

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201403040

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20150114.1459.001.html

蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵图像阈值选取

吴一全^{1,2,3}, 王凯¹, 曹鹏祥¹

(1. 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏 南京 210016; 2. 南京财经大学 江苏省粮油品质控制及深加工技术重点实验室, 江苏 南京 210046; 3. 南京林业大学 江苏省制浆造纸科学技术重点实验室, 江苏 南京 210037)

摘要:交叉熵能够度量图像分割前后的差异,与 Shannon 交叉熵相比,引入参数 q 的 Tsallis 交叉熵则为图像阈值分割提供了灵活性和普适性,而非对称 Tsallis 交叉熵的表达形式更加简洁。由此,提出了蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵图像阈值选取方法。首先引出了非对称 Tsallis 交叉熵,导出了二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值选取公式,并利用递推方式计算阈值选取准则函数涉及的中间变量,建立查找表,消除冗余运算;然后采用蜂群算法搜寻最佳二维阈值。大量实验结果表明,相对二维最大 Shannon 熵法、二维 Shannon 交叉熵法、二维 Tsallis 熵法和二维对称 Tsallis 交叉熵法等同类方法,所提出方法在主观视觉效果和区域间对比度评价指标上有较大的改善,能够更准确地分割出目标,运行速度也更快。

关键词:图像分割; 阈值选取; 二维; Tsallis 交叉熵; 递推算法; 蜂群优化; 区域间对比度

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2015)01-0103-10

中文引用格式: 吴一全, 王凯, 曹鹏祥. 蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵图像阈值选取[J]. 智能系统学报, 2015, 10(1): 103-112.

英文引用格式: WU Yiquan, WANG Kai, CAO Pengxiang. Two-dimensional asymmetric tsallis cross entropy image threshold selection using bee colony optimization[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(1): 103-112.

Two-dimensional asymmetric tsallis cross entropy image threshold selection using bee colony optimization

WU Yiquan^{1,2,3}, WANG Kai¹, CAO Pengxiang¹

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Quality Control and Further Processing of Cereals and Oils, Nanjing University of Finance Economics, Nanjing 210046, China; 3. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Pulp and Paper Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Cross entropy can measure the difference between the original image and its segmentation result. Compared with Shannon cross entropy, Tsallis cross entropy, in which a parameter q is introduced, provides flexibility and universality for the segmentation of image threshold. The asymmetric Tsallis cross entropy has more concise expression form. Therefore, a method of threshold selection is proposed based on the two-dimensional asymmetric Tsallis cross entropy using bee colony optimization. Firstly, the asymmetric Tsallis cross entropy is introduced and the threshold selection formulae based on the two-dimensional asymmetric Tsallis cross entropy are derived. Recursive algorithms are used to calculate the intermediate variables involved in criterion function for threshold selection and a lookup table is built to eliminate the redundant operations. The optimal two-dimensional threshold is searched by the bee colony algorithm. A large number of experiment results showed that the proposed method is greatly improved in terms of subjective visual effect and inter-regional contrast evaluation indicators compared to the relevant methods, such as the two-dimensional maximum Shannon entropy method, the two-dimensional Shannon cross entropy method, the two-dimensional Tsallis entropy method, and the two-dimensional symmetrical Tsallis cross entropy method. It can segment objects more accurately and has a faster running speed.

Keywords: image segmentation; threshold selection; two-dimension; Tsallis cross entropy; recursive algorithms; bee colony optimization; inter-regional contrast

图像分割是图像处理与识别的前期关键技术之

一。阈值分割因简单实用而成为常用的图像分割方法,可广泛应用于储粮害虫、纸病等一系列机器视觉检测领域。其关键是快速得到最佳阈值,以此分离图像中的目标和背景。人们已提出了大量的阈值分割方法^[1-5],其中 Kapur 等^[4]提出的最大 Shannon 熵

收稿日期: 2014-03-14. 网络出版日期: 2015-01-14.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872065); 江苏省粮油品质控制及深加工技术重点实验室开放基金资助项目(LYPK201304); 江苏省制浆造纸科学技术重点实验室开放基金资助项目(201313).

通信作者: 吴一全. E-mail: nuaaimage@163.com.

阈值选取方法受到广泛关注。Abutaleb^[5]将最大 Shannon 熵法从一维拓展到了二维,对含噪图像的分割效果相较一维方法有明显的改善,但使得计算量大幅增加,实时处理能力较差。为此,提出了二维最大熵法的快速算法^[6-7]。为了进一步提高运算速度,Du 等^[8]给出了粒子群算法优化的二维最大 Shannon 熵方法,大大加快了二维算法的处理速度。Li 等^[9]对一维最大 Shannon 熵法进行扩展,提出了一维最小交叉熵法,取得不错的分割效果。同样为了弥补一维方法抗噪性的不足,雷博等^[10]将一维最小交叉熵法推广到二维。文献[11]应用混沌弹性粒子群算法,更好地解决了二维 Shannon 交叉熵方法的实时性问题。但是 Shannon 熵及 Shannon 交叉熵均存在概率为零处无意义的缺陷。为了更好地衡量图像的不确定性,Sahoo 将统计力学中的 Tsallis 熵引入到图像分割中,提出了二维 Tsallis 熵阈值分割方法^[12]。Tsallis 熵不仅能够刻画任意概率的信息量,而且引入了参数 q 描述系统的非可加性程度,能较好地考虑图像中目标和背景的相互关系,具有灵活性和普适性。但二维 Tsallis 熵阈值分割方法依然存在运算速度过慢的问题。为此,文献[13]采用粒子群优化算法进行加速。文献[14]则将 Tsallis 熵法扩展到 Tsallis 交叉熵法,给出了基于混沌粒子群优化的二维对称 Tsallis 交叉熵阈值分割方法。其考虑了图像类内灰度均匀性,更准确地表征了图像分割前后信息量差异。但是二维对称 Tsallis 交叉熵阈值选取公式相对繁长,影响了算法的运算效率。若能寻求简洁的 Tsallis 交叉熵公式来度量图像信息量变化,并注意灵活选取参数 q ,有望在保证分割效果的基础上,加快运行速度。

上述 4 种二维熵阈值选取方法(包括二维最大 Shannon 熵法、二维 Shannon 交叉熵法、二维 Tsallis 熵法和二维对称 Tsallis 交叉熵法)还存在一个共同的问题:将二维直方图直分成 4 个区域后,计算熵值时只考虑对角线上的 2 个矩形区域,忽略了其他区域中属于目标和背景的有用信息^[15]。因此,这种处理方法导致分割结果不够准确。此外,上述 4 种方法所采用的粒子群算法容易陷入局部极值的束缚,难以保证收敛到最佳阈值,算法遍历性有待提高。而近年来提出的人工蜂群算法具有收敛速度快、避免局部极值问题等优点。

鉴于以上分析,文中提出一种蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值分割方法。首先给出二维非对称 Tsallis 交叉熵的定义,并在二维直方图区域划分基础上,提出二维非对称 Tsallis 交叉熵的阈值

选取方法;然后采用蜂群算法搜寻最佳阈值;最后将实验结果与基于粒子群优化的二维最大 Shannon 熵法^[9]、二维 Shannon 交叉熵法^[12]、二维 Tsallis 熵法^[13]、二维对称 Tsallis 交叉熵法^[14]的分割结果及运行时间进行比较。

1 非对称 Tsallis 交叉熵的定义

非对称 Tsallis 交叉熵可在 Tsallis 熵的基础上定义。设任意 2 个概率分布 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$, $N \geq 1$, 满足条件 $p_i \geq 0$, $q_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^N p_i = \sum_{i=1}^N q_i = 1$, 则 P 和 Q 之间的非对称 Tsallis 交叉熵定义为

$$D_q(P|Q) = \sum_{i=1}^N p_i \frac{(q_i/p_i)^{1-q} - 1}{q-1} \quad (1)$$

式中:参数 $q \geq 0$, $N \geq 1$ 且 $N \in \mathbf{Z}^+$, 非对称 Tsallis 交叉熵具有非负性,是 2 个概率分布差异性的度量值,当 $P = Q$ 时,取得最小的零值^[16]。

注意到当 q 无限逼近 1 时,有

$$\lim_{q \rightarrow 1} D_q(P|Q) = D_1(P|Q) = \sum_{i=1}^N p_i \log(p_i/q_i)$$

即非对称 Tsallis 交叉熵 $D_q(P|Q)$ 转化为非对称 Shannon 交叉熵 $D_1(P|Q)$ 。式(1)定义的非对称 Tsallis 交叉熵区别于文献[14]提出的对称 Tsallis 交叉熵,它同样能够表达系统变换前后的差异,而且表达形式更加简洁。

2 二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值选取方法

设大小为 $M \times N$ 、灰度级数目为 L 的图像中像素点 (m, n) 的灰度级为 $f(m, n)$, $g(m, n)$ 为 8-邻域平均灰度级。若用 (i, j) 表示二元对 $(f(m, n), g(m, n))$, $i, j = 0, 1, \dots, L-1$, $r(i, j)$ 表示 (i, j) 出现的频次,则 $f(m, n)$ 与 $g(m, n)$ 的联合概率 $p(i, j)$ 可表示为 $p(i, j) = r(i, j)/(M \cdot N)$, 且 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i, j) = 1$ 。 $\{p(i, j)\}$ 即为灰度级—邻域平均灰度级二维直方图。

二维直方图的传统划分方式如图 1 所示。以 (t, s) 为交点划分为 4 个区域:区域 0 为目标(背景),区域 1 为背景(目标),区域 2 和 3 表示边界点和噪声。由于计算熵值时只考虑对角线上的区域 0 和 1 两个矩形区域,忽略了区域 2 和 3 中属于目标和背景的有用信息,致使分割结果不够准确。为了解决这一问题,将二维直方图按图 2 所示进行划分。

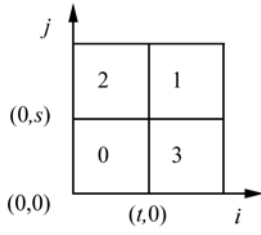


图 1 传统的直方图区域划分

Fig.1 The original histogram region division

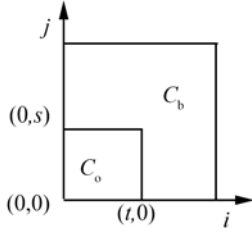


图 2 所采用的直方图区域划分

Fig.2 The used histogram region division

设二维直方图的整个区域为 C , C_o 与 C_b 分别表示目标类和背景类,即

$$\begin{aligned} C &= \{(i,j) \mid i = 0,1,\dots,L-1; j = 0,1,\dots,L-1\} = \\ &= \{(m,n) \mid f(m,n) = 0,1,\dots,L-1; \\ &g(m,n) = 0,1,\dots,L-1\} \\ C_o &= \{(i,j) \mid i = 0,1,\dots,t; j = 0,1,\dots,s\} = \\ &= \{(m,n) \mid f(m,n) = 0,1,\dots,t; g(m,n) = 0,1,\dots,s\} \\ C_b &= C - C_o \end{aligned}$$

依据图 2 可知,该种划分在计算熵值时能尽可能地考虑到图像中目标和背景像素的灰度信息,由此可得到更准确的阈值。

区域 C_o 和区域 C_b 的先验概率 $\omega_o o$ 和 $\omega_o b$ 分别为

$$\begin{aligned} \omega_o o &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \\ \omega_o b &= 1 - \omega_o o \end{aligned}$$

现采用非对称 Tsallis 交叉熵,表征分割前后图像的信息差异。设分割前后图像的非对称 Tsallis 交叉熵 $D_f = [D_i \ D_j]^T$, 其中 D_i 和 D_j 分别表示分割前后图像在 i 方向和 j 方向上的交叉熵。下面首先给出 D_i 的推导过程,类似可以得到 D_j 。

图像总的灰度均值 u_i 为

$$u_i = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \cdot p(i,j)$$

灰度值的总和为

$$U_i = M \cdot N \cdot u_i$$

设 $u_i = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s i \cdot p(i,j)$, 区域 C_o 和区域 C_b 的灰度均值 u_{io} 和 u_{ib} 分别为

$$u_{io} = \frac{u_i}{\omega_o o}$$

$$u_{ib} = \frac{u_i - u_{io}}{\omega_o b}$$

设分割前后图像像素特征矢量的概率分布分别为 $P = \{p_{m,n}\}$ 和 $Q = \{q_{m,n}\}$, 其中 $p_{m,n}$ 可用原图像空间中每个像素点的灰度占比表示,即

$$p_{m,n} = \frac{f(m,n)}{U_i}$$

$q_{m,n}$ 表征分割后图像空间中每个像素点所属区域的灰度均值占比,即

$$q_{m,n} = \begin{cases} \frac{u_{io}}{U_i} = \frac{u_{io}}{M \cdot N \cdot u_i}, (m,n) \in C_o \\ \frac{u_{ib}}{U_i} = \frac{u_{ib}}{M \cdot N \cdot u_i}, (m,n) \in C_b \end{cases}$$

显然 $p_{m,n}$ 、 $q_{m,n}$ 都满足非对称 Tsallis 交叉熵概率分布的条件: $p_{m,n} \geq 0$, $q_{m,n} \geq 0$, $\sum_{(m,n) \in C} p_{m,n} = 1$,

$\sum_{(m,n) \in C} q_{m,n} = 1$, 从而得到 D_i :

$$\begin{aligned} D_i &= \sum_{(m,n) \in C} p_{m,n} \cdot \frac{\left(\frac{q_{m,n}}{p_{m,n}}\right)^{1-q} - 1}{q - 1} = \\ &= \sum_{(m,n) \in C_o} \frac{f(m,n)}{U_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}/U_i}{f(m,n)/U_i}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} + \\ &= \sum_{(m,n) \in C_b} \frac{f(m,n)}{U_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}/U_i}{f(m,n)/U_i}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} = \\ &= \sum_{(m,n) \in C_o} \frac{f(m,n)}{M \cdot N \cdot u_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}}{f(m,n)}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} + \\ &= \sum_{(m,n) \in C_b} \frac{f(m,n)}{M \cdot N \cdot u_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}}{f(m,n)}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} = \\ &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s r(i,j) \cdot \frac{i}{M \cdot N \cdot u_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}}{i}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} + \\ &= \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s r(i,j) \cdot \frac{i}{M \cdot N \cdot u_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}}{i}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} + \\ &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} r(i,j) \cdot \frac{i}{M \cdot N \cdot u_i} \cdot \frac{\left[\frac{u_{io}}{i}\right]^{1-q} - 1}{q - 1} = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s i \cdot p(i,j) \left[\left(\frac{u_{io}}{i} \right)^{1-q} - 1 \right] + \\
& \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s i \cdot p(i,j) \left[\left(\frac{u_{ib}}{i} \right)^{1-q} - 1 \right] + \\
& \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} i \cdot p(i,j) \left[\left(\frac{u_{ib}}{i} \right)^{1-q} - 1 \right] = \\
& \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} \left[u_{io}^{1-q} \cdot \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s i^q \cdot p(i,j) + \right. \\
& u_i^{1-q} b \cdot \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s i^q \cdot p(i,j) + \\
& \left. u_{ib}^{1-q} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} i^q \cdot p(i,j) - u_{ii} \right]
\end{aligned}$$

令

$$\varphi_{ii} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i^q \cdot p(i,j)$$

$$\varphi_{io} = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s i^q \cdot p(i,j)$$

$$\varphi_{io} = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s i^q \cdot p(i,j) + \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} i^q \cdot p(i,j)$$

则 $\varphi_{io} = \varphi_{ii} - \varphi_{io}$

$$D_i = \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} (\varphi_{io} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{ib} \cdot u_{io}^{1-q}) - \frac{1}{q-1} \quad (2)$$

同理可得:

$$D_j = \frac{1}{u_{ij} \cdot (q-1)} (\varphi_{io} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{io} \cdot u_{io}^{1-q}) - \frac{1}{q-1} \quad (3)$$

式中:

$$u_{jo} = \frac{u_j}{\omega_{oo}}, u_j = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s j \cdot p(i,j)$$

$$u_{io} = \frac{u_{ij} - u_j}{\omega_{ob}}, u_{ij} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j \cdot p(i,j)$$

$$\varphi_{ij} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j^q \cdot p(i,j)$$

$$\varphi_{io} = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s j^q \cdot p(i,j)$$

$$\varphi_{jb} = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^s j^q \cdot p(i,j) +$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} j^q \cdot p(i,j) =$$

$$\varphi_{ij} - \varphi_{io}$$

则分割前后图像的非对称 Tsallis 交叉熵为

$$\mathbf{D}_f = [D_i \quad D_j]^T =$$

$$\begin{aligned}
& \left[\frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} (\varphi_{io} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{ib} \cdot u_{io}^{1-q})_{io} - \frac{1}{q-1} \right. \\
& \left. \frac{1}{u_{ij} \cdot (q-1)} (\varphi_{jo} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{jb} \cdot u_{io}^{1-q})_{io} - \frac{1}{q-1} \right]^T
\end{aligned} \quad (4)$$

式中:对于一幅给定的图像, u_{ij} 为正的固定值。若将非对称 Tsallis 交叉熵 \mathbf{D}_f 的分量 D_i 与 D_j 之和的最小值作为最佳分割准则,此时背景类和目标类内部灰度均匀,视为达到最佳分割效果。 D_i 与 D_j 之和的最小值所对应的向量 (t, s) 即为最佳阈值向量 (t^*, s^*) 。若忽略 D_i 与 D_j 之和的常数项,则得到阈值选取准则函数:

$$\begin{aligned}
\varepsilon_f &= \frac{1}{u_{ii} \cdot (q-1)} (\varphi_{io} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{ib} \cdot u_{io}^{1-q}) + \\
& \frac{1}{u_{ij} \cdot (q-1)} (\varphi_{jo} \cdot u_{io}^{1-q} + \varphi_{jb} \cdot u_{io}^{1-q}) \\
(t^*, s^*) &= \underset{0 \leq i, j < L-1}{\operatorname{argmin}} (\varepsilon_f)
\end{aligned}$$

在计算 $\omega_{oo}, u_i, u_j, \varphi_{io}, \varphi_{io}$ 时,为缩短算法运行时间,减少迭代过程中有关函数的重复计算,可建立如下的查找表:

$$\omega_{oo}(k, l) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l p(i, j) \quad (5)$$

$$u_i(k, l) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l i \cdot p(i, j) \quad (6)$$

$$u_j(k, l) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l j \cdot p(i, j) \quad (7)$$

$$\varphi_{io}(k, l) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l i^q \cdot p(i, j) \quad (8)$$

$$\varphi_{io}(k, l) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^l j^q \cdot p(i, j) \quad (9)$$

用递推方式计算式(5)~(9)的中间参量,能使复杂度从 $O(L^4)$ 下降到 $O(L^2)$,从而使算法运行时间大幅减少。递推算公式为:

$$\omega_{oo}(k, l) = \omega_{oo}(k-1, l) + \omega_{oo}(k, l-1) - \omega_{oo}(k-1, l-1) + p(k, l)$$

$$u_i(k, l) = u_i(k-1, l) + u_i(k, l-1) - u_i(k-1, l-1) + k \cdot p(k, l)$$

$$u_j(k, l) = u_j(k-1, l) + u_j(k, l-1) - u_j(k-1, l-1) + l \cdot p(k, l)$$

$$\varphi_{io}(k, l) = \varphi_{io}(k-1, l) + \varphi_{io}(k, l-1) - \varphi_{io}(k-1, l-1) + k^q \cdot p(k, l)$$

$$\varphi_{io}(k, l) = \varphi_{io}(k-1, l) + \varphi_{io}(k, l-1) - \varphi_{io}(k-1, l-1) + l^q \cdot p(k, l)$$

为了加快算法运行速度,可以采用智能优化算法搜寻最佳阈值。由于现有的粒子群算法易陷入局

部最优、收敛精度低、算法稳定性不够等不足,文中提出采用蜂群算法搜索最佳阈值,以进一步加快算法搜索速度,提高算法精度和实时性。

3 非对称 Tsallis 交叉熵阈值选取的人

1) 引领。引领蜂的数目是确定的,设为 M_L ,每一只引领蜂对应一个食物源。食物源位置表示目标函数的可能解,亦即可能的最佳阈值。食物源的花蜜质量由相应解的适应度表示:

$$F(X_e) = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(X_e)} & f(X_e) \geq 0 \\ 1 + |f(X_e)| & f(X_e) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $e = 0, 1, \dots, M_L$, X_e 表示第 e 个引领蜂对应的某个可能解, $f(X_e)$ 表示目标函数值,与阈值选取准则函数 ε_f 的值对应。每一只引领蜂在食物源附近随机搜寻到一个新食物源,其位置由式(11)确定:

$$Z_e = X_e + \varepsilon(X_e - X_e) \quad (11)$$

式中: ε 表示 $[-1, 1]$ 之间的随机数, X_l 表示第 l ($l \neq e$) 个引领蜂对应食物源的位置。比较新旧食物源的适应度,引领蜂选择较优的食物源。

2) 观察。通常设置观察蜂的数目与引领蜂相同,也为 M_L 。首先由引领蜂对应食物源的花蜜适应度确定出概率 P_e ; 然后观察蜂以 P_e 的概率选取该引领蜂跟随。 P_e 的表达式为

$$P_e = \frac{F(X_e)}{\sum_{j=1}^{M_L} F(X_j)} \quad (12)$$

在所跟随的引领蜂对应食物源附近,观察蜂根据式(12)随机搜索一个新食物源。将新旧食物源比较后,引领蜂继续选择较优的食物源。

3) 侦查。引领蜂的职能转为侦查自身是否陷入局部极值。如果陷入局部极值,搜索新的位置以便跳出局部极值。

这 3 个职能循环执行直至搜索到最佳阈值。需要注意的是,将蜂群算法应用于图像阈值选取时,目标函数的自变量是离散值,必须对自变量取整。

二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值选取的蜂群优化算法具体步骤如下:

1) 设置算法的控制值,蜜蜂的总数 N_c 设为 30,引领蜂和观察蜂各一半。最大循环次数 C_M 定为 20。判断引领蜂是否陷入局部极值的循环次数 C_L 设为 3。维数 D 为 2。 t 的搜索范围为 $[1, 254]$, s 的搜索范围为 $[1, L_s - 2]$, $L_s = \max[g(i, j)]$ 。当前的循环次数 C 为 1;

2) 初始化引领蜂对应食物源的位置 X_e ($e = 1, 2, \dots, 15$), X_e 是二维量,2 个分量分别在 t 和 s 的搜索范围之间随机产生,须取为整数。根据式(10)计算每个解的适应度值;

3) 按照式(11),每一只引领蜂在食物源附近随机搜寻到一个新解 Z_e (对 Z_e 取整),然后计算 Z_e 的适应度值,取新旧解的较优值赋给 X_e ;

4) 根据式(12),观察蜂以概率 P_e 跟随一只引领蜂,根据式(11)在食物源附近随机搜寻一个新整数解,选取新旧解的较优值赋给 X_e ;

5) 如果经过 C_L 次循环, X_e 的适应度值没有改善,搜索新的整数解代替 X_e , 否则程序继续进行;

6) 当一次循环结束时,将本次循环的最优解与之前全局最优值比较,决定当前全局最优值, C 自动加 1;

7) 若 C 达到 C_M , 停止迭代,根据得到的最佳阈值向量分割图像,否则转 3) 继续迭代。

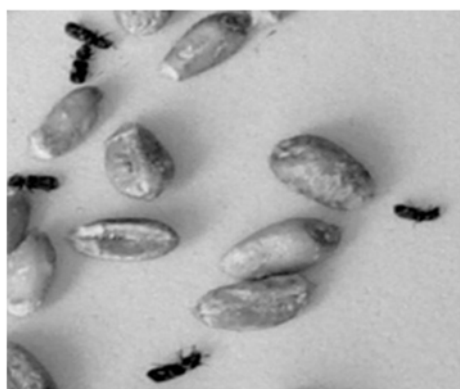
4 实验结果与分析

利用文中提出的蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值选取方法,对大量不同类型的图像进行了阈值分割实验,发现选取合适的参数 q 值,图像分割的结果会更加准确。与二维最大 Shannon 熵法、二维 Shannon 交叉熵法、二维 Tsallis 熵法、二维对称 Tsallis 交叉熵法相比,本文提出的方法在分割质量和运行效率 2 方面皆有优势。

实验中能否正确选取参数 q 值对图像分割效果有重要的影响^[17]。不同的图像所需选取的最佳 q 值可能不一样;同一幅图像需要分割出的目标不同, q 值可能也要改变。为满足自动化的要求,不可能对每幅图像的 q 值进行人为设置和调整。基于文中方法,重点对储粮害虫和纸病 2 类图像做了大量实验,找到了符合这 2 类图像最为合适的 q 值。总体来说,分割储粮害虫图像时, q 设置为 0.01 能取得较好效果。纸病图像要视待分割目标所处的灰度级区域区别设置:分割的目标是黑斑等暗灰度级区域时,可设置 $q = 0.01$;而分割的目标是孔洞等亮灰度级区域时,可设置 $q = 15$ 。

实验是在 Pentium(R) Dual-Core CPU 2.0 GHz、2 GB RAM、MATLAB 7.1 环境中进行的。因篇幅有限,分别给出 2 幅储粮害虫和 2 幅纸病图像的实验结果及算法运行时间。图 3(a)~图 6(a)为原始灰度图像。其中,图 3(a)与图 4(a)为储粮害虫图像;图 5(a)为低对比度的黑斑纸病图像,图 6(a)为孔洞纸病图像。图 3(b)~图 6(b)为基于粒子群优化

的二维最大 Shannon 熵法的分割结果;图 3(c)~图 6(c)为基于粒子群优化的二维 Shannon 交叉熵法的分割结果;图 3(d)~图 6(d)为基于粒子群优化的二维 Tsallis 熵法的分割结果($q = 0.8$, 为该方法理想参数值^[13]);图 3(e)~图 6(e)为基于粒子群优化的二维对称 Tsallis 交叉熵法的分割结果($q = 0.8$, 为该方法理想参数值^[18]);图 3(f)~图 6(f)为文中提出方法的阈值分割结果。从图 3 到图 6 的分割结果可以看出,只有二维对称 Tsallis 交叉熵法和文中方法能较好地分割出储粮害虫、黑斑、孔洞等目标,其他方法则不能将目标从背景中完全地提取出来。



(a) 原始图像



(b) 二维最大 Shannon 熵法



(c) 二维 Shannon 交叉熵法



(d) 二维 Tsallis 熵法



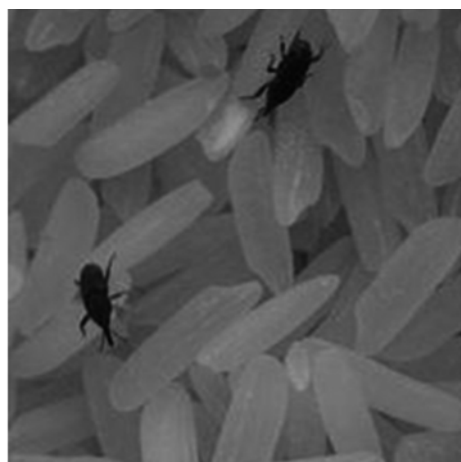
(e) 二维对称 Tsallis 交叉熵法



(f) 本文方法

图 3 储粮害虫图像 1 及其分割结果

Fig.3 Stored-grain pests image 1 and its segmentation results



(a) 原始图像



(b) 二维最大 Shannon 熵法



(e) 二维对称 Tsallis 交叉熵法



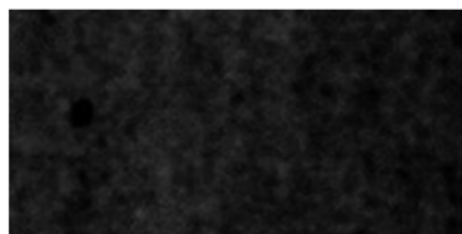
(c) 二维 Shannon 交叉熵法



(f) 本文方法

图 4 储粮害虫图像 2 及其分割结果

Fig.4 Stored-grain pests image 2 and its segmentation results



(a) 原始图像



(d) 二维 Tsallis 熵法



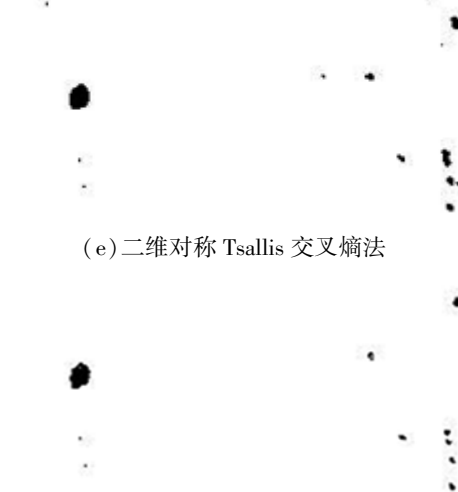
(b) 二维最大 Shannon 熵法



(c) 二维 Shannon 交叉熵法



(d) 二维 Tsallis 熵法

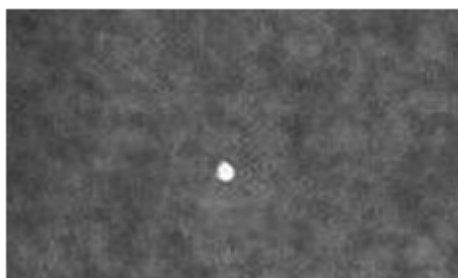


(e) 二维对称 Tsallis 交叉熵法

(f) 本文方法

图 5 黑斑纸病图像及其分割结果

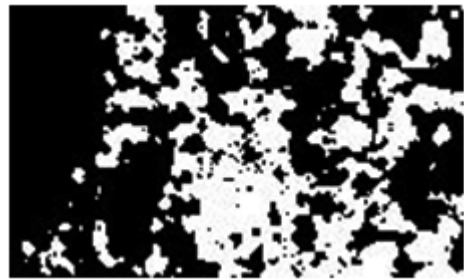
Fig.5 Black ash spot image and its segmentation results



(a) 原始图像



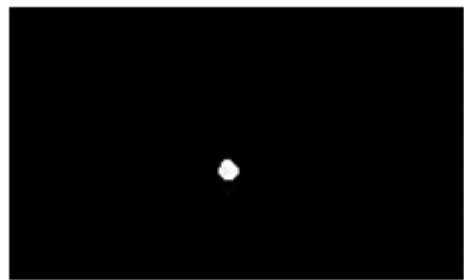
(b) 二维最大 Shannon 熵法



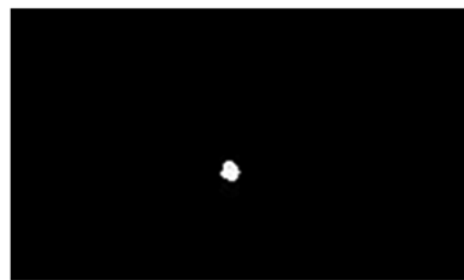
(c) 二维 Shannon 交叉熵法



(d) 二维 Tsallis 熵法



(e) 二维对称 Tsallis 交叉熵法



(f) 本文方法

图 6 孔洞纸病图像及其分割结果

Fig.6 Crater image and its segmentation results

从图 3~6 的分割结果可以看出,只有二维对称 Tsallis 交叉熵法和文中方法能较好地分割出储粮害虫、黑斑、孔洞等目标,其他方法则不能将目标从背景中完全地提取出来。再进一步分析比较二维对称 Tsallis 交叉熵法和文中方法的分割结果:图 3(e) 不能将储粮害虫目标和与其灰度级相近的粮食颗粒完全分离,而图 3(f) 则不存在错分现象,分割出的储粮害虫目标完整清晰;图 4(e) 分割出的储粮害虫目

标丢失了触须和足节等重要细节特征信息,而图 4(f)分割出的储粮害虫目标触须和足节特征清晰可辨,只是稍有错分斑点,经过后期处理不影响对储粮害虫目标的分类识别工作;图 5(e)和图 5(f)的分割效果相近,但文中方法的错分斑点更少;图 6(e)和图 6(f)都能准确地分割出孔洞目标。现引入区域间对比度对上述 5 种阈值分割方法进行定量评价。根据分割后图像目标和背景的区域间对比度,可以判别图像分割的质量。区域间对比度越高,分

割效果越好。表 1 列出了 5 种方法的区域间对比度。由表 1 可以看出,所提出方法得到的区域间对比度均高于另外 4 种方法。综上可见,文中方法的分割效果相对更优。表 2 列出了 5 种方法的最佳阈值及运行时间比较。从中可以看出,与其他基于粒子群优化的阈值分割方法相比,本文提出的基于蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵法运行时间明显缩短,与分割效果稍差的二维对称 Tsallis 交叉熵法相比,运行时间平均节省 30%左右。

表 1 5 种阈值分割方法的区域间对比度比较

Table 1 A comparison of five thresholding methods in inter-regional contrast

方法	储粮害虫图像 1	储粮害虫图像 2	黑斑纸病图像	孔洞纸病图像
二维最大 Shannon 熵法 ^[9]	0.499 8	0.532 1	0.305 4	0.074 4
二维 Shannon 交叉熵法 ^[12]	0.603 3	0.573 4	0.284 0	0.068 8
二维 Tsallis 熵法 ^[13]	0.500 0	0.563 2	0.329 9	0.073 3
二维对称 Tsallis 交叉熵法 ^[14]	0.879 1	0.670 1	0.914 0	0.290 6
本文方法	0.977 8	0.680 9	0.990 2	0.293 5

表 2 5 种方法的最佳阈值及运行时间比较

Table 2 A comparison of five algorithms in optimal thresholds and running time

分割方法	储粮害虫图像 1		储粮害虫图像 2		黑斑纸病图像		孔洞纸病图像	
	阈值	时间/s	阈值	时间/s	阈值	时间/s	阈值	时间/s
二维最大 Shannon 熵法 ^[9]	(91,98)	0.345	-108,109	0.535	(34,36)	0.338	-143,134	0.237
二维 Shannon 交叉熵法 ^[12]	(75,90)	0.415	-132,133	0.625	(37,37)	0.389	-123,126	0.404
二维 Tsallis 熵法 ^[13]	(91,95)	0.429	(71,73)	0.506	(32,32)	0.452	-118,119	0.382
二维对称 Tsallis 交叉熵法 ^[14]	(37,39)	0.479	(41,44)	0.634	(6,8)	0.469	-162,171	0.43
本文方法	(8,17)	0.311	(75,90)	0.485	(1,7)	0.291	-161,158	0.291

5 结束语

文中提出了二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值分割方法。以储粮害虫和纸病 2 类图像为例的大量实验结果表明,通过参数 q 的合理设置,该方法的图像分割效果比起二维最大 Shannon 熵法、二维 Shannon 交叉熵法、二维 Tsallis 熵法具有明显的优势,总体上也比二维对称 Tsallis 交叉熵法的分割效果更理想,区域间对比度更高。同时引入了人工蜂群优化算法,该方法与粒子群优化算法相比,能够避免陷入局部极值,提高了搜索全局阈值的遍历性,并且具有较

快的收敛速度。所提出的基于人工蜂群优化的二维非对称 Tsallis 交叉熵阈值分割方法在运行速度上,也比二维对称 Tsallis 交叉熵法提高了 30%左右,运行时间明显减少。

参考文献:

[1] 吴一全, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年 (1962—1992) 的进展 (一) [J]. 数据采集与处理, 1993, 8(3): 193-201.
WU Yiquan, ZHU Zhaoda. 30 years (1962-1992) of the developments in threshold selection methods in image pro-

- cessing (1) [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 1993, 8(3): 193-201.
- [2] 吴一全, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年 (1962—1992) 的进展 (二) [J]. 数据采集与处理, 1993, 8(4): 268-282.
- WU Yiquan, ZHU Zhaoda. 30 years (1962-1992) of the developments in threshold selection methods in image processing (2) [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 1993, 8(4): 268-282.
- [3] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-165.
- [4] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for the grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29(1): 273-285.
- [5] ABUTALEB A S. Automatic thresholding of gray-level picture using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1989, 47(1): 22-32.
- [6] CHEN W T, WEN C H, YANG C W, et al. A fast two-dimensional entropic thresholding algorithm [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(7): 885-893.
- [7] 龚坚, 李立源, 陈维南. 二维熵阈值分割的快速算法 [J]. 东南大学学报, 1996, 26(4): 31-36.
- GONG Jian, LI Liyuan, CHEN Weinan. A fast tow-dimensional entropic thresholding method [J]. Journal of South-east University, 1996, 26(4): 31-36.
- [8] DU F, SHI W K, CHEN L Z, et al. Infrared image segmentation with 2D maximum entropy method based on particle swarm optimization [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(5): 597-603.
- [9] LI C K, LEE C H. Minimum cross entropy thresholding [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(4): 617-625.
- [10] 雷博, 范久伦. 灰度图像的二维交叉熵阈值分割法 [J]. 光子学报, 2009, 38(6): 1572-1576.
- LEI Bo, FAN Jiulun. Two-dimensional cross-entropy thresholding segmentation method for gray-level images [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(6): 1572-1576.
- [11] 吴一全, 张晓杰, 吴诗嫻. 基于混沌弹性粒子群优化与基于分解的二维交叉熵阈值分割 [J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(3): 301-307.
- WU Yiquan, ZHANG Xiaojie, WU Shihua. Two-dimensional cross entropy thresholding based on chaotic resilient particle swarm optimization or decomposition [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2011, 45(3): 301-307.
- [12] SAHOO P K, ARORA G. Image thresholding using two-dimensional Tsallis-Havrda-Charvát entropy [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6): 520-528.
- [13] 朱炜, 徐玉如, 秦再白. 一种新的基于二维 Tsallis 熵的阈值方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(27): 54-58.
- ZHU Wei, XU Yuru, QIN Zaibai. New thresholding method using tow-dimensional Tsallis entropy [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(27): 54-58.
- [14] WU Yiquan, ZHANG Xiaojie, WU Shihua. Image thresholding using two-dimensional Tsallis cross entropy based on either chaotic particle swarm optimization or decomposition [J]. China Communications, 2011, 8(7): 111-121.
- [15] 张金矿, 吴一全. 基于 Tent 映射 CPSO 的二维斜分指数阈值分割 [J]. 信号处理, 2010, 26(5): 703-708.
- ZHANG Jinkuang, WU Yiquan. Image thresholding based on 2-D oblique exponent entropy method and Tent map chaotic particle swarm algorithm [J]. Signal Processing, 2010, 26(5): 703-708.
- [16] FURUICHI S, YANAGI K, KURIYAMA K. Fundamental properties of Tsallis relative entropy [J]. Journal of Mathematical Physics, 2004, 45(12): 4868-4877.
- [17] PAULO S R, GILSON A G. Computing the q-index for tsallis nonextensive image segmentation [C]//SIBGRAPI 09: Proceedings of the 2009 XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Rio de Janiero, 2009: 232-237.
- [18] 吴一全, 沈毅, 刚铁, 等. 基于二维对称 Tsallis 交叉熵的小目标图像阈值分割 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(10): 2161-2167.
- WU Yiquan, SHEN Yi, GANG Tie, et al. Thresholding for small target image based on 2-D symmetric Tsallis cross entropy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(10): 2161-2167.

作者简介:



吴一全,男,1963年生,教授,博士生导师,博士。主要研究方向为图像处理与分析、目标检测与识别、智能信息处理。发表学术论文 230 余篇,被引用 1700 余次。



王凯,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与视频通信。



曹鹏祥,男,1981年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与视频通信。