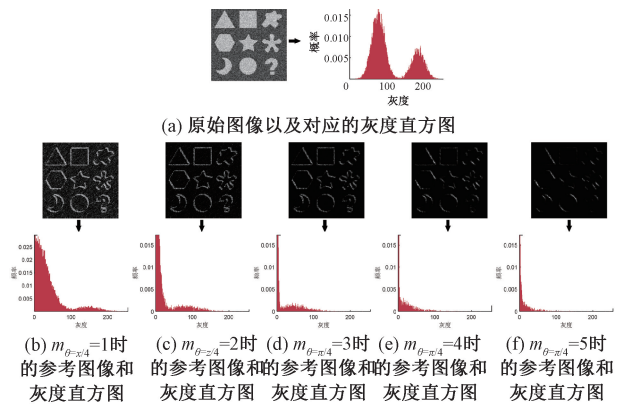


图 2 $g'_{\theta=\pi/4, \sigma_i=\rho_i}$ 的多尺度乘积变换结果

根据二维 FDAG 卷积核的性质可以进一步推断出:过大的 m_{θ} 值会使大部分边缘响应值趋向于 0,降低了参考图像 M_{θ} 中边缘灰度的多样性,同时计算代价更高;当 m_{θ} 值较小时,参考图像 M_{θ} 中可能会存在较多干扰噪声或者随机细节。在综合权衡计算效率、边缘多样性以及噪声抑制

三个方面的因素后,为了获得具有单峰灰度直方图模态的参考图像,取 $m_\theta = 5$, 后续实验所用的尺度集统一为 $S = \{\sigma_i = 0.25 \times 2^{i-1} \mid 1 \leq i \leq m_\theta \wedge i \in \mathbb{Z}\}$ 。

2 基于 IFS 的相似性计算

下面将结合 IFS 的定义,先分析传统基于 IFS 阈值方法在构造 IFS 方面的不足,然后根据 IFS 自身结构,以及第 1 节中参考图像 M_θ 的灰度直方图具有单峰右偏模态的特点,提出一种简洁但富含边缘信息的直觉模糊集构造新方法,并设计出新的相似性测度,以此合理计算参考图像 M_θ 和二值轮廓图像间的相似性。

2.1 构造 IFS 的新方法

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是一个有限的论域,在论域 X 上的直觉模糊集 A 定义为^[16]:

$$A = \{\langle x_i, \mu_A(x_i), \nu_A(x_i) \mid x_i \in X \rangle \quad (5)$$

其中,隶属函数 $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 和非隶属函数 $\nu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 分别表示 x_i 对于 A 的隶属度与非隶属度。对于 $\forall x_i \in X$, 满足 $\mu_A(x_i) + \nu_A(x_i) \leq 1$, 并由此诱导出另一个函数 $\pi_A(x_i) = 1 - \mu_A(x_i) - \nu_A(x_i)$, 表示判断 x_i 对于 A 的犹豫度或不确定程度。

传统基于 IFS 的阈值方法通过计算图像像素关于背景与目标的隶属度和非隶属度,分别建立各灰度值下像素点关于背景与目标的两类 IFS。然而,当图像有效灰度范围较大且像素点较多时,传统 IFS 构造方式下 IFS 中元素会偏多,这使得建立 IFS 的过程相当耗时,同时还会显著增加后续直觉模糊熵的计算时间复杂度。此外,传统 IFS 构造方式通常仅从原始图像的像素灰度值出发,并未考虑各像素间的空间信息。为了稳健的相似性计算和降低计算复杂度,下面给出了一种新的 IFS 构造方法。

对方向 θ 的参考图像 M_θ , 其坐标 (i, j) 上的像素记为 $M_\theta(i, j)$ 。假设图像 P_t 是输入图像 f 经过某一阈值 t ($t \in [0, 255]$) 分割所得的二值图像,其坐标 (i, j) 上的像素记为 $P_t(i, j)$ 。对 P_t 进行形态学轮廓提取,得到二值轮廓图像 C_t , C_t 中在轮廓上的像素其灰度值为 255, C_t 中坐标 (i, j) 上的像素记为 $C_t(i, j)$ 。为简洁起见,下文用 q 和 c 分别表示 $M_\theta(i, j)$ 和 $C_t(i, j)$ 。在论域 C_t 上,构造二值轮廓图像中灰度值为 255 的像素 c 对于参考图像 M_θ 中像素 q 的 IFS:

$$F_t^\theta = \{\langle c, \mu_{F_t^\theta}(c), \nu_{F_t^\theta}(c) \mid c \in C_t, \wedge c = 255 \rangle \quad (6)$$

$\mu_{F_t^\theta}(c)$ 与 $\nu_{F_t^\theta}(c)$ 分别为隶属函数(也称为相似函数)与非隶属函数(也称为差异函数),它们分别定义为:

$$\mu_{F_t^\theta}(c) = \frac{1}{\epsilon} \cdot \exp\left(-\left(\frac{c}{c+q} - 0.5\right)^2 / 2h_1^2\right) \quad (7)$$

$$\nu_{F_t^\theta}(c) = \frac{1}{\epsilon} \cdot \exp\left(-\left(\frac{q}{c+q}\right)^2 / 2h_2^2\right) \quad (8)$$

其中, h_1 和 h_2 为高斯分布的方差; ϵ 为归一化因子,使

得 $0 \leq \mu_{F_t^\theta}(c) + \nu_{F_t^\theta}(c) \leq 1$, 它的计算方式如下:

$$\epsilon = \max\left(\exp\left(-\left(\frac{c}{c+q} - 0.5\right)^2 / 2h_1^2\right) + \exp\left(-\left(\frac{q}{c+q}\right)^2 / 2h_2^2\right)\right)$$

由式(7)和(8)可以看出:当 q 和 c 取值越靠近时,隶属度趋近于 1, M_θ 与 C_t 在该点上相似程度大;反之,当 q 和 c 取值差距越大时,非隶属度趋近于 1, M_θ 与 C_t 在该点上差异程度大。由于不同的隶属和非隶属函数会影响最终的分割效果,而高斯函数可以通过调整方差的取值,灵活地控制隶属和非隶属函数的形状和范围,能更好适用于图像 M_θ 的单峰右偏模态,因此选择它作为隶属和非隶属函数。

2.2 相似性计算及确定 h_1 和 h_2

根据 2.1 节的分析可知, F_t^θ 中的 $\mu_{F_t^\theta}(c)$ 与 $\nu_{F_t^\theta}(c)$ 分别表明了像素 c 对于参考图像 M_θ 中像素 q 的相似性与差异性。进一步,使用式(9)计算阈值 t 下的二值轮廓图像 C_t 整体对于 M_θ 的相似程度:

$$S_\theta(t) = \sum_{c \in C_t, \wedge c = 255} \left(\mu_{F_t^\theta}(c) - \frac{\nu_{F_t^\theta}(c)}{\mu_{F_t^\theta}(c) + \nu_{F_t^\theta}(c)} \nu_{F_t^\theta}(c) \right) \quad (9)$$

其中, $\frac{\nu_{F_t^\theta}(c)}{\mu_{F_t^\theta}(c) + \nu_{F_t^\theta}(c)}$ 为比例因子,它较大时表明: $\mu_{F_t^\theta}(c)$ 相对较小,而 $\nu_{F_t^\theta}(c)$ 相对较大,此时像素点 c 与 q 的匹配程度较低,所得单个像素点的相似度量值较小;它较小时则正好与上述情况相反。经过式(9)逐二值轮廓像素点累加后, $S_\theta(t)$ 将表示两幅图像之间总的相似度。

一般而言,在具有单峰右偏模态的参考图像 M_θ 中,位于目标或背景内部的像素灰度更大概率趋近于 0,而目标和背景之间的边缘像素灰度更介于 10~100 间。当二值轮廓图像值为 255 的某像素 c 在对应像素 q 的灰度恰好为 25,此时像素点 q 很大概率就是 M_θ 的边缘像素点,所以理应得到 $\mu_{F_t^\theta}(c)$ 大于 $\nu_{F_t^\theta}(c)$ 。将具体数值分别代入式(7)与(8)后,可得 $h_1 > 4.6 \cdot h_2$ 。当二值轮廓图像值为 255 的某像素 c 在对应像素 q 的灰度恰好为 0,此时像素点 q 很大概率不是 M_θ 的边缘像素点,所以理应得到 $\mu_{F_t^\theta}(c)$ 小于 $\nu_{F_t^\theta}(c)$,且为了保持式(9)的差异性,此时 h_1 不应大于 h_2 过多。根据 h_1 和 h_2 的上述约束关系,后续实验中取 $h_1 = 0.5, h_2 = 0.1$ 。

3 提出的 MWIF 方法

3.1 提出方法的目标函数

设输入的灰度图像为 f , 给定 n 个不同的卷积核方向 θ_j ($j = 1, 2, \dots, n$), 按照式(4)以及 1.2 节给定的尺度集,可以计算出不同卷积核方向 θ_j 对应的多尺度乘积图像 M_{θ_j} (图 3 紫色虚线框)。用有效灰度范围内的 t 对输入的灰度图像 f 进行阈值化,可得一幅二值图像 P_t , 对 P_t 使用形态学轮廓提取操作获得二值轮廓图像 C_t (图 3 绿色虚线框)。

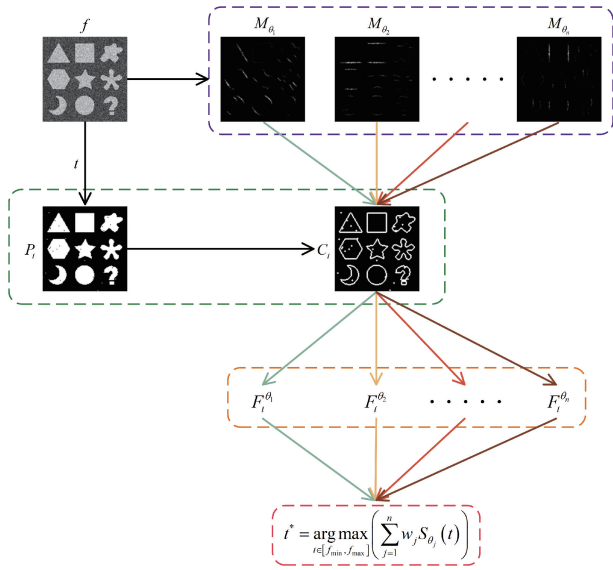


图 3 MWIF 方法的关键步骤示意图

边缘和轮廓作为图像的基本特征,从不同方面反映图像中目标的相对位置信息。注意到参考图像 M_{θ_j} 反映的是目标边缘信息,而二值轮廓图像 C_t 反映的是目标轮廓信息,二者之间通常存在一定的相似性。因此,边缘特征提取的好坏,会直接影响相似性计算结果,而 1.2 节所设计的参考图像提取方法,能有效规避噪声或随机细节的影响,这为稳健的相似性计算奠定了基础。

从定量计算的角度看,采用何种相似性度量是寻找出与参考图像 M_{θ_j} 最相似的二值轮廓图像 C_t 的关键。结合第 2 节理论分析,可应用 C_t 中轮廓像素构造对于 M_{θ_j} 的直觉模糊集 $F_t^{\theta_j}$ (图 3 橙色虚线框),再根据式(9)计算阈值 t 下 C_t 对于 M_{θ_j} 的相似值 $S_{\theta_j}(t)$ 。这里采用式(9)中的 $S_{\theta_j}(t)$ 作为相似性度量,主要有以下两个原因:1)参考图像是灰度图像,二值轮廓图像是二值图像,一般的相似性度量并不适合,而相似度量 $S_{\theta_j}(t)$ 对图像类型没有特定要求,只需两幅图像具有相同大小即可计算。2)得益于所提 IFS 构造的新方式,相似度量 $S_{\theta_j}(t)$ 具有实现简洁但富含边缘特征信息的特点,一定程度上可以减少参考图像与不同二值轮廓图像相似计算过程的运算量。

进一步,为了综合运用不同方向下 IFS 计算所得的 $S_{\theta_j}(t)$,设计了一种多向加权直觉模糊相似性目标函数,以选取最终分割阈值 t^* :

$$t^* = \underset{t \in [f_{\min}, f_{\max}]}{\operatorname{argmax}} \left(\sum_{j=1}^n \omega_j S_{\theta_j}(t) \right) \quad (10)$$

其中, f_{\min} 和 f_{\max} 分别表示灰度图像 f 的最小灰度值和最大灰度值; ω_j 是加权系数,计算方式如下:

$$t_{\theta_j} = \underset{t \in [f_{\min}, f_{\max}]}{\operatorname{argmax}} (S_{\theta_j}(t)) \quad (11)$$

$$t_z = \sum_{j=1}^n t_{\theta_j} / n \quad (12)$$

$$\omega_j = \frac{1}{|t_{\theta_j} - t_z|} / \sum_{j=1}^n \frac{1}{|t_{\theta_j} - t_z|} \quad (13)$$

式(11)中的 t_{θ_j} 是单一卷积核方向上计算出的阈值,简称为单向阈值;式(12)中的 t_z 是 n 个不同单向阈值的均值,简称为阈值中心;式(13)中的 ω_j 用于度量不同单向阈值与阈值中心的偏离程度,偏离越大则加权系数 ω_j 越小,在计算最终阈值 t^* 时相应权重也越小。值得注意的是,式(10)定义的多向加权直觉模糊相似性目标函数实际是基于式(11)定义的单一方向的直觉模糊相似性目标函数得来。按照 2.2 节和本小节前述内容:式(11)所取阈值 t_{θ_j} 代表了图像 $C_{t_{\theta_j}}$ 与图像 M_{θ_j} 的相似程度最大,理论上 t_{θ_j} 可能与最终理想分割阈值相同,也可能在理想分割阈值附近浮动。为了降低这种浮动效应,式(10)综合了多个方向上 M_{θ_j} 的边缘信息,并利用式(13)的加权系数 ω_j 进行平衡。

在计算最终分割阈值 t^* 的过程中,需要确定 n 个不同的卷积核方向 θ_j 。注意到 FDAG 卷积核在方向 θ 上具有中心对称性,且式(3)在计算 $k_{s,\rho}(\theta)$ 时逐点取了绝对值,因此在所有可能的方向范围内, θ_j 只需考虑 $[0, \pi]$ 范围的角度。此外,卷积核方向太多(即 n 过大时)会导致图像边缘信息冗余且运算耗时,而方向太少(即 n 太小时)则可能遗漏重要的方向信息。在方向角等间距取值的前提下(即 $\theta_j = j\pi/n, \Delta\theta = \pi/n$),找到一个合适的 n ,使得在不同的 σ_i 下, $g'_{\theta=\pi/n, \sigma_i, \rho=\sigma_i}$ 能与变化角度 $\Delta\theta = \pi/180$ 的 $g'_{\theta=\pi/180, \sigma_i, \rho=\sigma_i}$ 足够相近,则可以合理解决前述问题。经过计算 $g'_{\theta=\pi/n, \sigma_i, \rho=\sigma_i}$ 与 $g'_{\theta=\pi/180, \sigma_i, \rho=\sigma_i}$ 的平均绝对误差,最终确定 $n = 4$ 是二者的一个合理逼近,因此所使用的 4 个方向角为 $\theta_j = j\pi/4 (j = 1, 2, 3, 4)$ 。

3.2 算法步骤

算法名称: MWIF

输入: 灰度图像 f

输出: 阈值 t^* 以及二值图像 P_t

步骤 1) 对输入的待分割灰度图像 f , 根据式(2)~(4) 获得 4 个方向上的参考图像 $M_{\theta_j} (j = 1, 2, 3, 4)$, 其中 $m_{\theta} = 5, \sigma_i = 0.25 \times 2^{i-1} (1 \leq i \leq m_{\theta}), \theta_j = j\pi/4 (j = 1, 2, 3, 4)$ 。

步骤 2) 令 $F_t^{\theta_j} (j = 1, 2, 3, 4)$ 表示根据式(6)~(8) 所构造的 IFS, $S_{\theta_j}(t) (j = 1, 2, 3, 4)$ 记录步骤 3)~5) 循环处理中从 $F_t^{\theta_j}$ 中计算的相似值, $S_{\theta_j}^*(j = 1, 2, 3, 4)$ 分别记录循环处理中 $S_{\theta_j}(t) (j = 1, 2, 3, 4)$ 的最大值, $t_{\theta_j} (j = 1, 2, 3, 4)$ 分别记录 $S_{\theta_j}^* (j = 1, 2, 3, 4)$ 对应的灰度值。 $S_{\theta_j}^* (j = 1, 2, 3, 4)$ 和 $t_{\theta_j} (j = 1, 2, 3, 4)$ 的初始均值均为 0, 灰度值范围 $t \in [f_{\min}, f_{\max}]$ 。按 t 从小到大的顺序重复执行步骤 3)~5)。

步骤 3) 用灰度值 t 对图像 f 进行阈值化可得二值图像 P_t , 再用二值图像 P_t 构建同样大小的二值轮廓图像 C_t , 构建方式如下: (1) 令 C_t 中所有像素值为 255; (2) 遍历 P_t 的每个像素 p 并进行判断, 若 P_t 某个像素 p 及其 4 邻域的值

都为255,则设置该像素在 C_i 中对应位置的像素值为0;
(3)将 P_i 进行取反运算得到 \tilde{P}_i ,再对 \tilde{P}_i 按(2)中同样方法进行
操作,最终获得内外轮廓图像。

步骤4)利用图像 C_i 中值为255的像素 c ,对4个方向
的多尺度乘积图像 $M_{\theta_j}(j=1,2,3,4)$ 进行采样得到像素
 q ,然后利用像素 c 与像素 q 构造直觉模糊集 $F_{\theta_j}^0(j=1,2,$
 $3,4)$,在此基础上再用式(9)计算4个方向上的相似值
 $S_{\theta_j}(t)(j=1,2,3,4)$ 。

步骤5)判断 $S_{\theta_j}^*(j=1,2,3,4)$ 与当前 t 下的 $S_{\theta_j}(t)$
($j=1,2,3,4$)的大小关系:对于 $\theta_j=j\pi/4$,若 $S_{\theta_j}(t) >$
 $S_{\theta_j}^*$,则令 $S_{\theta_j}^* = S_{\theta_j}(t)$,并令 $t_{\theta_j} = t$ 。

步骤6)在步骤3)~步骤5)的循环计算结束后,根据
式(12)、(13)对计算所得的 $t_{\theta_j}(j=1,2,3,4)$ 进行权重计
算,得到 $w_j(j=1,2,3,4)$,然后按照式(10)对 $S_{\theta_j}(t)(j=$
 $1,2,3,4)$ 进行加权计算,选取 $\sum_{j=1}^4 w_j S_{\theta_j}(t)$ 最大时对应的
灰度值 t 作为最终分割阈值 t^* 。

步骤7)用阈值 t^* 对输入图像 f 进行阈值化,可得到
二值图像 P_{t^*} ,最后输出 t^* 与 P_{t^*} 。

4 实验结果与讨论

4.1 实验环境、比较方法以及定量评估指标

用于测试实验的主要软硬件参数如下: Intel Core i5-
7300HQ 2.50 GHz 中央处理器,8 GB DDR4 运行内存,
Windows10 64 位操作系统, Matlab 2016a 64 位开发平台。
测试图像集包含合成图像8幅,真实世界图像88幅,它们
的灰度直方图呈现为单峰、双峰、多峰或者无峰模态。测试
图像集以及相应的分割基准图像可以访问网址 <https://www.ju.lanzoub.com/iDuFp1bxyzlre> 获得。

提出的 MWIF 方法与5种新近的无监督类别方法进
行了横向比较,同时也进行了阈值方法间阈值选取差异的
纵向比较。在比较的方法中,包括3个代表性的阈值分割
方法,分别为最大改进 Hamming-Hausdorff 知识测度阈值
分割方法(maximum Hamming-Hausdorff knowledge
measurement, MHHKM)^[16]、修正谷强调 Otsu 阈值分割
法(modified valley emphasis Otsu, MVEO)^[7]以及哈里斯
鹰优化下阈值分割方法(harris hawks optimizer
thresholding, HHOT)^[21];包括1个新近的聚类分割方法,
其为噪声估计模糊C-均值分割方法(noise estimation fuzzy
c-means, NEFCM)^[22];包括1个新近的活动轮廓分割方
法,其为加性偏置校正水平集分割方法(additive bias
correction level set, ABCLS)^[23]。

采用马休斯相关系数(matthews correlation
coefficient, MCC)^[24]来定量评估以上6种分割方法的分割
精度。与 Precision、Recall、Specificity、Dice、Jaccard 等量
化指标相比, MCC 是一个更为鲁棒的二元分类定量评估指

标^[24-25]。MCC 的具体计算公式为:

$$MCC = \frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP) \cdot (TP + FN) \cdot (TN + FP) \cdot (TN + FN)}} \quad (14)$$

式中: TP 和 TN 分别表示真阳性和真阴性的像素数量;
 FP 和 FN 分别表示假阳性和假阴性的像素数量。当分割
结果图像与分割基准图像一致时,该指标将等于1;当分割
结果图像与分割基准图像完全相反时,该指标将等于-1。

4.2 合成图像上的比较实验

为了比较6个分割方法的分割精度和分割适应性,将
8幅合成图像分成4组进行测试(如图4)。一方面通过调
整目标和背景的大小比例为3:1 997,并分别添加高斯噪
声和瑞丽噪声以形成灰度直方图呈单峰模态(见图5(a))
的测试图像(如图4(a));另一方面通过调整目标和背景
的大小比例为3:7,并添加诸如高斯、伽马、贝塔以及均匀等
噪声,以形成灰度直方图呈现双峰、多峰和无峰模态(如
图5(b)~(d))的测试图像(如图4(b)~(d)),上述图像的
灰度直方图如图5。

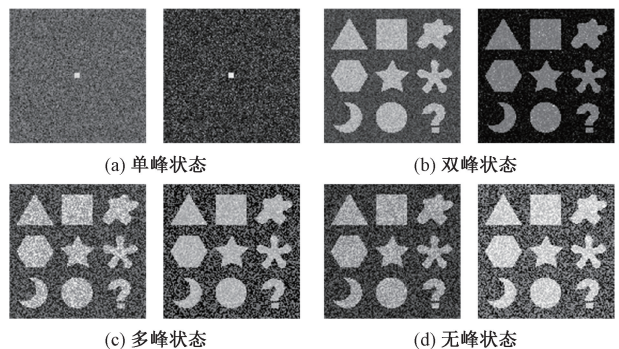


图4 8幅测试用的合成图像

图5展示了4个阈值分割方法在8幅合成图像上阈值
选取差异性的纵向对比结果。图5中的红色实曲线是
MWIF方法目标函数对应的相似性曲线,它是通过计算有
效灰度范围 t 内 $\sum_{j=1}^n w_j S_{\theta_j}(t)$ 得来。考虑到阈值分割
的核心是尽可能选取合理的分割阈值,在最大化 MCC 意义
下:图4(a)的2幅单峰模态图像最优阈值范围分别为[196,
206]与[213,222];图4(b)的2幅双峰模态图像最优阈值分
别为130与110;图4(c)的2幅多峰模态图像最优阈值分
别为133与153;图4(d)的2幅无峰模态图像最优阈值分
别为115和180。从图5可以观察到:MWIF方法在8幅合
成图像上计算出的分割阈值均处于最优阈值范围内,而其
他3种阈值方法对于4种不同模态合成图像的分割结果不
够鲁棒。值得注意的是,MHHKM、MVEO和HHOT方法
对单峰模态图像分割结果都较差,以MVEO方法为例:
它利用二阶导数修正后的谷值对Otsu目标函数进行加
权改进,但这种权重分配存在一个明显的缺陷,即对灰度直
方图呈现为凹的区域权重偏大,当灰度直方图中谷特征不

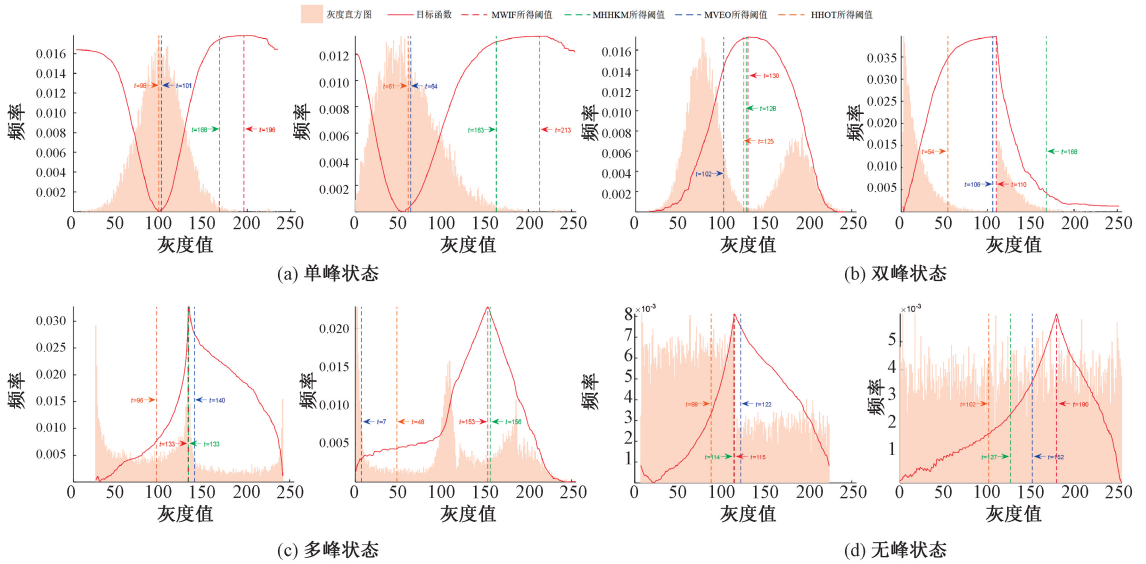
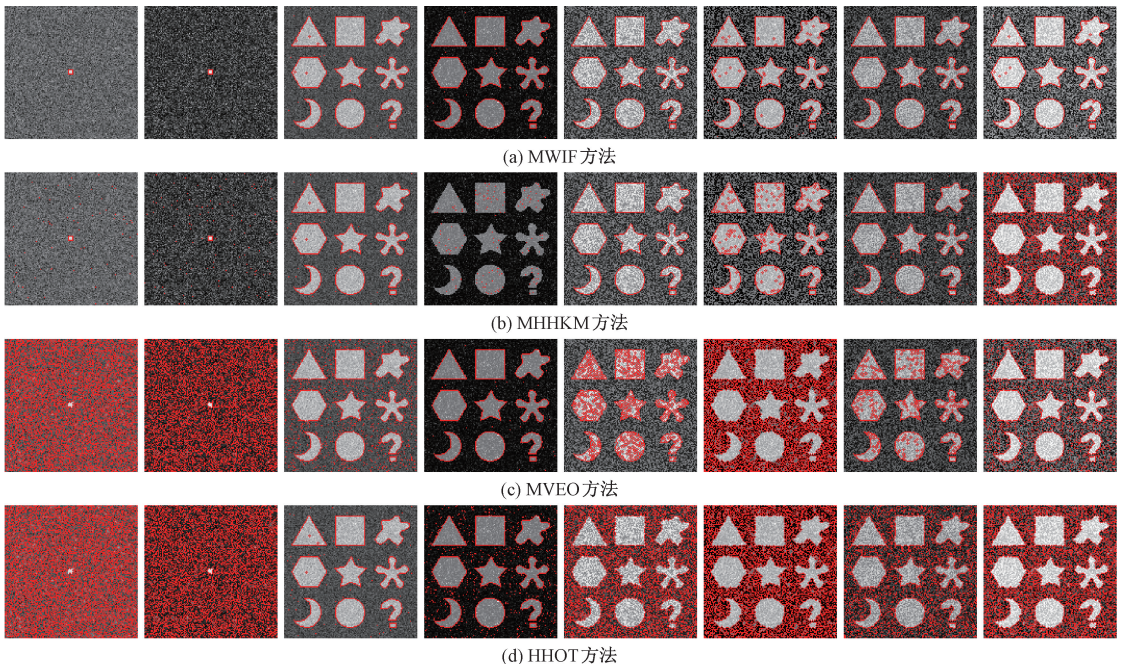


图 5 4 种阈值方法在 8 幅合成图像上所取阈值

明显或难以确定时,该方法所取阈值易于偏离最优阈值(如图 5(a)中蓝色虚线)。

图 6 与表 1 进一步给出了 6 种分割方法在 8 幅合成图像上的定性与定量的横向对比结果(其中,图 6 中的红色像素标识了各方法所得目标区域的轮廓,它们被叠加到原始灰度图像上)。从图 6(a)~(f)可以看出,MWIF 方法虽然也存在少量像素被误分割,但总体能相对成功地从这 8 幅合成图像中分割出背景与目标,而其它 5 种方法大多存在明显误分割。这种定性视觉判断也得到了表 1 量化数据的印证:MWIF、MHHKM、MVEO、HHOT、NEFCM 和 ABCLS 方法的平均 MCC 值分别为 0.998、0.713、0.621、0.523、0.482 和 0.644,且 MWIF 方法相较于分割精度第 2

的 MHHKM 方法,平均 MCC 值提高了 39.90%。MHHKM 方法通过对图像建立一类特殊的区间 IFS,并利用理想解法改进的 Hamming-Hausdorff 知识测度,计算阈值 t 下区间 IFS 所蕴含的知识量,但该方法未考虑图像像素之间的空间信息,进而导致其抗噪能力较弱,这使得它对于同为双峰的合成图像分割效果差距较大(如图 6(b)的第 3、4 列),MCC 值表现分别为 0.996 与 0.142。HHOT 方法以最小交叉熵作为适应度函数,并应用哈里斯鹰优化算法加速可能解的搜寻,但在目标和背景大小比例失衡以及灰度直方图差异较小的情况下,最小交叉熵法的本质导致 HHOT 方法在取单阈值时,对于单峰、多峰与无峰模态的合成图像分割结果较差(如图 6(d))。



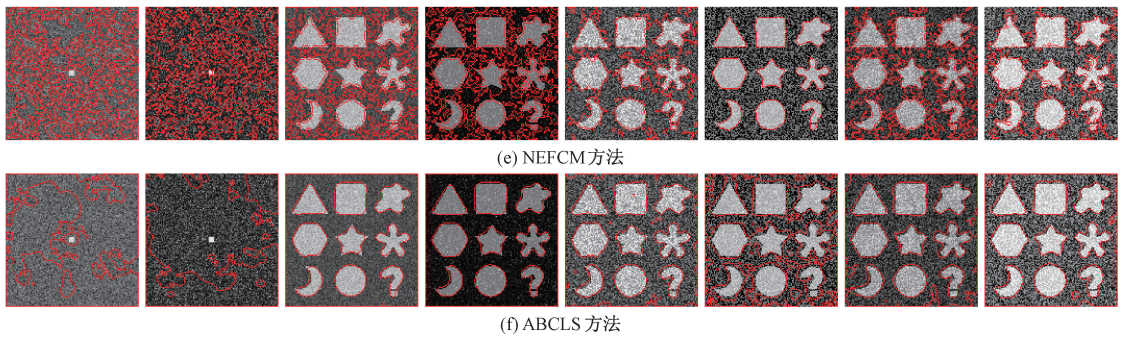


图6 6种分割方法在8幅合成图像上的分割结果

表1 6种方法在8幅合成图像上的MCC值

直方图分布模态	MWIF	MHHKM	MVEO	HHOT	NEFCM	ABCLS
图4(a)单峰模态	1.000	0.520	0.041	0.036	0.041	0.058
	1.000	0.441	0.045	0.041	0.028	0.032
图4(b)双峰模态	0.997	0.996	0.888	0.992	0.372	0.902
	0.998	0.142	0.997	0.928	0.390	0.907
图4(c)多峰模态	1.000	1.000	0.897	0.553	0.739	0.854
	0.992	0.977	0.354	0.436	0.964	0.691
图4(d)无峰模态	1.000	0.987	0.959	0.678	0.601	0.840
	0.996	0.645	0.786	0.523	0.722	0.868

4.3 真实世界图像上的比较实验

为了进一步比较6种分割方法的分割精度性与分割适应性,将它们在不同实际应用领域获取的88幅真实世界图像进行分割实验。其中,编号1~15的图像构成了第1组单峰模态测试图像集;编号16~50的图像构成了第2组双峰模态测试图像集;编号51~78的图像构成了第3组多峰模态测试图像集;编号79~88的图像构成了第4组无峰模态测试图像集。

图7展示了4种阈值方法在编号为9、35、57和86的4幅代表性真实世界图像上所取阈值之间的差异。这4幅测试图像在最大化MCC意义下,它们对应的最优阈值分别为170、208、95和81。从图7可以观察到:MWIF方法在图7(a)~(d)上所取阈值与最佳阈值分别偏差2、3、1和2个灰度级,相较而言,另外3种阈值方法平均偏差均较大。其中,MHHKM方法在图7(b)双峰模态真实世界图像上偏差高达127个灰度级;HHOT方法在图7(c)多峰模态真实世界图像上偏差达到50个灰度级;MVEO方法在图7(d)无峰模态真实世界图像上偏差达到66个灰度级。

作为定性比较的示例,图8展示了6种分割方法在4幅具有代表性的真实世界图像上分割效果的横向对比结果(其中,图8中的红色像素标识了各方法所得目标区域的轮廓,它们被叠加到原始灰度图像上)。从中可以观察到:仅MWIF方法能从这4幅测试图像中均获得相对理想的分割结果。编号为9的飞机测试图像由于受噪声以及

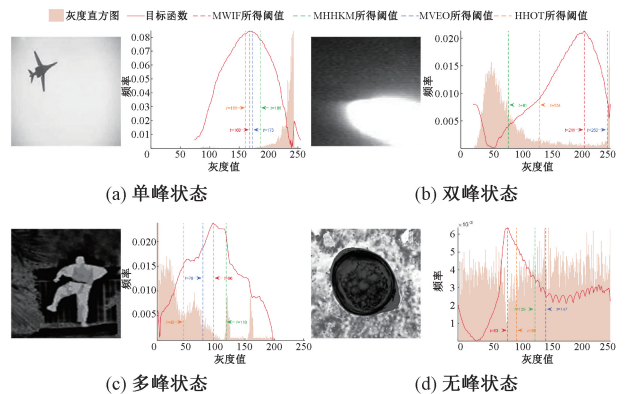


图7 4种阈值方法在4幅代表性真实世界图像上所取阈值

成像时点扩散等因素影响,其四周存在与目标区域灰度接近的阴影,这使得NEFCM方法中基于加权L2范数正则化项的噪声估计失效,最终导致聚类结果中目标区域与四周阴影区域误分为一类(如图8(e)的第1行);ABCLS方法由于对初始水平集大小、能量函数中高斯尺度以及激活函数系数等参数无法自适应选择,导致它对于这4幅测试图像均无法迭代水平集至目标区域(如图8(f))。

作为定量比较的示例,图9和表2进一步展示了6种分割方法在88幅真实世界图像上的MCC量化结果。结合二者可以观察到:1)对于MWIF方法,它在88幅真实世界图像的任一组别测试图像上,始终拥有最大的MCC均值与最小的MCC标准差,这说明它兼顾分割的精确性与

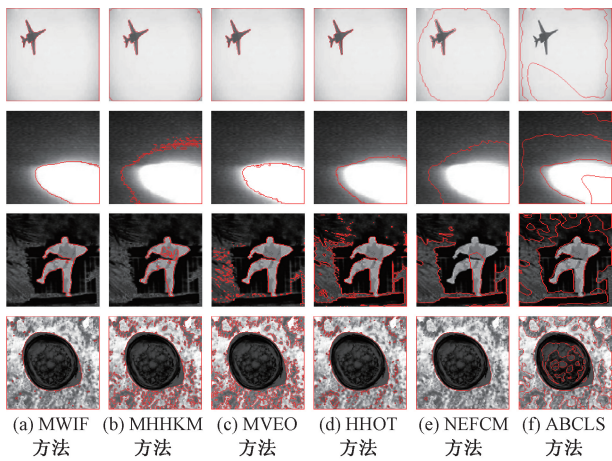


图 8 6 种分割方法在 4 幅代表性真实世界图像上的分割结果

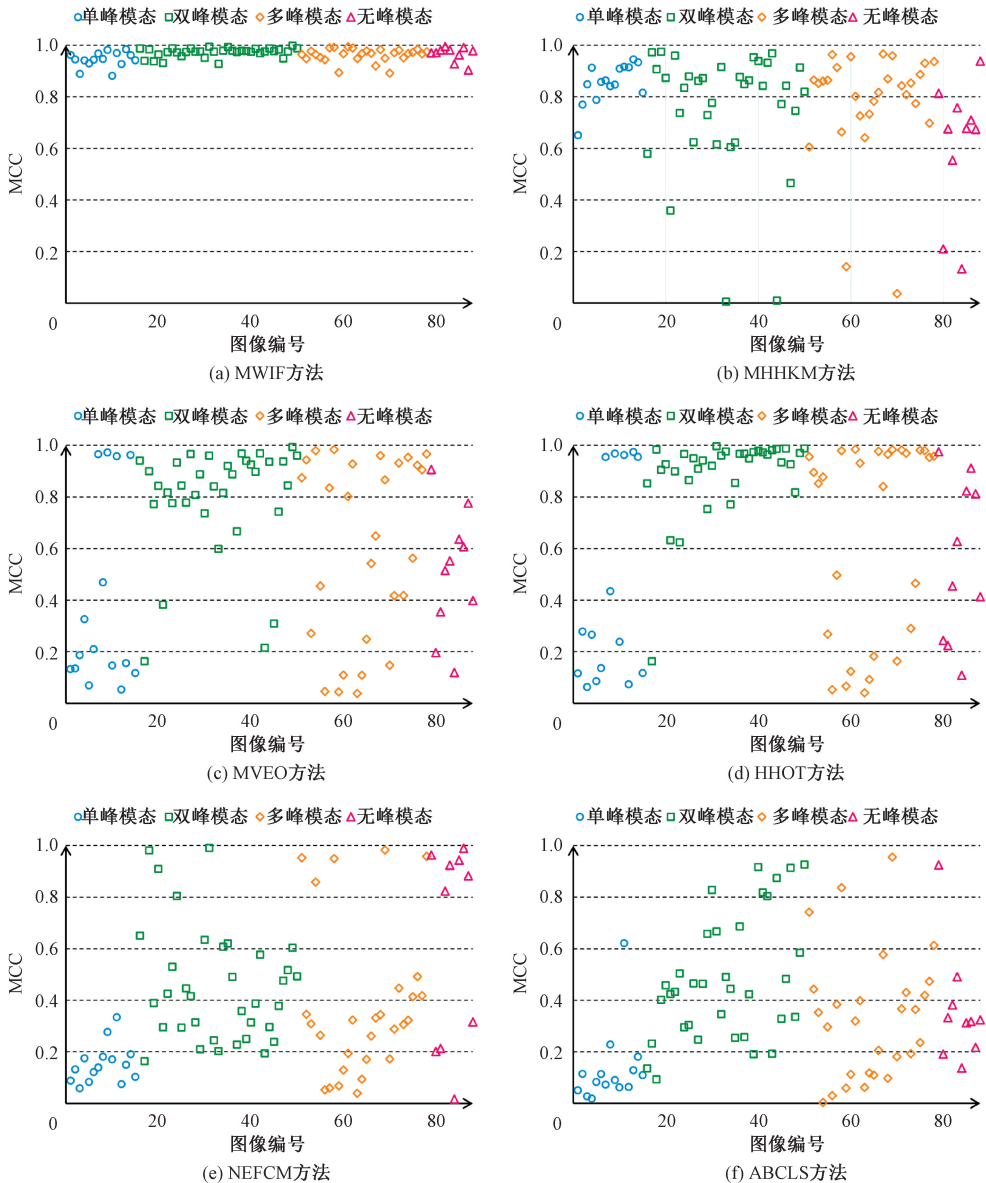


图 9 6 种分割方法在 88 幅真实世界图像上的 MCC 值

适应性;2)MHHKM 方法的 MCC 值主要散布在 0.6~1,但对于第 4 组(无峰模态)测试图像,它的 MCC 值波动较大且组别均值较小,这表明该方法相对适用于单峰、双峰以及多峰模态的测试图像;3)对于 MVEO 和 HHOT 方法,它们在第 2 组(双峰模态)测试图像上 MCC 值集中在 0.7 以上、其他模态下在 0~1 散布,这表明两种方法更适合双峰模态图像的分割;4)对于 NEFCM 和 ABCLS 方法,它们在 4 种直方图模态下 MCC 值都在 0~1 散布,整体 MCC 均值分别为 0.398 和 0.363,这表明两种方法分割适应性均较弱。

4.4 计算效率的比较实验

在相同的软硬件条件下,计算各方法在同一幅图像上的 CPU 运行耗时能反映不同方法的计算效率。考虑到同一分割方法在不同时刻运行其 CPU 耗时会有轻微浮动,

表2 6种分割方法在88幅真实世界图像上的MCC均值与标准差

分割方法	第1组 MCC	第2组 MCC	第3组 MCC	第4组 MCC	整体 MCC	整体 MCC
	均值	均值	均值	均值	均值	标准差
MWIF	0.945	0.972	0.962	0.966	0.964	0.026
MHHKM	0.854	0.757	0.777	0.614	0.764	0.221
MVEO	0.390	0.796	0.604	0.506	0.633	0.330
HHOT	0.442	0.892	0.654	0.559	0.702	0.346
NEFCM	0.152	0.455	0.377	0.627	0.398	0.284
ABCLS	0.132	0.483	0.336	0.364	0.363	0.255

为了降低这种浮动效应的负面影响,将每种分割方法在同一测试图像集上连续运行10轮,再以10轮运行的平均CPU耗时作为该分割方法在测试图像集上的CPU耗时。

表3展示了6种分割方法在合成图像集和真实世界图像集上CPU耗时的均值和标准差。由表3可知:MHHKM与MVEO方法的CPU耗时较短,具有相对更高的计算效率;HHOT与NEFCM方法计算效率次之;MWIF方法计算效率相对前4者较低,但明显优于ABCLS方法。

表3 6种分割方法的CPU运行时间

分割方法	在合成图像上的		在真实世界图像上的	
	CPU耗时/s		CPU耗时/s	
	均值	标准差	均值	标准差
MVEO	0.004	0.021	0.001	0.001
MHHKM	0.018	0.033	0.007	0.004
NEFCM	0.229	0.132	1.109	1.271
HHOT	0.330	0.020	0.351	0.023
MWIF	0.821	0.086	1.177	0.606
ABCLS	2.207	0.163	4.530	1.611

5 结 论

相对MHHKM、MVEO、HHOT、NEFCM以及ABCLS方法而言,MWIF方法虽然在计算效率方面不占优势,但它能有效分割直方图模态为单峰、双峰、多峰以及无峰测试图像的目标与背景,具有更高的分割精确性和更灵活的分割适应性。MWIF方法具有以上两项优点主要得益于:它使用多尺度FDAG乘积变换,得到能凸显目标边缘同时抑制噪声响应的参考图像,为后续相似性计算奠定基础;它分析了参考图像的灰度直方图,设计出适合参考图像与二值轮廓图像的隶属与非隶属函数,进一步将二者合理映射至IFS;它充分利用了IFS的隶属度与非隶属度,使得所构建的相似性计算方式足够简洁、客观与全面;它利用多向加权融合策略,使最终进行相似性计算的目标函数所取阈值更易于接近合理阈值。

参考文献

- [1] 伏金浩,王剑平,闻路红,等.基于改进阈值与边缘梯度的亮场干细胞图像分割方法[J].电子测量技术,2020,43(20):109-114.
- [2] WANG Z, XIONG J, YANG Y, et al. A flexible and robust threshold selection method [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 28(9): 2220-2232.
- [3] DUTTA K, TALUKDAR D, BORA S S. Segmentation of unhealthy leaves in cruciferous crops for early disease detection using vegetative indices and Otsu thresholding of aerial images[J]. Measurement, 2022, 189: 110478.
- [4] CHAUBEY A K. Comparison of the local and global thresholding methods in image segmentation [J]. World Journal of Research and Review, 2016, 2(1): 1-4.
- [5] NOBRE R H, RODRIGUES F A A, MARQUES R C P, et al. SAR image segmentation with renyi's entropy[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(11): 1551-1555.
- [6] 吴京城,洪欢欢,施露露,等.反背景差分结合Otsu的细胞图像分割方法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(4):82-89.
- [7] XING J, YANG P, QINGGE L. Automatic thresholding using a modified valley emphasis[J]. IET Image Processing, 2020, 14(3): 536-544.
- [8] TRUONG M T N, KIM S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection[J]. Soft Computing, 2018, 22(13): 4197-4203.
- [9] YUAN X, WU L, PENG Q. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science, 2015, 349(17): 472-484.
- [10] 于洋,孔琳,虞闯.自适应粒子群集优化二维OSTU的图像阈值分割算法[J].电子测量与仪器学报,2017,

- 31(6): 827-832.
- [11] VALENCIA L J, CARBALLIDO J F. Thesholding methods review for the location of the Optic disc in retinal fundus color images [C]. 2016 13th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, Mexico City, Mexico, 2016, 1-6.
- [12] SONG S B, LIU J F, NI H Y, et al. A new automatic thresholding algorithm for unimodal gray-level distribution images by using the gray gradient information[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 190: 107074.
- [13] SALIMIAN L, SAFI E F, NADIMI M H. An adaptive fuzzy threshold-based approach for energy and performance efficient consolidation of virtual machines[J]. Computing, 2016, 98(6): 641-660.
- [14] 刘琼, 史诺, 申妙芳. 基于区间二型模糊集的农田障碍物分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(4): 81-84.
- [15] AJAF S, CURIALE A H, VEGAS G. A local fuzzy thresholding methodology for multiregion image segmentation[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 83: 1-12.
- [16] 郭凯红, 王紫晴. Hamming-Hausdorff 距离下区间直觉模糊知识测度及应用[J]. 软件学报, 2022, 33(11): 4251-4267.
- [17] ANANTHI V P, BALASUBRAMANIAM P, LIM C P. Segmentation of gray scale image based on intuitionistic fuzzy sets constructed from several membership functions[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(12): 3870-3880.
- [18] MELO-PINTO P, COUTO P, BUSTINCE H, et al. Image segmentation using Atanassov's intuitionistic fuzzy sets [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(1): 15-26.
- [19] WANG G, LOPEZ M C, DE BATES B. Multiscale edge detection using first-order derivative of anisotropic Gaussian kernels [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2019, 61(8): 1096-1111.
- [20] 蔡玉芳, 王涵, 李琦, 等. 联合自然梯度和 AdamW 算法的 RSF 图像分割模型[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 261-270.
- [21] RODRIGUEZ E E, ZANELLA L A, OLIVA D, et al. An efficient Harris hawks-inspired image segmentation method[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 155: 113428.
- [22] WANG C, ZHOU M C, PEDRYCZ W, et al. Comparative study on noise-estimation-based fuzzy C-means clustering for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022: 1-13.
- [23] WENG G, DONG B, LEI Y. A level set method based on additive bias correction for image segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 185: 115633.
- [24] CHICCO D, JURMAN G. The advantages of the Matthews correlation coefficient(MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation [J]. BMC Genomics, 2020, 21(1): 1-13.
- [25] BENES M, ZITOVA B. Performance evaluation of image segmentation algorithms on microscopic image data [J]. Journal of Microscopy, 2015, 257(1): 65-85.

作者简介

邹耀斌(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理、大数据分析、机器学习。

E-mail: zyb@ctgu.edu.cn

陈疏桐, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。