

高分辨率全色遥感图像多级阈值分割

杨蕴, 李玉, 赵泉华

引用本文:

杨蕴, 李玉, 赵泉华. 高分辨率全色遥感图像多级阈值分割[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(10): 2370–2383.

YANG Yun, LI Yu, ZHAO Quan-hua. Multi-level threshold segmentation of high-resolution panchromatic remote sensing imagery[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(10): 2370–2383.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/OPE.20202810.2370>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割

Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used Gaussian mixture model
光学精密工程. 2017, 25(2): 509–518 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172402.0509>

面向遥感图像水域分割的图像熵主动轮廓模型

Image entropy active contour models towards water area segmentation in remote sensing image
光学精密工程. 2018, 26(3): 698–707 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182603.0698>

自适应量子遗传算法的遥感图像自动增强

Automatic enhancement of remote sensing images based on adaptive quantum genetic algorithm
光学精密工程. 2018, 26(11): 2838–2853 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182611.2838>

基于快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割

Infrared image segmentation based on graph cut of fast recursive fuzzy 2-partition entropy
光学精密工程. 2016, 24(3): 668–680 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162403.0668>

非监督层次化模糊相关的人体红外图像分割

Unsupervised hierarchical human target infrared image segmentation through fuzzy correlation
光学精密工程. 2018, 26(6): 1542–1550 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182606.1542>

文章编号 1004-924X(2020)10-2370-14

高分辨率全色遥感图像多级阈值分割

杨 蕴, 李 玉*, 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院 遥感科学与应用研究所, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 针对模糊熵多级阈值分割方法存在模糊特性不足、计算量大、自动性差等问题, 提出一种基于区间二型模糊熵的高分辨率全色遥感图像多级阈值分割方法。首先, 利用岭型模糊隶属度函数构造区间二型模糊集, 由构造的模糊集和阈值个数, 在多级图像分割场景中定义区间二型模糊熵。然后, 利用量子比特将其模糊参数集编码为量子染色体, 设置若干量子染色体构成初始种群, 并以定义的区间二型模糊熵作为适应度评价函数, 对种群中的个体进行适应度评价, 保留和记录最优个体。在提出的进化策略中, 利用量子旋转门的动态旋转角机制使种群以更好的适应性和效率自动确定模糊参数的最优组合, 据此, 以最大模糊性原则得到多级阈值, 实现图像最优多级阈值分割。在实验中选取基于最大熵和模糊熵的多级阈值分割方法作为对比算法, 对具有不同地物的高分辨率全色遥感图像进行了分割实验。实验平均评价结果表明: 本文方法能在减少计算时间的同时获得更好的分割结果, 面积加权方差降低了 39.7%, Jeffries-Matusita 距离降低了 14.7%, 运行时间为 6.403 s。可满足高分辨全色遥感图像分割结果对空间连续且光谱均匀的要求且具有高实时性。

关键词: 高分辨率; 全色遥感图像; 图像分割; 区间二型模糊熵; 优化; 多级阈值

中图分类号: TP753; TP79 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20202810.2370

Multi-level threshold segmentation of high-resolution panchromatic remote sensing imagery

YANG Yun, LI Yu*, ZHAO Quan-hua

(*Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China*)

* *Corresponding author, E-mail: liyu@lntu.edu.cn*

Abstract: To address the problems of fuzzy entropy-based multilevel threshold segmentation methods, such as insufficient fuzzy characteristics, high computational complexity, and poor automaticity, a multilevel threshold segmentation method for high-resolution panchromatic remote sensing imagery is proposed based on interval type-2 fuzzy entropy. First, a ridge-type fuzzy membership function is applied to construct an interval type-2 fuzzy set, and interval type-2 fuzzy entropy is defined in the multi-level image segmentation scene based on the constructed fuzzy set and the number of thresholds. Then, qubits encode a fuzzy parameter set as quantum chromosomes, and several quantum chromosomes are set to form the initial population. In addition, the defined interval type-2 fuzzy entropy is a-

收稿日期: 2019-11-18; 修订日期: 2020-01-08.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 41301479, No. 41271435); 辽宁省自然科学基金资助项目 (No. 2015020090)

adopted as the fitness evaluation function to evaluate the fitness of individuals in the population, retaining and recording the best individuals. In the proposed evolutionary strategy, the dynamic rotation angle mechanism of quantum rotation gates is applied such that the population can automatically determine the optimal combination of fuzzy parameters with better adaptability and efficiency. Based on this, the multilevel threshold is obtained by the principle of maximum fuzziness, and the optimal multilevel threshold segmentation of the image is realized. In an experiment, a multilevel threshold segmentation method based on maximum entropy and fuzzy entropy was employed as the comparison algorithm to segment high-resolution panchromatic remote sensing images with different ground objects. The averages of the experimental evaluation results show that the proposed method can obtain better segmentation results while reducing the computation time. The area weighted variance is reduced by 39.7%, the Jeffries-Matusita distance is reduced by 14.7%, and the running time is 6.403 s. The method can meet the requirements of high-resolution panchromatic remote sensing image segmentation for spatial continuity and spectral uniformity, resulting in high real-time performance.

Key words: high resolution; panchromatic remote sensing imagery; image segmentation; interval type-2 fuzzy entropy; optimization; multi-level threshold

1 引 言

近年来,随着遥感传感器技术的进步,已发射了如 Landsat, SPOT, IKONOS, QuickBird 和 WorldView 等卫星,其对地面目标的采样距离和重访周期在不断减小,获得了大量像素大小为十几米到亚米之间的高分辨率全色遥感图像数据^[1]。这些数据可以提供同一地区更多的地表详实数据,便于更精确地实现地表观测和地形测量。但高分辨率全色图像包含信息的高复杂性对遥感图像分析方法提出了更高的要求,为了有效利用这些信息,通常将图像分割成一系列同质区域来过滤同一类别地物内部的异质性,因此图像分割是高分辨全色遥感图像分析的第一步和关键步骤^[2]。现有全色遥感图像分割方法可大致分为三类:基于区域、边缘和阈值的方法^[3]。其中,阈值法是最常用的方法之一,具有简单易行、性能稳定等优点^[4]。在该类方法中,精准分割的关键取决于最优阈值的选择,在实际使用中,阈值的选取有多种方法,如直方图法^[5]、大津法^[4]、最大熵法^[6]、模糊聚类法^[7]等。其中,最大熵法以其分割效果好、适用范围广等特点,具有广泛的应用前景。

基于最大熵的两级阈值图像分割方法由 Kapur 等^[6]提出,其用穷举法选取使分割后图像熵最大的阈值将图像分为目标和背景两部分。由于真实图像通常包含多个目标,因此提出了如文献

[8-10]中的基于最大熵的多级阈值图像分割方法,当图像直方图分布呈现明显双峰或多峰时,其能较好地实现背景和多目标的分离。然而图像往往具有模糊性,造成直方图分布复杂,使得很难获得最优阈值。对此,一些学者将一型模糊集中的隶属度和熵结合,构造了最大模糊熵来量化图像的模糊性。如宋欢欢等^[11]提出的基于模糊熵的自适应多阈值图像分割方法,Chakraborty 等^[12]提出的最大模糊熵阈值法的快速算法。基于最大模糊熵的分割精度有所提高,但由于像素隶属度是一个确定值,其提供的模糊特性不足,使得存在较多类属和决策不确定性的问题^[13]。区间二型模糊集是一型模糊集的推广,它将隶属度由固定值变换为一个区间,提供的自由度使得比一型模糊集具有更好的不确定性处理能力。近几年,一些学者已将二型模糊集与熵相结合,用于在文献[14-15]中获得最优阈值,但都限于两级阈值图像分割。本文提出了一种基于区间二型模糊熵的多级图像分割算法,在多级全色遥感图像分割场景中定义区间二型模糊熵,利用一种搜索全局最优值的优化方法对区间二型模糊熵中的参数集进行优化,自动确定全局最优参数组合,从而达到确定最优阈值的同时获得比穷举搜索算法更少的时间开销。

常用的优化算法主要包括遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[16]、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[17]和差分进化算法(Differential Evolution Algorithm, DE)^[18]等,它们都是

通过群体内个体之间的相互合作与竞争产生的群体智能来指导和优化搜索的方向,但当求解问题复杂时需要较大种群规模,计算量随之变大,不利于求解。同时,随着进化代数的增加,其种群的多样性会变小,过早的收敛到局部最优点,使算法的性能在进化的过程中变差。为了解决上述问题,研究者将量子计算理论与 GA 相结合,提出了量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)^[19]。它将潜在的解利用多态量子比特编码为染色体,其在概率上表示所有可能状态的叠加,因此在进化过程中可生成不同状态的个体,能保持解决方案的多样性,由此可克服传统优化算法早熟收敛的问题。同时,量子旋转门的旋转运算,可充分利用当前最佳个体的信息进行下一次搜索以更新个体并避免停滞。与传统优化算法相比,QGA 具有种群规模小、种群多样性好、适应性强等优点。

为了提高传统模糊熵的分割精度,同时实现更好的时间性能,本文采用自适应 QGA(Adaptive QGA, AQGA)对在多级全色遥感图像分割场景中定义的区间二型模糊熵参数进行自动选择。利用量子比特将模糊参数编码为量子染色体,设置若干量子染色体构成初始模糊参数种群,并以定义的区间二型模糊熵作为评价函数,对种群中的个体进行适应度评价,保留和记录最优个体。利用量子旋转门实现量子染色体向最大适应度方向进化,并根据父代和子代量子染色体的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的大小,以最终进化的种群中适应度最大的个体为最优参数,据此,由最大模糊性原则得到多级阈值,实现高分辨全色遥感图像的最优多级阈值分割。

2 算法描述

2.1 图像的概率划分

设 $z = \{z(m, n), (m, n) \in S\}$ 为定义在图像

$$\mu_k(i) = \begin{cases} 0, & i \leq a_{k-1} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{b_{k-1} - a_{k-1}} \left(i - \frac{a_{k-1} + b_{k-1}}{2}\right)\right), & a_{k-1} < i \leq b_{k-1} \\ 1, & b_{k-1} < i \leq a_k \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{b_k - a_k} \left(i - \frac{a_k + b_k}{2}\right)\right), & a_k < i \leq b_k \\ 0, & i > b_k \end{cases}, \quad (3)$$

域 S 、大小为 $M \times N$ 的待分割图像,其中, (m, n) 表示像素位置, $z(m, n)$ 为像素 (m, n) 的光谱测度值, $z(m, n) \in \{0, 1, \dots, L-1\}$, L 为图像的光谱测度量级, z_{\min} 和 z_{\max} 分别为图像 z 的像素光谱测度的最小值和最大值。对于光谱测度为 i , $i \in [z_{\min}, z_{\max}]$ 的像素点,其在图像中出现的概率 p_i 为:

$$p_i = n_i / M \times N, \quad (1)$$

其中 n_i 为图像像素光谱测度为 i 的个数,满足如下关系:

$$\sum_{i=0}^{L-1} n_i = M \times N, \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1. \quad (2)$$

假设 T_1, T_2, \dots, T_C 为 z 的 C 个阈值,满足 $z_{\min} = T_0 < T_1 \dots T_C < T_{C+1} = z_{\max}$,其可将图像域 S 分割为 $C+1$ 个同质区域,即 $S = \{S_k, k=1, 2, \dots, C+1\}$,其中, k 为同质区域索引, S_k 表示第 k 个同质区域,满足 $S_k \cap S_{k'} = \emptyset, \forall k, k' \in \{1, 2, \dots, C+1\}, k \neq k', S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_{C+1} = S$ 。

2.2 多级区间二型模糊熵

因岭型分布隶属函数由升和降两分布组成,因此对图像 C 级阈值处理,需用 C 个阈值 T_1, T_2, \dots, T_C 来估计 $S_k, k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$ 的隶属度 μ_k ,具有 $2 \times C$ 个参数,即模糊参数集 $P = \{a_1, b_1, \dots, a_C, b_C\}$,其中, $0 \leq a_1 \leq b_1 \leq \dots \leq a_C \leq b_C \leq L-1$,如图 1 所示。

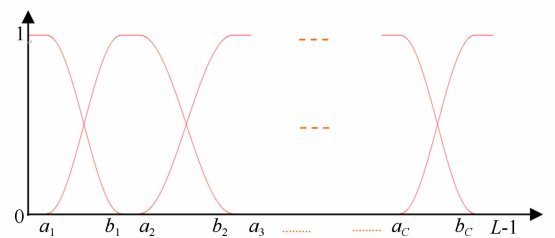


图 1 多级岭型隶属函数

Fig. 1 Multi-level ridge membership function

第 k 个隶属函数可表示为:

其中, $k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$, $a_0 = b_0 = 0$, $a_{C+1} = b_{C+1} = L-1$ 。以 $\mu_k(i)$ 为基, 构造区间二型模糊集, 可表示为:

$$\mathbf{F}_k = \{i, \overline{\mu}_k(i), \underline{\mu}_k(i) \mid i \in \mathbf{S}_k, 0 \leq \overline{\mu}_k(i), \underline{\mu}_k(i) \leq 1\}, \quad (4)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$, $2\pi r$ 和 r 分别为 \mathbf{F}_k 的上和下隶属函数, 其用 $\mu_k(i)$ 构造, 可表示为:

$$\overline{\mu}_k(i) = (\mu_k(i))^{1/\lambda}, \underline{\mu}_k(i) = (\mu_k(i))^\lambda, \quad (5)$$

其中, $\lambda > 1$ 为指数变化系数, 根据经验取 $\lambda \in (1, 5]$, 本文取 $\lambda = 3$ 。图 2 为 $\lambda = 3$ 时, $\mu_1(i)$ 的降岭型分布变换示意图, 原隶属度曲线如图 2(a) 所示, 变换后的隶属度曲线如图 2(b) 所示。

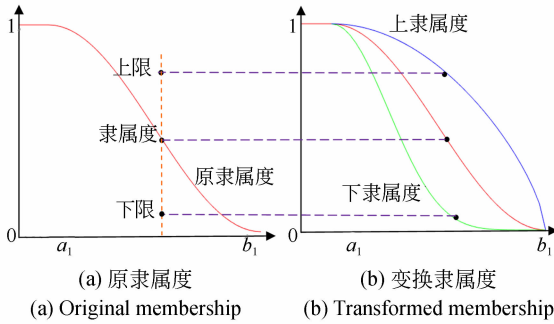


图 2 区间二型模糊隶属度

Fig. 2 Interval 2 fuzzy membership degree

由 λ 的作用, $\overline{\mu}_k(i)$ 可将 $\mu_k(i)$ 较小图像光谱值的狭窄隶属值映射到更宽的隶属度范围, 将较大光谱值的较宽隶属值映射到更窄的隶属度范围, $\overline{\mu}_k(i)$ 的变换效果相反 (见图 2), 两者相差表示 i 的模糊程度, 可表示为:

$$B_k(i) = \overline{\mu}_k(i) - \underline{\mu}_k(i). \quad (6)$$

由像素光谱值及其概率 p_i , 对 \mathbf{S}_k 进行的概率划分, 其概率分布为:

$$P_k = P(\mathbf{S}_k) = \sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} p_i \times B_k(i), \quad (7)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$, $T_0 = z_{\min}$, $T_{C+1} = z_{\max}$ 。则 \mathbf{S}_k 的区间二型模糊熵可定义为:

$$E_k = E(\mathbf{S}_k) = - \sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} \frac{p_i \times B_k(i)}{P_k} \times \ln \left(\frac{p_i \times B_k(i)}{P_k} \right), \quad (8)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$ 。对图像 C 级阈值处理将图像域 \mathbf{S} 分成 $C+1$ 个同质区域, 因此, 对含有

C 个阈值的区间二型模糊总熵的判别函数可表示为:

$$E(\mathbf{P}) = \sum_{k=1}^{C+1} E_k. \quad (9)$$

以图像的区间二型模糊总熵最大为准则, 搜索参数的最佳组合, 确定最优参数集 $\mathbf{P}^* = \{a_1^*, b_1^*, \dots, a_C^*, b_C^*\}$, 使真正代表目标和背景的信息量最大:

$$\mathbf{P}^* = \text{Argmax}(E). \quad (10)$$

由于模糊集的隶属值越接近 0 或 1, 模糊性越小, 若越接近 0.5, 模糊性越大, 则按分割区域的最大模糊性原则, 可用模糊参数由式(11)的方式获得阈值:

$$T_1 = \frac{a_1 + b_1}{2}, T_2 = \frac{a_2 + b_2}{2}, \dots, T_C = \frac{a_C + b_C}{2}. \quad (11)$$

2.3 基于 AQGA 的区间二型模糊熵算法

QGA 在函数寻优方面具有计算量小, 收敛速度快等特点, 因此本文将 AQGA 用于式(9)中最优参数组合的确定, 以实现图像多级阈值分割。在寻优过程中, 包含以下步骤: 量子染色体编码, 量子染色体测量和解码, 适应度评价, 量子染色体进化。

2.3.1 量子染色体编码

QGA 中的染色体用量子比特(Q-bit)进行编码, 一个量子比特可表示 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态及其之间的任意中间态, 可表示为:

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle, \quad (12)$$

其中, α 和 β 分别是态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅, 且满足以下归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1, \quad (13)$$

其中, $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 分别表示态 $|0\rangle$ 和态 $|1\rangle$ 的概率幅。

本文的目的是将 AQGA 作为优化工具, 寻求最优参数集 $\mathbf{P}^* = \{a_1^*, b_1^*, \dots, a_C^*, b_C^*\}$, 以实现图像多级阈值分割。因此对 \mathbf{P} 进行编码。假设第 t 代种群为 $\mathbf{Q}(t) = \{\mathbf{Q}_k^t, K=1, 2, \dots, D\}$, 其中 D 是种群规模, \mathbf{Q}_k^t 代表第 t 代种群中 \mathbf{P}^* 的第 K 个潜在解个体, 其在量子染色体的存储和表达如下:

$$\mathbf{Q}_k^t = \left[\begin{array}{c|c|c|c} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_{2 \times C}^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_{2 \times C}^t \end{array} \right], \quad (14)$$

其中: $\alpha_v^t = \{\alpha_{v,v}^t, v=1, 2, \dots, Z\}$, $\beta_v^t = \{\beta_{v,v}^t, v=1,$

$2, \dots, Z$, $r \in \{1, 2, \dots, 2 \times C\}$, Z 为表征阈值的量子比特数, 本文 $Z=8$ 。为了说明量子染色体编码的优势, 以第 $r \in \{1, 2, \dots, 2 \times C\}$ 个参数 a_r 的编码为例, 假如用 3 个 Q-bit, 其概率幅为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_3 \\ \beta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

对应的染色体表示为:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2\sqrt{2}} |000\rangle + \frac{\sqrt{3}}{2\sqrt{2}} |001\rangle + \\ & \frac{1}{2\sqrt{2}} |100\rangle + \frac{\sqrt{3}}{2\sqrt{2}} |101\rangle. \end{aligned} \quad (16)$$

则该染色体可分别以概率 $1/8, 3/8, 1/8$ 和 $3/8$ 表示 4 种状态 $|000\rangle, |0001\rangle, |100\rangle$ 和 $|101\rangle$ 。由此可看出, 通过制备不同的概率幅可以使得一条染色体同时描述多种状态, 使得潜在解具有多样性, 有利于最优解的寻找。

2.3.2 量子染色体测量和解码

对 $Q(t)$ 中各个个体进行测量, 其产生 $[0, 1]$ 之间的随机数, 若它大于概率幅的平方, 则测量结果取值为 1, 否则取 0, 据此将 $Q(t)$ 转化为确定态 $M(t) = \{p_1^t, p_2^t, \dots, p_D^t\}$, 其中 $p_k^t, K \in \{1, 2, \dots, D\}$ 为长度为 $2Z \times C$ 的二进制串。对 p_k 进行解码, 其原理为在第 K 个二进制串中, 第 q 个二进制值 1 表示十进制值 2^{q-1} , Z 个二进制值表示的十进制值累加和构成一个参数, 则参数与二进制串的关系可表示为:

$$\begin{aligned} a_{k,r}^t &= \sum_{q=1}^Z p_k^t(q) \times 2^{q-1}, \\ b_{k,r}^t &= \sum_{q=Z+1}^{2Z} p_k^t(q) \times 2^{q-Z-1}, \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $a_{k,r}^t$ 和 $b_{k,r}^t$ 表示在第 t 代进化中第 K 个染色体代表的第 r 个参数, $r \in \{1, 2, \dots, C\}$, $p_k^t(q)$ 表示第 q 个二进制值, $q \in \{1, 2, \dots, 2Z \times C\}$ 。

2.3.3 适应度评价

将式(9)中的区间二型模糊总熵的判别函数作为适应度评价函数, 计算 $M(t)$ 中每个个体的适应度值, 记录最大适应度值 $E(P_t^*)$ 和对应的量子染色体 Q_{opt} , $opt \in \{1, 2, \dots, D\}$, 及其量子染色体所代表的最优 P_t^* 。考虑到最大适应度值可能不唯一, 若不唯一, 用大小为 $1 \times R$ 的矩阵 R 存储其

所对应的位置, R 个最大适应值所对应的参数集分别为 $[P_{r1}^*, P_{r2}^*, \dots, P_{rR}^*]$, 则第 t 代最优参数集 P_t^* 为:

$$P_t^* = \text{round}\left(\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R P_r^*\right), \quad (18)$$

其中, $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入运算。

在最大适应度值所对应的量子染色体中随机选择一条作为进化目标, 记为 R 的第 h 列的元素, h 可表示为:

$$h = \text{round}(\text{rand}(1) \times R), \quad (19)$$

其中, $\text{rand}(1)$ 表示生成 $[0, 1]$ 之间的一个随机数, 若 $\text{rand}(1) = 0$, 取 $h = 1$ 。

2.3.4 量子染色体进化

本文采用量子旋转门 G , 其使量子比特在单位圆内发生转动, 从而导致相位发生变化, 由此增加种群的潜在多样性。记第 t 代的量子门为 $G(t)$, $G(t) = \{G_K(t), K = 1, 2, \dots, D\}$, 其中, D 为种群规模, $G_K(t) = \{G_{K,1}^t, G_{K,2}^t, \dots, G_{K,2Z \times C}^t\}$ 表示第 t 代第 K 个染色体的量子门, $K \in \{1, 2, \dots, D\}$, $G_{K,q}^t, q \in \{1, 2, \dots, 2Z \times C\}$ 为作用于量子比特的旋转门, 可表示为:

$$G_{K,q} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_{K,q} & -\sin \varphi_{K,q} \\ \sin \varphi_{K,q} & \cos \varphi_{K,q} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

其中, $\varphi_{K,q}$ 为种群中第 K 个染色体中第 q 个量子比特的旋转角, 其更新过程如下:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \alpha'_{K,q} \\ \beta'_{K,q} \end{bmatrix} &= G_{K,q} \begin{bmatrix} \alpha_{K,q} \\ \beta_{K,q} \end{bmatrix} = \\ G_{K,q} \begin{bmatrix} \cos \theta_{K,q} \\ \sin \theta_{K,q} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_{K,q} + \varphi_{K,q}) \\ \sin(\theta_{K,q} + \varphi_{K,q}) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $[\alpha_{K,q} \ \beta_{K,q}]^T$ 为原量子比特, $[\alpha'_{K,q} \ \beta'_{K,q}]^T$ 为进化后的量子比特。作用于第 q 个量子比特的量子旋转门调整示例如图 3 所示。由于旋转门为酉矩阵, 当 (α_q, β_q) 被作用一个旋转角 $\Delta\varphi$, 得到 (α'_q, β'_q) , 其在发生态变化的同时仍满足 Q-bit 的定义。

因此, 第 t 代种群的更新过程可描述为:

$$Q(t+1) = G(t) \times Q(t), \quad (22)$$

其中, $G(t)$ 为第 t 代的量子门, $Q(t)$ 和 $Q(t+1)$ 分别为第 t 代及其进化后第 $t+1$ 代的种群。

为了使量子染色体更快地向适应度高的个体方向进化和避免局部最优, 根据父代和子代的差异和进化代数自适应地调整量子旋转角的步长,

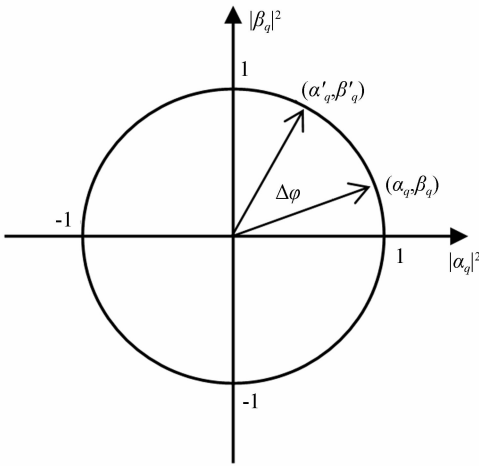


图 3 量子旋转门调整量子比特

Fig. 3 Quantum bits are adjusted by quantum rotation

则种群在第 t 代进化时, $\varphi'_{k,q}$ 的具体调整策略为:

$$\varphi'_{k,v} = \text{sign}(\alpha'_v \times \beta'_v) \times \varphi_0 \times \frac{f(Q'_k) - f(Q'_{\text{wor}})}{f(Q'_{\text{opt}}) - f(Q'_{\text{wor}})} \times e^{-\frac{t}{t_{\text{max}}}}, \quad (23)$$

其中: t_{max} 为设置的最大进化代数, $f(Q'_k)$ 表示第 t 代中第 K 个个体的适应度值; $f(Q'_{\text{opt}})$ 和 $f(Q'_{\text{wor}})$

分别表示第 $t-1$ 代个体适应度的最大和最小值。当适应度差异大时, $\varphi'_{k,q}$ 将适当地增大, 反之将减小, 同时, t 越大, 越可能接近最优解, 此时相应地减小 $\varphi'_{k,q}$, φ_0 和 $\text{sign}(\alpha_q \times \beta_q)$ 分别为初始旋转角和方向, 参考文献[20]的描述选择 $\varphi_0 = 0.05\pi$, $\text{sign}(\alpha_q \times \beta_q) > 0$ 时逆时针旋转, $\text{sign}(\alpha_q \times \beta_q) < 0$ 时顺时针旋转。

2.4 算法流程

图 4 为本文方法的流程图, 为了更好地理解其中的过程, 对流程总结如下。

S1 统计待分割图像中各个像素点的光谱测度值, 计算光谱测度为 $i, i \in [z_{\text{min}}, z_{\text{max}}]$ 的像素点在出现的概率 p_i , 如式(1)所示;

S2 以一型模糊集中的多级岭型模糊隶属度函数(见式(3))为基, 对原隶属度曲线(见图 2)进行变换, 构建区间二型模糊集, 如式(4)所示;

S3 由构造的区间二型模糊集和阈值个数, 在多级分割场景中定义模糊熵准则, 如式(8)所示;

S4 对区间二型模糊总熵(见式(9))的参数集 $P = \{a_1, b_1, \dots, a_c, b_c\}$ 进行编码, 初始化种群 $Q(t)$, 其存储和表达如式(14)所示;

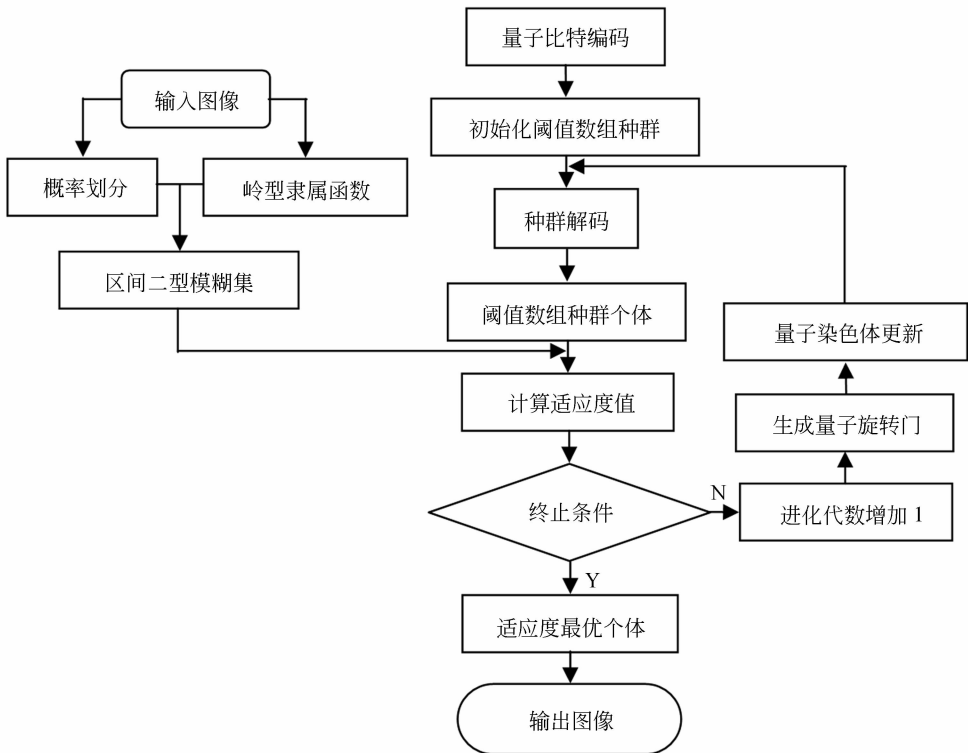


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

S5 对 $Q(t)$ 中各个个体进行解码为二进制串,得到叠加态的确定解 $M(t)$,其基本原理如式(17)所示;

S6 将 S3 定义的总熵准则作为适应度函数(见式(9)),根据适应度大小评价各个个体的优劣,保留适应度最高的个体作为进化目标;

S7 判断是否满足结束条件,如果满足则按照当前最大适应度对应的最优参数集合确定多级阈值(见式(11)),否则继续计算;

S8 利用第 $t-1$ 代量子旋转角调整策略(见式(23))更新 $G(t)$,并将其作用于 $Q(t)$ 中的所有个体(见式(21)和式(22)),得到进化后的新种群 $Q(t+1)$;

S9 对 $Q(t+1)$ 执行步骤 S5, S6 和 S7,使得各个体向目标方向进化;

S10 将算法执行到最大代数或父子代的最大适应度的差值小于 0.01,否则返回步骤 S7。

3 实验结果与讨论

3.1 实验设置

本文通过 MATLAB r2015b 编写程序,其运行环境为 Windows7 32 位专业版操作系统的,具有 4G 内存,处理器为 Intel(R)Core(TM)CPU 32 G 的计算机。为了验证本文提出的区间二型模糊熵方法的可行性,利用文献[8]中基于最大熵的算法和文献[12]中基于一型模糊熵的算法作为对比算法,对其分割结果从目视分析、监督和非监督评价来进行比较分析。同时为了说明本文 AQGA 的优越性,以本文定义的区间二型模糊熵为目标函数,选择穷举搜索算法(Exhaustive Algorithm, EA)^[21], GA, PSO 和 DE 作为搜索对比算法。由于各方法具有相同的目标函数,其分割结果相差不大,因此在论文中不对其分割结果进行展示,从搜索速度、精度和鲁棒性来进行比较分析,其中用 EA 方法验证对区间二型模糊熵的参数集进行优化的必要性; GA, PSO 和 DE 表明在优化搜索方法中选择本文 AQGA 的优势。对于各图像的定量评价,由于模拟图像已知参考图像,选择监督评价中应用最广泛的混淆矩阵来计算用户精度、产品精度、总精度和 Kappa 系数对分割结果进行定量评价。对于遥感图像,利用文献[22]提出的面积加权方差(Area-Weighted Vari-

ance, WV)和 Jeffries-Matusita(JM)距离对分割结果进行非监督评价。WV 用于测量全局分割同质区域内的优越,并按每个同质区域的面积进行加权。其定义如下:

$$WV = \frac{\sum_{k=1}^{C+1} a_k \times v_k}{\sum_{k=1}^{C+1} a_k}, \quad (24)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, C+1\}$ 为同质区域索引, $C+1$ 是分割的同质区域数, a_k 为 k 区域的面积, v_k 是 k 区域的方差。较低的 WV 表明分割结果具有较高的区域内同质性。JM 用于测量分割同质区域间的整体优越,并按每个区域的面积进行加权,其定义如下:

$$JM = \frac{\sum_{k=1}^{C+1} a_k \times J_k}{\sum_{k=1}^{C+1} a_k}, \quad (25)$$

其中 J_k 是波段区域 k 的 JM 距离,可表示为:

$$J_k = \sum_{b=1}^{\Omega} \frac{L_{kb}}{L_k} \times (2(1 - e^{-B_{bb}})), \quad (26)$$

其中: L_k 为区域 k 的边界长度, L_{kb} 为 k 与相邻区域 $b \in \{1, 2, \dots, \Omega\}$ 的共同边界长度, B_{bb} 是根据区域邻接图计算区域 k 和 b 的巴氏距离,可表示为:

$$B_{bb} = \frac{1}{8} (\mu_k - \mu_b)^2 \times \frac{2}{v_i^2 + v_b^2} + \frac{1}{2} \ln\left(\frac{v_i^2 + v_b^2}{2v_i v_b}\right), \quad (27)$$

其中, μ_k, μ_b 和 v_k, v_b 分别是相邻区域 k 和 b 的均值和方差。较低的 JM 表明具有较高的区域间异质性。

此外,为了验证本文利用 AQGA 优化模糊参数集的优势,利用 GA, PSO 和 DE 作为对比优化算法,并从寻优时间和最优参数与本文方法进行比较。参考文献中对优化算法参数的描述,为 GA, PSO, DE 和 AQGA 设置最佳参数,如表 1 所示。

表 1 GA, PSO, DE 和 QGA 的参数设置
Tab. 1 Parameter settings of GA, PSO, DE and QGA

GA		PSO		DE		AQGA	
种群规模	100	粒子数	20	种群规模	100	种群规模	20
交叉概率	0.8	学习因子	(2, 2)	缩放因子	0.5	量子比特数	8
变异概率	0.005	惯性权重	0.8	交叉概率	0.9	初始旋转角	0.05π
最大进化代数	200	最大进化代数	200	最大进化代数	200	最大进化代数	200

3.2 模拟图像分割

通过尺度为 256×256 像素的标准灰度图像 (见图 5(a)) 对所提方法进行测试, 假定其编号为 I-V 的区域内各像素相互独立, 且服从均值和标准差如表 2 所示的 Gaussian 分布, 生成如图 5(b) 所示的模拟图像, 其光谱测度值的分布如图 5(c) 所示。

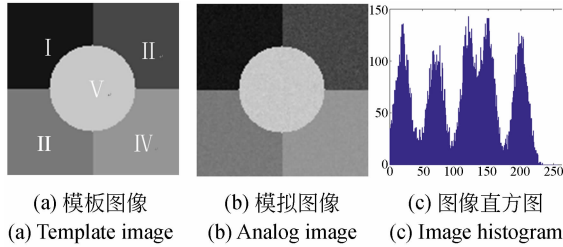


图 5 模板图像和模拟图像

Fig. 5 Template and simulated images

表 2 模拟图像的 Gaussian 分布参数

Tab. 2 Gaussian distribution parameters of simulated image

同质区域	I	II	III	IV	V
均值	20	70	120	150	200
标准差	6	9	5	4	6

以图 5(b) 为输入, 利用 AQGA 寻优构造的多级区间二型模糊熵参数, 得到最优参数集 $P^* = \{8, 76, 79, 114, 118, 152, 167, 202\}$ 。由此根据式(9)得到分割区域的总熵 $E(P^*) = 6.56$, 根据式(11)定义的方式得到阈值 $T = \{42, 96.5, 135, 184.5\}$ 。与表 2 的标准数据和图 5(c) 相比, 得到的 T 在各区域均值间, 可满足最佳分割要求。以 T 对图 5(b) 进行分割, 结果如图 6(a) 所示。为了从视觉上评估所提方法的精度, 将分割结果的轮廓线 (见图 6(b)) 与原始图像叠加, 如图 6(c) 所示。

由各区域参数 (见表 3) 和图 6 的结果可以看出, 尽管区域间的均值 (如 II 和 III) 和标准差 (如 I 和 V) 较相近, 本文方法仍能够对其分割出来, 具有较好的视觉效果。

为了对分割结果精度进行统计分析, 以图 5(a) 为标准分割数据, 计算与分割结果的混淆矩

阵^[23], 如表 3 所示。

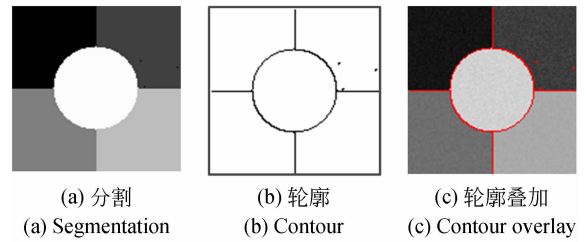


图 6 模拟图像实验结果

Fig. 6 Experimental results of simulated images

表 3 分割结果的混淆矩阵

Tab. 3 Confusion matrix of segmentation results

同质区域	I	II	III	IV	V
I	3 261	3	0	0	0
II	0	3 291	0	0	0
III	0	0	3 294	0	0
IV	0	0	0	3 326	0
V	0	0	0	0	3 209

据此分别计算出产品精度、用户精度、总体精度和 Kappa 值, 如表 4 所示, 其中各项指标越高, 表明其分割精度越高。

表 4 产品、用户、总精度和 Kappa 值

Tab. 4 Product, user, total accuracy and Kappa value

精度指标	同质区域				
	I	II	III	IV	V
产品精度/%	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0
用户精度/%	100.0	99.9	100.0	100.0	100.0
总精度	0.996				
Kappa 值	0.997				

从表 4 可以看出, 各区域的产品精度和用户精度均达到较大值, 总精度和 Kappa 值也达到 0.99 以上, 一般分类器 Kappa 值达到 0.8 以上就是优质分类器^[24], 因此表明本文方法的有效性和准确性。

3.3 遥感图像分割

选取 4 幅具有不同地物的高分辨全色遥感图像, 如图 7(a)~(d) 所示。其中, 图 7(a) 是分辨率

为 2.5 m, 尺度为 370 pixel \times 370 pixel 的 CARTOSAT-1 农田图像, 人为判读含有道路、农田和裸地 3 类; 图 7(b) 是分辨率为 0.5 m, 尺度为 500 pixel \times 500 pixel 的 Worldview-1 码头图像, 人为判读含有水体、房屋、道路、裸地和植被 5 类; 图 7(c) 是分辨率为 0.7 m, 尺度为 435 pixel \times 435 pixel 的房屋图像, 人为判读含有房屋、道路和

操场等 5 类, 图 7(d) 是分辨率为 0.5 m, 尺度为 600 pixel \times 600 pixel 的海岸图像, 人为判读含有房屋、栈道道路和沙滩等 7 类。各图像光谱测度值的分布如图 8 所示, 从原始图像和其直方图的对比可以看出, 直方图的峰谷数与图像中同质区域数并不一致, 使得仅基于直方图的分割方法失效。

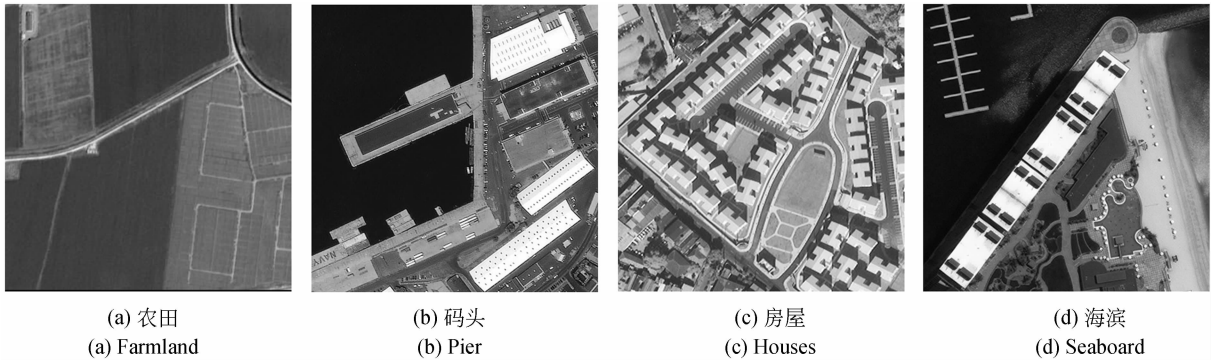


图 7 全色遥感图像

Fig. 7 Panchromatic remote sensing images

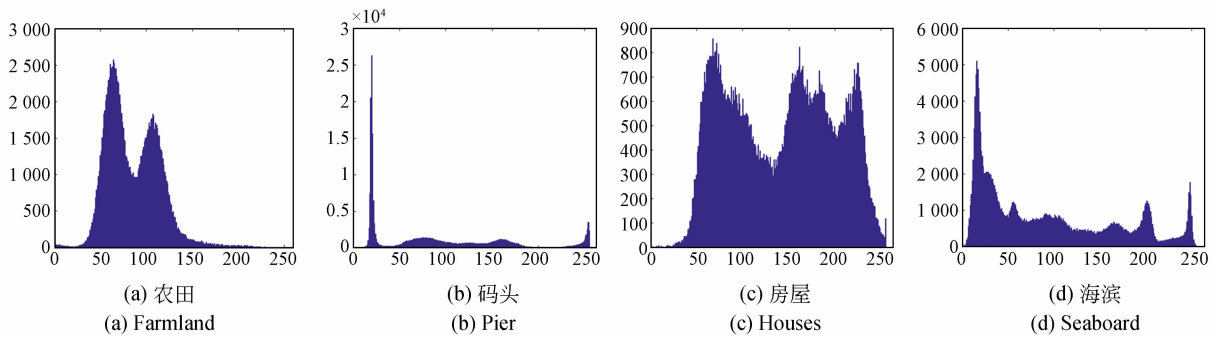


图 8 全色遥感图像的直方图

Fig. 8 Histogram of panchromatic remote sensing image

以图像统计直方图中各像素光谱测度值出现的个数为输入, 区间二型模糊熵最大为准则, 通过本文方法寻优最佳阈值组合, 结果如表 5 所示。以表中阈值组合和对比算法对图 7 的全色遥感图像进行分割实验, 其中, 图 9(a1)~(d1)、图 9(a2)~(d2) 和图 9(a3)~(d3) 分别为采用文献[8]、文献[12]和本文方法所得的分割结果。由对比可以看出, 传统最大熵法在目标和背景光谱测度相差较小时, 易导致误分割现象, 使得如图 9(c1) 的操场和图 9(d1) 的沙滩内

部含有较多的分割噪声。模糊熵法将隶属度和熵相结合来量化图像的模糊性, 其对分割结果的精度都有一定程度的提升, 但由于使用的是一型模糊集, 像素隶属度是一个确定值, 因此提供的模糊特性不足, 使得对如图 9(c2) 和 9(d2) 的目标区域有较多欠分割现象, 精度仍需要提高。本文方法利用二型模糊集构建模糊熵, 每个像素点隶属度是一个函数, 其可提供较大的自由度来更好地处理不确定性, 这在一定程度上减少了同质区域内部的分割噪声。

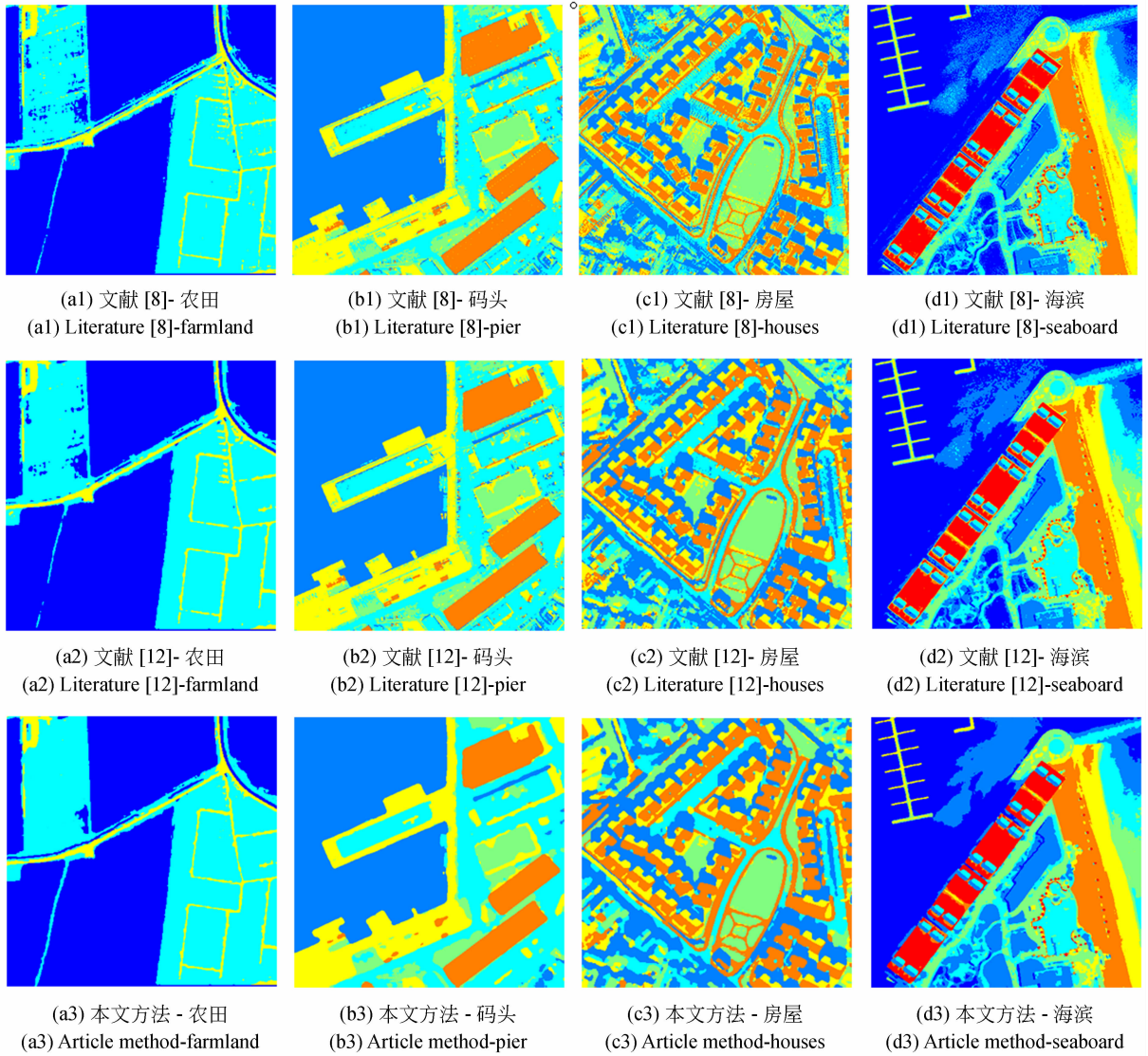


图 9 分割结果

Fig. 9 Segmentation results

表 5 最佳阈值组合和最大熵值

Tab. 5 Optimal threshold combination and maximum entropy

图像	最佳阈值组合	最大熵值
图 7(a)	(35.4, 88.1)	8.13
图 7(b)	(43.7, 114.0, 142.5, 222.6)	9.47
图 7(c)	(86.3, 143.4, 177.1, 203.0)	11.45
图 7(d)	(21.5, 52.9, 64.0, 17.3, 184.4, 217.2)	7.55

表 6 遥感图像分割评价指标

Tab. 6 Evaluation index of remote sensing image segmentation

图像	MV			JM		
	文献 [8]	文献 [12]	本文方法	文献 [8]	文献 [12]	本文方法
图 7(a)	1.363	1.012	0.794	0.651	0.665	0.601
图 7(b)	1.664	1.345	0.978	0.882	0.831	0.714
图 7(c)	1.576	1.282	0.944	0.767	0.748	0.651
图 7(d)	1.884	1.697	1.207	0.943	0.805	0.788

表 6 利用 WV 和 JM 对不同方法进行非监督评价的结果。从表中可以看出,本文方法在 WV 和 JM 方面均具有较小的值,说明本文方法相较

于对比算法,分割结果的同质区域内部具有较小的差异程度,且各同质区域面积较为完整,相邻同

质区域间紧密相连,具有较大公共边界,满足图像分割结果对空间连续且光谱均匀的要求。

为了能更加直观观察算法对评价指标的降低幅度,以表 6 中指标较大的文献[8]的方法作为评价标准,计算文献[12]和本文方法的定量评价指标降低幅度,如表 7 所示。其中, M_0 和 J_0 为文献[8]结果的 MV 和 JM; M 和 J 为文献[12]和本文方法的 MV 和 JM。由表中数据可看出,本文算法的两个质量指标都得到较大的降低, MV 平均降低提升了 39.7%, JM 平均降低了 14.7%, 表明了本文方法有较好性能,满足算法鲁棒性的要求。

以本文的区间二型模糊熵为目标函数,分别利用 EA, GA, PSO, DE 和本文 AQGA 对图 7(a)~(d)分割的模糊参数集进行优化,各算法的收敛曲线如图 10 所示,其中各收敛图的横纵坐标分别为迭代次数和适应度值(区间二型模糊熵)。从图 10 可以看出,本文 AQGA 相比其他三种算法,在收敛速度和全局收敛能力方面都具有一定的优越性。为了更客观地评价算法的性能,对各算法运

行 20 次的时间、精度和鲁棒性进行比较,如表 8 所示,其中对应于以秒为单位的平均时间 $h_m(s)$, 以比特/像素为单位的平均最佳目标函数值 f_m 及其标准差 std 。

表 7 定量评价指标的降低幅度

Tab. 7 Quantitative evaluation index reduce rate

指标	图像	公式	降低幅度/%	
			文献[12]	本文方法
MV	图 7(a)	$\frac{M_0 - M}{M_0} \times 100\%$	25.8	41.7
	图 7(b)		19.2	41.2
	图 7(c)		18.7	40.0
	图 7(d)		9.9	35.9
JM	图 7(a)	$\frac{J_0 - J}{J_0} \times 100\%$	-2.2	7.7
	图 7(b)		5.8	19.1
	图 7(c)		2.5	15.1
	图 7(d)		14.6	16.4

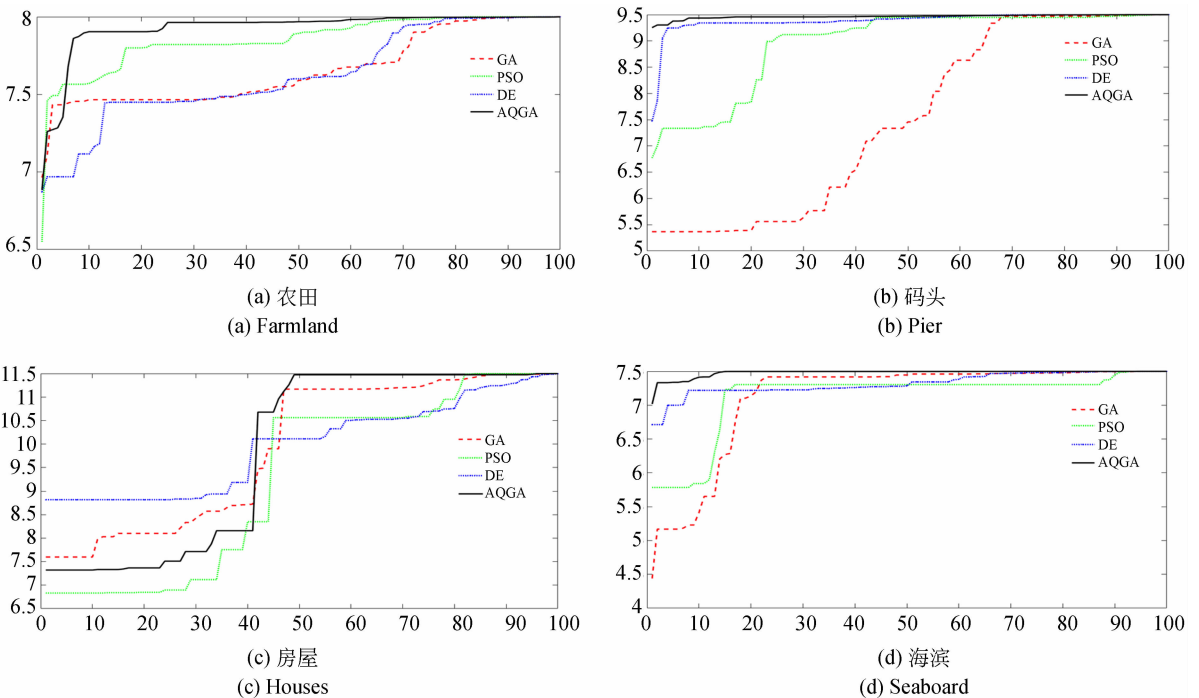


图 10 算法收敛曲线

Fig. 10 Algorithms convergence curve

表 8 EA,GA,PSO,DE 和 AQGA 的平均性能

Tab. 8 Average performance of EA, GA, PSO, DE and AQGA

方法	标准	图 6(a)	图 6(b)	图 6(c)	图 6(d)
EA	h_m	20.503	35.894	28.064	53.836
	f_m	8.147	9.356	11.536	7.556
	std	0.012	0.009	0.023	0.028
GA	h_m	13.945	24.834	19.386	36.126
	f_m	8.126	9.497	11.440	7.440
	std	0.021	0.016	0.037	0.030
PSO	h_m	4.252	7.723	6.164	11.149
	f_m	8.097	9.373	11.416	7.351
	std	0.013	0.017	0.039	0.024
DE	h_m	4.085	7.450	5.721	10.603
	f_m	8.241	9.444	11.409	3.446
	std	0.015	0.009	0.024	0.021
AQGA	h_m	3.929	6.964	5.495	9.224
	f_m	8.126	9.481	11.452	7.347
	std	0.009	0.012	0.012	0.016

由表 8 的对比可以看出,EA 由于需要依次遍历所有的元素,并判断是否为可行解,因此用时较长,GA,PSO,DE 和本文 AQGA 并不机械的检查每一种情况,减少了搜索量,耗时相应减少。相比之下,AQGA 的平均耗时最少,PSO 与 DE 几乎相同,GA 耗时相对较多,对 f_m 和 std ,AQGA

对于所有图像取得最大的 f_m 和最小的 std ,这表明 AQGA 不仅能更好地优化问题,同时具有更强的鲁棒性。

4 结 论

模糊熵法具有良好的性能,是一种主要的图像阈值分割方法,但存在模糊特性不足、计算量大、自动性差等问题,使其在实际应用中受到限制。为了提高分割精度,本文利用岭型模糊隶属度函数构造的区间二型模糊集上定义图像区间二型模糊熵,以增加其模糊特性,同时为了实现更好的时间性能,将自适应量子遗传算法引入到区间二型模糊熵多级阈值图像分割中,将其作为区间二型模糊熵中模糊参数集的优化工具,从而快速精确地确定图像的多级阈值,实现图像最优多级图像阈值分割。通过对含有不同地物的高分辨率全色遥感图像的实验表明:与基于最大熵和模糊熵的方法相比,本文方法能在减少计算时间的同时获得更好的分割结果,面积加权方差可降低 39.7%,Jeffries-Matusita 距离可降低 14.7%,运行时间秒 6.403 s。基本满足高分辨全色遥感图像分割结果对空间连续且光谱均匀的要求且具有较高的实时性。

对高分辨率全色图像分割而言,由于地物种类繁多、背景环境复杂和实地考察困难等原因,造成人为确定其类别数比较困难。因此,在未来工作中,将对此问题进行研究,实现高分辨率全色遥感图像的可变类分割。

参考文献:

- [1] XING J, SIEBER R, KALACSKA M. The challenges of image segmentation in big remotely sensed imagery data[J]. *Annals of GIS*, 2014, 20(4): 233-244.
- [2] CHENG D, TIAN F, LIU L. Image segmentation based on multi-region multi-scale local binary fitting and Kullback-Leibler divergence[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2018(2): 1-9.
- [3] LIBAO ZHANG, KAINA YANG, HAO LI. Regions of interest detection in panchromatic remote sensing images based on multiscale feature fusion

[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(12): 4704-4716.

- [4] 吴水琴,毛耀,刘琼,等.一种解决遮挡问题的跟踪方法[J]. *液晶与显示*, 2019, 34(2): 73-78.
WU SH Q, MAO Y, LIU Q, et al.. Tracking method for solving occlusion problem[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(2): 73-78. (in Chinese)
- [5] 王慧利,朱明,蔺春波,等.光学遥感图像中复杂海背景下的舰船检测[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(3): 723-732.
WANG H L, ZHU M, LIN CH B, et al.. Ship de-

- tection of complex sea background in optical remote sensing images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(3): 723-732. (in Chinese)
- [6] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Computer Vision Graphics & Image Processing*, 1985, 29(3): 273-285.
- [7] 兰蓉, 林洋. 抑制式非局部空间直觉模糊 C-均值图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1472-1479.
LAN R, LIN Y. Suppressed non-local spatial intuitionistic fuzzy C-means image segmentation algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1472-1479. (in Chinese)
- [8] 韩涛, 辛欣. 基于最大熵的目标分割和检测[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(4): 820-822.
GUO T, XIN X. Image segmentation and detecting based on maximum entropy[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2019, 47(4): 820-822. (in Chinese)
- [9] XIAO Y, CAO Y, YU W, *et al.*. Multi-level threshold selection based on artificial bee colony algorithm and maximum entropy for image segmentation[J]. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 2012, 43(4): 343-350.
- [10] 陈超, 宣士斌, 雷红轩. 基于狼群算法与二维最大熵的图像分割[J]. 计算机工程, 2018(1): 233-237.
CHEN CH, XUAN S B, LEI H X. Image segmentation based on wolf pack algorithm and 2D maximum entropy [J]. *Computer Engineering*, 2018(1): 233-237. (in Chinese)
- [11] 宋欢欢, 李雷. 基于模糊熵的自适应多阈值图像分割方法[J]. 计算机技术与发展, 2014(12): 32-36.
SONG H H, LI L. An adaptive multi-threshold image segmentation method based on fuzzy entropy [J]. *Computer Technology and Development*, 2014(12): 32-36. (in Chinese)
- [12] CHAKRABORTY R, SUSHIL R, GARG M L. Hyper-spectral image segmentation using an improved PSO aided with multilevel fuzzy entropy [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019(6): 1-37.
- [13] 王春艳, 徐爱功, 杨本臣, 等. 基于区间二型模糊模型的高分辨率遥感影像分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 658-666.
WANG CH Y, XU A G, YANG B CH, *et al.*. High resolution remote sensing image segmentation based on the interval type-2 fuzzy model[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(3): 658-666. (in Chinese)
- [14] PAGOLA M, LOPEZMOLINA C, FERNÁNDEZ, *et al.*. Interval type-2 fuzzy sets constructed from several membership functions: application to the fuzzy thresholding algorithm[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2013, 21(2): 230-244.
- [15] 姚兰, 肖建. 基于严格等价函数的区间二型模糊熵及其图像阈值分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015(6): 1074-1081.
YAO L, XIAO J. Entropy of interval type-2 fuzzy sets and its thresholding method based on restricted equivalence functions[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015(6): 1074-1081. (in Chinese)
- [16] 李宜璋, 杨晖, 李然, 等. 激光散斑血流成像系统中的光源相干性[J]. 光学精密工程, 2019, 27(10): 2127-2135.
LI Y ZH, YANG H, LI R, *et al.*. Source coherence in laser speckle blood imaging system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(10): 2127-2135. (in Chinese)
- [17] 周婧, 张小宝, 白云龙. 变异机制粒子群优化的摄像机内参数校准[J]. 光学精密工程, 2019, 27(8): 1745-1753.
ZHOU J, ZHANG X B, BAI Y L. Mutation mechanism particle swarm optimization for camera internal parameter calibration [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(8): 1745-1753. (in Chinese)
- [18] 厉玉康, 王玉琳, 黄海鸿. 改进差分进化算法在大型工件平面度评定中的应用[J]. 光学精密工程, 2019, 27(12): 2659-2667.
LI Y K, WANG Y L, HUANG H H. Application of improved differential evolution algorithm in flatness evaluation of large work-piece[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(12): 2659-2667. (in Chinese)
- [19] ZENG Y. Parameter optimization of plug-in hybrid electric vehicle based on quantum genetic algorithm [J]. *Cluster Computing*, 2018(3): 1-9.
- [20] 柳莹妮, 马苗. 布谷鸟搜索算法在多阈值图像分割中的应用[J]. 计算机工程, 2013, 39(7): 274-

278.

LIU X N, MA M. Application of cuckoo search algorithm in multi-threshold image segmentation [J]. *Computer Engineering*, 2013, 39(7): 274-278. (in Chinese)

[21] KONAR D, SHARMA K, SAROGI V, *et al.*. A multi-objective quantum-inspired genetic algorithm (Mo-QIGA) for real-time tasks scheduling in multiprocessor environment [J]. *Procedia computer science*, 2018, 131: 591-599.

[22] WANG Y, QI Q, LIU Y. Unsupervised segmentation evaluation using area-weighted variance and Jeffries-Matusita distance for remote sensing ima-

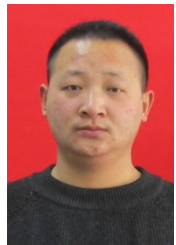
ges [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1193-1217.

[23] 李玉,徐艳,赵雪梅,等. 利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(2): 509-518.

LI Y, XU Y, ZHAO X M, *et al.*. Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used Gaussian mixture model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(2): 509-518. (in Chinese)

[24] CONGALTON R G, GREEN K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices* [M]. Boca Raton: CRC Press, 2008. 169-190.

作者简介:



杨 蕴(1990—),男,河南南阳人,博士研究生,2016年于河南城建学院获得学士学位,主要从事高分辨遥感图像目标提取方面的研究。E-mail: m13147945981@163.com

导师简介:



李 玉(1963—),男,教授,博士生导师,1984年于西北电讯工程学院获得学士学位,1991年于东南大学获得硕士学位,2006年于瑞尔森获得硕士学位,2010年于滑铁卢大学获得博士学位,主要研究方向为遥感数据处理理论与应用基础研究,包括空间统计学随机几何模糊数学在遥感数据建模与分析方面的应用,地物目标几何以及特征提取。E-mail: liyu@lntu.edu.cn