

文章编号 1004-924X(2016)01-0220-09

## 纹理粗糙度在红外图像显著性检测中的应用

赵爱罡<sup>1,2\*</sup>, 王宏力<sup>1</sup>, 杨小冈<sup>1</sup>, 陆敬辉<sup>1</sup>, 姜伟<sup>1</sup>

(1. 第二炮兵工程大学 控制工程系, 陕西 西安 710025;

2. 第二炮兵工程大学 士官学院, 山东 青州 262500)

**摘要:**提出了基于纹理粗糙度的红外图像显著性检测算法,以解决红外图像对比度低,目标显著性检测难的问题。首先,研究了 Tamura 的粗糙度原理,对粗糙度进行分析和评价,提出了新的粗糙度计算方法。然后,将图像分解为超级像素集合,并计算超级像素的最大平均强度差;利用最大平均强度差定义超级像素的最佳尺度,作为纹理粗糙度的度量。最后,将超级像素区域均匀外延,利用粗糙度的局部对比度和灰度信息度量红外图像的显著性。通过实验验证了本文算法的有效性,结果表明:在 10% 的噪声水平下,本文粗糙度保持不变,粗糙度特征图一致性较好,而 Tamura 的粗糙度特征图中杂点明显增多。与其它显著性检测算法对比,本文算法命中率最高,为 0.752。该算法挖掘了红外图像的纹理粗糙度特征,为红外图像显著性检测提供了新的特征选择。

**关键词:**前视红外图像;纹理粗糙度;超级像素;显著性检测

**中图分类号:**TJ765.3;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162401.0220

## Application of texture coarseness in saliency detection of infrared image

ZHAO Ai-gang<sup>1,2\*</sup>, WANG Hong-li<sup>1</sup>, YANG Xiao-gang<sup>1</sup>, LU Jing-hui<sup>1</sup>, JIANG Wei<sup>1</sup>

(1. Department of Control and Engineering,

The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. School of Sergeancy, The Second Artillery Engineering University, Qingzhou 262500, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhaoaigang1986120@163.com

**Abstract:** A saliency detection algorithm for infrared images based on texture coarseness was proposed to detect the saliency of targets owing to a low image contrast. Firstly, Tamura's principle of calculating coarseness was researched, and a new method to calculate the coarseness was presented by analysis and evaluation of the coarseness. Then the image was decomposed into a set of super pixels and the maximum mean intensity difference of the super pixels was calculated. Furthermore, the best scale of super pixels was defined by using maximum mean intensity difference to be a measure of the texture coarseness. Finally, the region of every super pixel was expanded isotropically and the saliency of infrared image was measured based on the local contrast and grey information of the texture coarseness with the weight of intensity. The effectiveness of algorithm was verified. Results show that coarseness based on the proposed method remains unchanged under a noise level of 10% and the homogeneity is better in the feature map of coarseness. Meanwhile, there are many miscellaneous

收稿日期:2015-11-02;修订日期:2015-12-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61203189, No. 61374054)

points in Tamura's feature map of coarseness. Compared with other methods of saliency detection for infrared images, the proposed algorithm has the highest hit rate, up to 0.752. The algorithm exploits the feature of texture coarseness, and provides a new selection method for the saliency detection of infrared images.

**Key words:** Forward-looking Infrared(FILR) image; texture coarseness; super pixel; saliency detection

## 1 引 言

目前,前视红外探测<sup>[1-2]</sup>是精确制导技术的主要发展方向,在提高武器系统的生命力、隐蔽性、命中精度和突防能力等方面都具有重要作用<sup>[3]</sup>。红外探测器一般在飞行器飞行末端开机,用于自主快速检测、识别、跟踪并锁定目标,可有效引导武器精确打击目标。其中红外图像的显著性检测能够快速发现可疑目标,缩小识别范围,加快判断进程,对提高战斗力意义重大。

人类视觉系统能够快速注意到图像的某个区域,这种机制称为视觉注意机制<sup>[4-5]</sup>,它能够对图像进行有效过滤,缩小处理范围,将有限的计算资源分配到显著性高的区域,从而大大提高了目标检测识别效率。近年来,由于智能化进程加快,显著性检测已成为图像预处理过程中的研究重点<sup>[6]</sup>,如 Itti 等<sup>[7]</sup>提出了基于颜色、亮度、方向等特征的抑制比较模型,该模型融合了 3 种主要的信息,最早的显著性检测模型是利用对比的方法来衡量目标显著性;Liu 等<sup>[8]</sup>提出了基于像素特征抑制比较的条件随机场学习模型,该模型计算复杂,且对噪声比较敏感;另外还有一些显著性检测的快速计算方法,如 Achanta 等<sup>[9]</sup>提出的频率调谐显著性检测和 Hou 等<sup>[10]</sup>提出的基于光谱频域残差的计算模型,这些模型是利用整体信息建立全局模型,通过局部值与全局均值做比较,从而标记像素的显著性,但这些方法是以像素为单个对比对象,局部区域的一致性较差。受到军事应用环境和打击目标的限制,典型军事目标如军事港口、雷达站、飞机场、军火库等一般隐藏在山区中,它们与环境间的红外热辐射对比不明显,但其纹理特征较为显著,特别是在人工地物和自然场景之间,其组成成分不同。因此研究基于纹理粗

糙度的红外图像显著性检测具有重要实际意义。

本文在分析 Tamura 等<sup>[11]</sup>纹理粗糙度计算方法的基础上,提出了基于超级像素<sup>[12]</sup>的纹理粗糙度(Texture Coarseness based on Super Pixels, STC)计算方法,STC 算法先对红外图像进行过分割,每个分割区域即为超级像素,然后计算每个超级像素的纹理粗糙度,计算过程中,超级像素对应纹理基元的概念,这符合人眼的视觉感知,且对噪声具有鲁棒性。最后依据纹理粗糙度特征图合并相似区域,形成新的超级像素,计算每个区域的纹理粗糙度对比度,与灰度加权作为红外图像的显著性度量。

## 2 Tamura 纹理粗糙度

视觉感知心理学研究发现:颜色、亮度和纹理是刺激人类视觉的 3 个主要因素,在缺乏颜色的低对比度红外图像中,纹理是引起人眼注意的主要线索,人眼可以觉察到细小的纹理差异。描述纹理特征的物理量主要有:粗糙度(Coarseness)、复杂度(Complexity)、方向度(Directionality)和对比度(Contrast)等。近年来,Tamura 等<sup>[11]</sup>人提出的纹理特征描述方法在图像检索和识别领域得到了广泛的应用。粗糙度是描述纹理特征的重要物理量。它是描述纹理中粒度大小和分布的物理量,纹理基元尺寸越大,基元之间距离越远,纹理越粗糙,Tamura 纹理粗糙度计算方法可以分为以下几个步骤:

(1)对图像均值滤波,求取平均强度值,滤波窗口大小为  $2^k \times 2^k$ ,计算公式如下:

$$A_k(x, y) = \frac{1}{2^{2k}} \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} f(i, j), \quad (1)$$

其中: $k=0, 1, 2, \dots, L_{\max}$ ;  $L_{\max}$  为最大尺度,当  $k=0$  时,平均强度图像即为原图像, $f(i, j)$  是坐标  $(i, j)$  处的像素强度值。

(2)对第(1)步的平均强度图像计算水平和垂

直方向上的平均强度差:

$$E_{k,h}(x,y) = |A_k(x+2^{k-1},y) - A_k(x-2^{k-1},y)|, \quad (2)$$

$$E_{k,v}(x,y) = |A_k(x,y+2^{k-1}) - A_k(x,y-2^{k-1})|. \quad (3)$$

(3)对每一个像素点,将最大的平均强度差所对应的滤波窗口尺度作为最佳尺度:

$$E_k(x,y) = \max(E_{k,h}(x,y), E_{k,v}(x,y)), \quad (4)$$

$$k_{\text{best}}(x,y) = \underset{k}{\operatorname{argmax}}(E_k(x,y)), \quad (5)$$

$$C(x,y) = 2^{k_{\text{best}}(x,y)}. \quad (6)$$

若存在  $k(x,y) > k_{\text{best}}(x,y)$ , 并且平均强度差满足  $E_k(x,y) > t \times \max_k(E_k(x,y))$ , 此时, 最佳尺度  $k_{\text{best}}(x,y) = k(x,y)$ ; 在原文中  $t$  为经验值, 约为 0.9; Tamura 算法针对每一个像素计算粗糙度, 这和人眼对区域注意的模式不符, 且对噪声或剧烈变化点比较敏感, 具有一定局限性。为了解决这个问题, 本文提出基于超级像素的纹理粗糙度算法, 其对噪声比较鲁棒, 且符合人眼对区域注意的感知模式。

### 3 STC 算法

#### 3.1 算法原理

首先使用一维信号模拟 Tamura 纹理粗糙度的计算原理, 如图 1 所示, 一些恒定强度的基元以等间隔周期排列, 每个像素点的纹理粗糙度如图 1(b)所示。由图 1(b)可以看出, 基元尺寸越大, 粗糙度越大, 重复单元越少, 即间隔越大, 粗糙度越大, 但在同一纹理基元内, 中间的粗糙度最大, 向两边递减。然而将图像粗糙度赋予每一个像素, 不利于图像信息的表达, 且与纹理基元的描述不符, 这是因为同一纹理基元内的粗糙度应该是相同的。

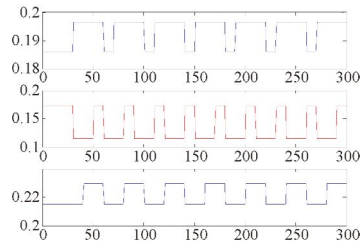
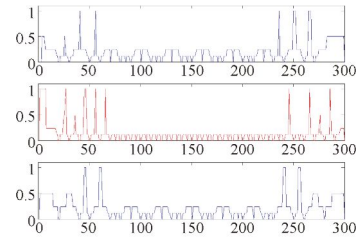
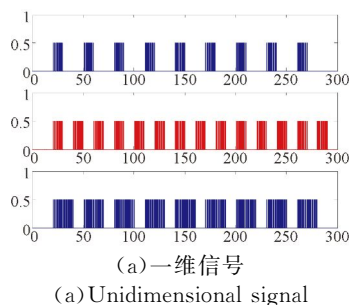


图 1 粗糙度分析

Fig. 1 Analysis of coarseness

粗糙度是用于度量纹理基元大小和排列的物理量, 由于图像像素分布变化多样, 难以对纹理基元进行规则化描述。纹理认知心理学<sup>[11]</sup>认为纹理基元是一小块区域, 且该区域具有相同的灰度分布属性, 由此可以推断, 一维信号应该有如图 1(c)所示的粗糙度, 即相同的纹理基元内的粗糙度是相同的。以此将图像分解为超级像素, 各超级像素为具有相同灰度分布的单元, 并依据超级像素的大小和重复周期度量纹理粗糙度。

#### 3.2 算法步骤

(1)利用图论方法将图像分割为超级像素<sup>[12]</sup>:  $r_i \in R, i=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为超级像素的个数, 计算超级像素  $r_i$  的最大宽度和最大高度分别为  $w_i, h_i$ , 像素个数为  $n_i$ 。设最小跨度  $d_i = \min(w_i, h_i)$ ;

(2)对超级像素  $r_i$ :

1)若  $n_i \geq N_R/3$ ,  $N_R$  为图像像素总数, 则定义最佳尺度为最大的尺度  $k_{i,\text{best}} = L_{\text{max}}$ ;

2)以超级像素  $r_i$  为中心, 在大小为  $3 \times \max(w_i, h_i)$  的正方形区域中进行均值滤波, 窗口大小为  $kd_i/4 \times kd_i/4$ , 即  $r_i$  的平均强度值, 公式如下:

$$A_{i,k}(x,y) = \frac{16}{k^2 d_i^2} \sum_{i=x-kd_i/8}^{x+kd_i/8-1} \sum_{j=y-kd_i/8}^{y+kd_i/8-1} f(i,j), \quad (7)$$

其中:  $k=1,2,\dots,L_{\max}$ ,  $L_{\max}$  为最大尺度,  $f(i,j)$  是坐标位于  $(i,j)$  处的像素强度值。

(3) 计算超级像素  $r_i$  的最大平均强度差:

$$E_{i,k} = \begin{cases} \frac{1}{n_i} \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} |A_{i,k'}(x+\rho,y) - A_{i,k}(x-\rho,y)|, \frac{\omega_i}{h_i} \leq 0.5 \\ \frac{1}{n_i} \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} |A_{i,k'}(x,y+\rho) - A_{i,k}(x,y-\rho)|, \frac{\omega_i}{h_i} \geq 2 \\ \frac{1}{n_i} \max\left(\sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} |A_{i,k'}(x+\rho,y) - A_{i,k}(x-\rho,y)|, \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} |A_{i,k'}(x,y+\rho) - A_{i,k}(x,y-\rho)|\right), \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $\rho$  为两个窗口的偏心距,  $\rho = k'd_i/16 + 1$ ,  $k' = \max(k - L_b, 0)$ ,  $L_b$  为两个窗口的尺度偏差,  $L_b = \max(L_{\max} - \delta, 1)$ ;  $\delta$  取值如下:

$$\delta = \begin{cases} 4, L_{\max} \geq 6 \\ \min(2, L_{\max} - 1), L_{\max} < 6 \end{cases} \quad (9)$$

(4) 计算每个超级像素的粗糙度  $C_{i,\text{best}}$ :

$$C_{i,\text{best}} = \frac{d_i(k_{i,\text{best}} - 1)}{4} \times \frac{n_i}{e^{\max(n_i)}}, \quad (10)$$

式中:  $k_{i,\text{best}}$  按如下方法确定, 将基元分为轮廓附近的较小尺寸基元、较大尺寸基元和普通较小尺寸基元三类:

1) 当  $E_{i,0} > T_M$  时, 终止判断, 设置  $k_{i,\text{best}} = 1$ ,  $T_M$  为经验值,  $T_M = \text{mean}(E_{i,0}) + 4 \times \text{std}(E_{i,0})$ ,  $\text{mean}(\cdot)$  和  $\text{std}(\cdot)$  代表求均值和方差操作, 此情况对应于轮廓附近面积较小的基元;

2)  $\sigma_i = \text{std}(E_{i,k})$ , 若  $\sigma_i < \min(E_{i,k})/1.9$  且  $\max_k(E_{i,k}) < 1.8 \times \min_k(E_{i,k})$ , 则  $k_{i,\text{best}} = L_{\max}$ , 此

情况对应于面积较大的基元;

3)  $k_{i,\text{best}} = \text{argmax}_k(E_{i,k})$ , 此情况对应于非轮廓附近的小尺寸基元;

### 3.3 算法分析

#### 3.3.1 噪声鲁棒性

图像在获取和传播过程中难免受到干扰<sup>[13]</sup>, 特别是受到安装环境、大气传播和环境热辐射的影响, 前视红外图像较可见光图像对比度低且含有较高的噪声, 因此检测算法必须考虑对噪声的鲁棒性。假设噪声为:  $n(i,j) \sim N(0, \sigma_n)$ , 图像  $(i,j)$  位置强度值  $f(i,j)$  变为:  $g(i,j) = f(i,j) + n(i,j)$ , 则公式变为:

$$A_{i,k}^n(x,y) = \frac{1}{N_{i,k}} \sum_{\langle i,j \rangle \in W_{i,k}} (f(i,j) + n(i,j)), \quad (11)$$

其中:  $W_{i,k}$  和  $N_{i,k}$  分别表示滤波窗口和对应像素个数。以公式的第一种情况为例证明:

$$E_{i,k}^n = \frac{1}{n_i} \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} |A_{i,k'}^n(x+\rho,y) - A_{i,k}^n(x-\rho,y)| = \frac{1}{n_i} \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} \left| \frac{1}{N_{i,k'}} \sum_{\langle i+\rho,j \rangle \in W_{i,k'}} (f(i,j) + n(i,j)) - \frac{1}{N_{i,k}} \sum_{\langle i+\rho,j \rangle \in W_{i,k}} (f(i,j) + n(i,j)) \right| \quad (12)$$

由式(12)和式(8)得:

$$E_{i,k} - E_n \leq E_{i,k}^n \leq E_{i,k} + E_n \quad (13)$$

$$\frac{1}{n_i} \sum_{\langle x,y \rangle \in r_i} \left| \frac{1}{N_{i,k'}} \sum_{\langle i+\rho,j \rangle \in W_{i,k'}} n(i,j) - \frac{1}{N_{i,k}} \sum_{\langle i+\rho,j \rangle \in W_{i,k}} n(i,j) \right|,$$

根据大数定理知, 对随机物理量的测量中, 大量测量值的算术平均具有稳定性, 接近数学期望值, 公式如下:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P\left\{ \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i - \mu \right| < \varepsilon \right\} = 1, \quad (14)$$

可推导得:  $E_n \approx 0$ ,  $E_{i,k}^n \approx E_{i,k}$ , 对于其他情况可得到类似的结果, 所以算法对噪声具有鲁棒性。

#### 3.3.2 $k_{i,\text{best}}$ 的确定

可以将图像视作不同尺寸基元按一定次序的

对公式(12)进行变形, 合并噪声项, 其中含有噪声项:

排列, 轮廓附近的超级像素一般位于两种不同纹理之间, 所以  $E_{i,k} \gg 0$ ,  $E_{i,0}$  为原始图像中纹理的最大平均强度差, 设置经验值  $T_M$  进行判断, 若  $E_{i,0}$  大于  $T_M$ , 定义最佳尺度为 0; 对于面积较大的超级像素,  $E_{i,k}$  相对较小, 采用约束条件  $\sigma_i < \min_k(E_{i,k})/1.9$  和  $\max_k(E_{i,k}) < 1.8 \times \min_k(E_{i,k})$  进行判断, 定义最佳尺度为最大尺度。

超级像素的  $E_{i,k}$  随尺度  $k$  的变化曲线如图 2 所示, 曲线分别对应超级像素的 3 种情况, 如果超

级像素尺寸较小且位于轮廓附近,则  $E_k$  相对较大,此时轮廓两侧的纹理构成不同;对于尺寸较大的超级像素,灰度一般变化缓慢,且包含的像素个数多,所以  $E_k$  相对较小;非轮廓附近的超级像素周围的灰度分布复杂,  $E_k$  反应了其与其周围超级像素的区别,所以寻找最大均值强度差对应的尺度作为最佳尺度。

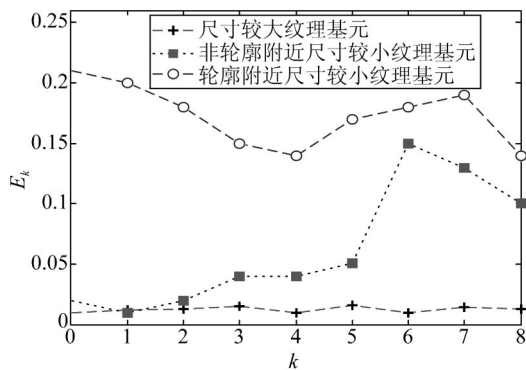


图 2  $E_k$  随尺度  $k$  变化的典型曲线

Fig. 2 Typical curves of  $E_k$  varies with  $k$

### 3.3.3 算法效果对比

为验证本文纹理粗糙度算法的有效性,对 STC 算法进行了仿真实验,并与 Tamura 算法进行了对比。实验图像包括自然场景和 Brodatz 纹理库<sup>[14]</sup>图像,列出了两组典型的实验结果如图 3 和图 4 所示。

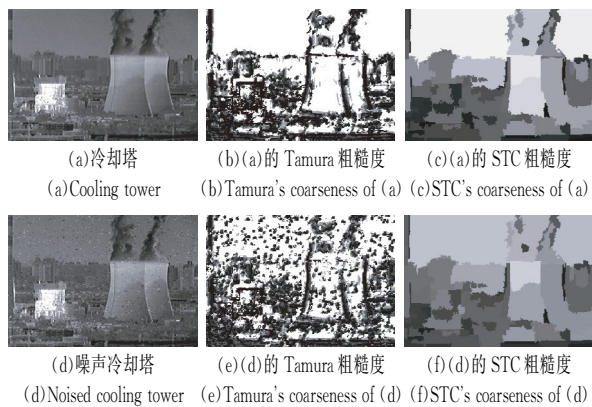


图 3 冷却塔粗糙度

Fig. 3 Coarseness of cooling tower

图 3 为一幅冷却塔图像(大小为  $240 \text{ pixel} \times 320 \text{ pixel}$ ),图 3(d)为添加 10% 高斯噪声的图像,由对比结果可知,由于 Tamura 纹理粗糙度计算

方法对噪声比较敏感,添加噪声后,杂点明显增多,而利用 STC 算法得到的纹理粗糙度对噪声相对鲁棒,且具有较好的一致性。

图 4 为来自 Brodatz 纹理库<sup>[14]</sup>的自然纹理图像(大小为  $297 \text{ pixel} \times 306 \text{ pixel}$ ),其纹理粗糙度比较直观,便于理解。通过观察 STC 算法提取的纹理粗糙度特征图可以看出,每个超级像素的粗糙度大体一致,较为准确地反映了图像的局部灰度分布,而 Tamura 算法由于按像素计算,得到的粗糙度特征图存在较多的杂点。

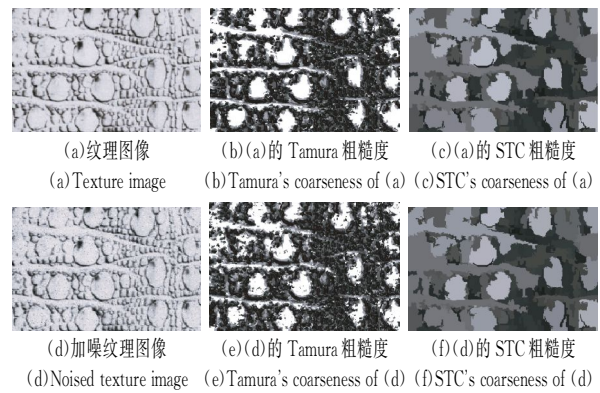


图 4 纹理图像粗糙度

Fig. 4 Coarseness of texture image

## 4 显著性度量

一般背景和目标的辐射特性不同,使得它们的纹理粗糙度有差异,这种差异会引起人眼的视觉注意。自然场景中的目标如海面上的舰船,丛林中的洞库,荒漠中的发射阵地,高原环境中的雷达探测器等,背景与目标的纹理差异较大,故可以利用这一特性对红外图像进行显著性检测。

### 4.1 区域合并

根据格式塔知觉组织规则<sup>[15]</sup>对可能属于同一目标的区域进行合并,在规则中,接近率的适用性最为广泛,超级像素的灰度、纹理粗糙度等越接近,合并的概率越大。设两个相邻超级像素分别为  $r_i$  和  $r_j$ ,其灰度均值、纹理粗糙度和像素个数分别为:  $I_i, I_j, C_i, C_j, n_i$  和  $n_j$ ,灰度值和粗糙度均归一化到  $[0, 1]$ ,定义两个区域的相似度为:

$$\lambda = \exp \left\{ - \frac{\min(n_i, n_j)}{\max(n_i, n_j)} \times (|I_i - I_j| + |C_i - C_j|) \right\}. \quad (15)$$

若  $\lambda > 0.75$ ,则合并相邻区域。上式表明,灰度均值、粗糙度越接近,合并概率越大;两个区域

面积相差越大,合并的概率越大。对合并后的纹理粗糙度取均值,因目标占据图像一定范围,太小不会引起人眼注意,本文中,面积小于  $\max(40, 0.11\% \times M)$  的超级像素无需判断,可以直接与相邻的超级像素合并。

#### 4.2 纹理特征显著性

经过区域合并,对超级像素进行局部对比度测量,若超级像素的面积过大,超过整幅图像的  $1/3$ ,则认为背景,设置其显著值为零,对一般的超级像素进行显著性度量,公式如下:

$$QS_i = \exp(|\bar{C}_i - \bar{C}_{i\_surround}| \times |\bar{I}_i - \bar{I}_{i\_surround}| - 1), \quad (16)$$

式中: $\bar{C}_i$  和  $\bar{C}_{i\_surround}$  分别表示超级像素  $r_i$  的纹理粗糙度和外延区域的纹理粗糙度, $\bar{I}_i, \bar{I}_{i\_surround}$  为对应超级像素的灰度值。如图 5 所示,超级像素向外扩展,直到面积变为 2 倍,白色环状区域为  $\bar{C}_{i\_surround}$ ,此时对红外图像的纹理粗糙度和灰度两个特征进行融合。

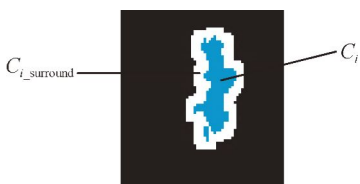


图 5 外延区域示意图

Fig. 5 Sketch map of external region

为观察方便,先对局部对比度进行归一化,范围为  $[0, 1]$ ,再进行增强操作:

$$QS'_i = QS_i^\gamma, \quad (17)$$

式中  $\gamma$  为经验值,取值为 0.5。

## 5 实验结果与分析

本文将 STC 算法得到的纹理粗糙度特征图用于目标的显著性检测,为验证本文算法的有效性,选取的对比算法有:Itti 等提出的使用高斯差分计算显著性的 Itti 算法<sup>[7]</sup>、傅里叶残留频谱显著性检测算法<sup>[10]</sup>(Spectral Residual, SR)、频域调谐显著性检测算法<sup>[9]</sup>(Frequency Tuned, FT)、基于直方图对比度的显著性检测算法<sup>[16]</sup>(Histogram Contrast, HC)和基于区域对比度的显著性检测算法<sup>[16]</sup>(Region Contrast, RC)。实验数据来源于中波红外探测器,共选取各种场景

图像 200 张,分辨率为  $320 \text{ pixel} \times 240 \text{ pixel}$ ,人工标注显著区域作为真值。显著性检测算法流程图如图 6 所示,分别从检测速度、准确率召回率曲线、击中率和虚警方面衡量算法的性能。

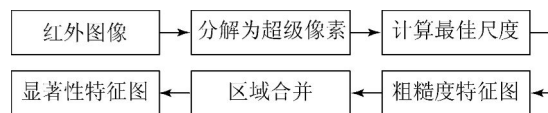


图 6 显著性检测算法流程图

Fig. 6 Flowchart of saliency detection algorithm

### 5.1 算法运行时间

为了获取客观准确的速度结果,本文采用统一的实验平台,计算机为 Dual Core 2.6 GHz CPU, 2 GB 内存,算法均采用 C++ 代码,时间为检测 200 张红外图像的平均用时。部分算法来自作者提供的 C++ 代码,Itti 和 SR 算法作者只提供了 Matlab 代码,本文用 C++ 重写了该算法,各算法用时如表 1 所示。

表 1 平均运行时间对比

Tab. 1 Contrast of average running times (s)

Method	Itti	SR	FT	HC	RC	STC
Time	0.311	0.107	0.078	0.125	0.223	0.121

由表 1 可知,本文算法的平均检测时间(0.121 s)属于中等水平,其中的分割算法运行时间较长(0.088 s),局部对比度测量由于采用了并行设计,耗时较少。

### 5.2 准确率和召回率

为测试 STC 算法的检测效果,对检测得到的显著图进行二值分割,阈值从小到大变化,得到准确率和召回率曲线和综合指标 F 值。图 7 为检测过程的细节图,原图为草地背景下的人工目标,首先将图像分割为超级像素,因分割算法只考虑灰度连通性,不涉及语义层面信息,因此会得到较多的低层次超级像素,然后,以每个超级像素为研究对象,将最大均值强度差对应的尺度作为最佳尺度,得到超级像素的纹理粗糙度,如图 7(c)所示,根据灰度、粗糙度和面积大小对超级像素进行相似性合并,合并后效果如图 7(d)所示,得到具有一定语义的少量区域,在此基础上,利用信息的局部对比来度量超级像素的显著性,经过增强处理得到最终的显著性特征图。

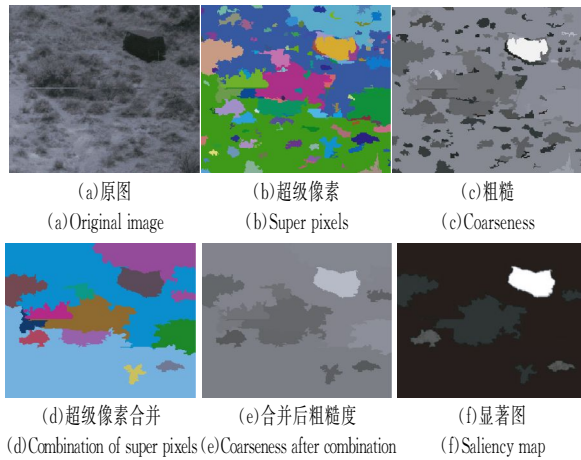


图 7 算法过程细节图

Fig. 7 Details of algorithm

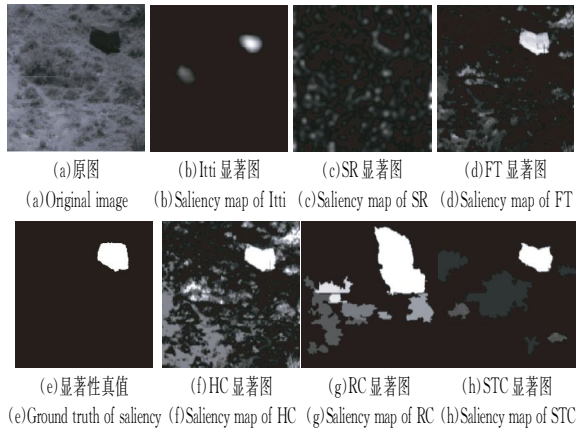


图 8 显著性检测对比图

Fig. 8 Contrast of saliency detection graphs

图 8 为各种算法的显著性检测对比图,图 8 (b)为 Itti 显著性检测算法的检测结果,其使用了亮度和方向信息进行局部对比,依据“赢者通吃”

的规则抑制非显著性区域,大体位置基本正确,但是分辨率较低;(c)为 SR 显著性检测结果,其主要对中频信息敏感,即边缘或变化突出的纹理,但对区域的检测效果不佳;图 8(d)和(f)是基于像素进行显著性检测的结果,对某些稀有像素的检测效果明显,但像素分布比较复杂时,检测结果一致性较差;图 8(g)为基于区域对比的显著性检测结果,RC 算法是以区域为基本元素,计算各个区域内灰度直方图的距离,再将其作为局部对比度。该算法区域内一致性较好,但对于低对比度的红外图像,由于区域内灰度直方图比较接近,但是内容不同,会对检测结果造成影响;图 8(h)为本文算法的检测结果,由图 8(h)可见,虽然存在其它显著区域,但是显著值大小明显不同,与真值最为接近,这说明利用纹理信息对于此类场景的检测效果比较显著。

检测算法得到的显著图为  $S(i, j)$ ,以人工标记的显著图  $B(i, j)$  为基准,将  $S(i, j)$  归一化到  $[0, 255]$ ,阈值从 0 变化到 255,对显著图进行分割,设分割后的图像为  $SS(i, j)$ ,定义准确率和召回率为:

$$precision = \frac{\sum B(i, j) \times SS(i, j)}{\sum SS(i, j)}, \quad (18)$$

$$recall = \frac{\sum B(i, j) \times SS(i, j)}{\sum B(i, j)}. \quad (19)$$

F 测量值定义为:

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) Precision \times Recall}{\beta^2 \times Precision + Recall}, \quad (20)$$

上式  $\beta = 0.3$ ,正确率的权重略高于召回率。

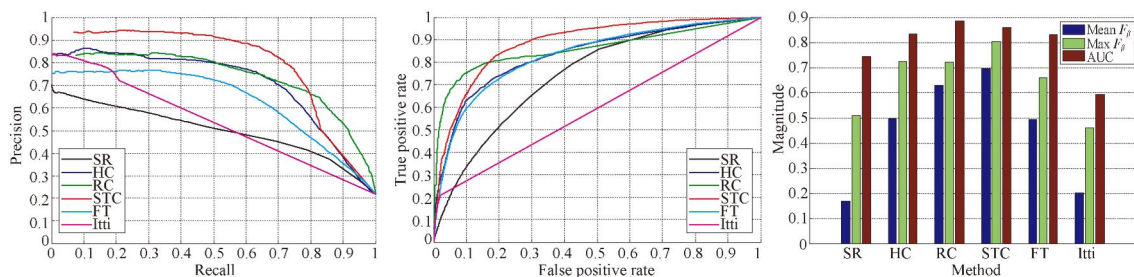


图 9 算法评价

Fig. 9 Algorithms evaluation

图 9(彩图见期刊电子版)左图显示,召回率为 1 时,对应阈值为 0,此时图像均被认为是目标,准确率约为 0.2,说明目标占据图像的平均比

例约为 0.2。由红色曲线可知,STC 显著性检测算法与其他算法相比,具有一定的优越性,这是因为 STC 显著性检测采取区域策略,对区域内灰度

分布采用纹理粗糙度的方式进行局部对比测量。与灰度直方图方式相比,STC 方法能够突出重点,这是因为其检测结果含有多个显著区域,区域内的显著值是一致的,所以在召回率为 0.8 时,ROC 曲线下降较快,但总体表现优于其他算法,右图中,STC 检测的 F 值相对较高,说明 STC 综合性能较好。

### 5.3 击中率和虚警率

击中率和虚警率是一对矛盾参数,人们希望得到较高的击中率和较低的虚警率,根据任务需求,比如监控中,虚警率的容许度要高,应避免发生漏检,而在实施精确打击时,要求具有较高的击中率,定义击中率和虚警率如下:

$$HR = \sum B(i,j) \times S(i,j), \quad (21)$$

$$FAR = \sum (1 - B(i,j)) \times S(i,j). \quad (22)$$

表 2 显示,与其他算法相比,STC 显著性检测保持了较低的虚警率和最高的击中率,这是由于 STC 检测算法的显著特征图对比度相对较高,采用超级像素为基本研究对象,检测结果能反应目标的大致区域,且检测具有较高的一致性,在某些位置显著值比较明显,所以具有较高的击中率。

### 参考文献:

- [1] 李一芒,何昕,魏仲慧,等. 采用降维技术的红外目标检测与识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1297-1303.  
LI Y M, HE X, WEI ZH H, *et al.*. Infrared target detection and recognition using dimension reduction technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1297-1303. (in Chinese)
- [2] 王建平,李俊山,杨亚威,等. 基于红外成像的乙烯气体泄漏检测[J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 623-628.  
WANG J P, LI J SH, YANG Y W, *et al.*. Ethylene gas leaking detection based on infrared imaging [J]. *Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 623-628. (in Chinese)
- [3] 孙占久,聂宏,黄伟. 无人机红外辐射特性计算与分析[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(4): 1037-1046.  
SUN ZH J, NIE H, HUANG W. Calculation and

表 2 击中率和虚警率的对比

Tab. 2 Contrast of hit rates and false rates

	SR	HC	Itti	RC	FT	STC
FAR	0.212	0.231	0.402	0.198	0.324	0.199
HR	0.513	0.601	0.471	0.687	0.671	0.752

## 6 结 论

本文提出了基于超级像素的纹理粗糙度 STC 计算方法,与 Tamura 纹理粗糙度方法相比,其具有较好的噪声鲁棒性,得到的纹理粗糙度特征图更加符合人眼视觉感知。根据红外图像的特点,结合区域合并与局部对比策略,本文给出一种基于纹理粗糙度的显著性检测算法。在多幅红外图像显著性检测中,单帧图像的平均检测时间为 0.121 s,平均检测击中率为 0.752,基本满足实时处理和检测效果的要求。结果证实本文检测算法对纹理明显的红外图像的检测效果较好,特别是自然背景下的人工目标,而对一般红外图像的检测需进一步改进,充分发掘红外图像的边缘信息将是下一步的主要工作,补偿一般红外图像的显著性线索。

- analysis on infrared radiation characteristics of UAV [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(4): 1037-1046. (in Chinese)
- [4] 赵宏伟,陈霄,刘萍萍,等. 视觉显著目标的自适应分割[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2): 531-538.  
ZHAO H W, CHEN X, LIU P P, *et al.*. Adaptive segmentation for visual salient object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 531-538. (in Chinese)
- [5] 张来刚,魏仲慧,何昕,等. 面向低纹理图像的快速立体匹配[J]. 液晶与显示, 2013, 28(3): 450-458.  
ZHANG L G, WEI ZH H, HE X, *et al.*. New stereo matching based edge extraction [J]. *Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(3): 450-458. (in Chinese)
- [6] 邓丹,吴谨,朱磊,等. 基于纹理抑制和连续性分布估计的显著性目标检测方法[J]. 液晶与显示, 2015, 30(1): 120-125.  
DENG D, WU J, ZHU L, *et al.*. Significant target detection method based on texture inhibition and

- continuous distribution estimation [J]. *Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(1): 120-125. (in Chinese)
- [7] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [8] LIU T, YUAN Z, SUN J, *et al.*. Learning to detect a salient object [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2): 353-367.
- [9] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.*. Frequency-tuned salient region detection [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1597-1604.
- [10] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007: 1-8.
- [11] RAO A R. *A Taxonomy for Texture Description and Identification* [M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [12] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 59(2): 167-181.
- [13] 肖钟捷, 刘用麟. 基于清晰图像先验知识的盲复原算法[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(5): 1666-1672.
- XIAO ZH J, LIU Y L. Image blind restoration using priors of sharp images [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(5): 1666-1672. (in Chinese)
- [14] 金左轮, 韩静, 张毅, 等. 基于纹理显著性的微光图像目标检测 [J]. *物理学报*, 2014, 63(6): 69501.
- JIN Z L, HAN J, ZHANG Y, *et al.*. Low light level image target detection based on texture saliency [J]. *Acta Phys. Sin.*, 2014, 63(6): 69501. (in Chinese)
- [15] FAIRCHILD M D. *Color Appearance Models* [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2013.
- [16] CHENG M, MITRA N J, HUANG X, *et al.*. Global contrast based salient region detection [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, 37(3): 569-582.

#### 作者简介:



赵爱罡(1986—),男,河北衡水人,博士研究生,2008年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2012年于燕山大学获得硕士学位,主要从事红外精确制导,目标识别、机器视觉等方面的研究。Email: zhaoaigang1986120@163.com

#### 导师简介:



王宏力(1965—),男,陕西凤翔人,教授,博士生导师,1988年于国防科学技术大学获得学士学位,1991年、1999年于第二炮兵工程大学分别获得硕士、博士学位,主要从事导航制导与控制、复合制导、天文/惯性导航、故障诊断及可靠性评估等方面的研究。Email: wanghongli\_1965@163.com