

基于纹理显著性的微光图像目标检测*

金左轮 韩静 张毅 柏连发†

(南京理工大学, 江苏省光谱成像与智能感知重点实验室, 南京 210094)

(2013年8月2日收到; 2013年12月5日收到修改稿)

微光图像对比度较低, 目标显著性不明显, 目标自动探测难度大. 针对此问题, 本文提出一种噪声鲁棒性较好的图像局部纹理粗糙度算法, 并给出一种适用于微光图像显著分析的纹理显著性算法. 首先, 提出一种新的局部纹理粗糙度算法, 该算法利用最佳尺寸计算局部纹理粗糙度, 对纹理图像进行加噪实验, 与基于局部分形维的粗糙度方法相比, 本文局部纹理粗糙度算法表现出较好的噪声鲁棒性; 其次, 在提取图像粗糙度特征图的基础上, 给出一种针对纹理的显著性度量算法; 最后, 将纹理显著性算法应用于微光图像目标检测, 实验结果证明了该算法的有效性.

关键词: 局部纹理粗糙度, 纹理显著性, 显著性度量, 微光图像目标检测

PACS: 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

DOI: 10.7498/aps.63.069501

1 引言

微光技术是夜视技术的重要组成部分, 微光成像提高了人眼在微弱光照条件下的观察能力. 然而与一般可见光图像不同, 它具有对比度低、信噪比低、灰度级有限等特征^[1,2]. 这些特征使微光图像中的目标受噪声干扰, 与周围环境对比度低, 视觉显著性不明显, 自动探测难度大. 因此研究适合夜视目标的探测技术是当前亟待解决的问题.

面对复杂场景, 人类视觉系统能够快速地将注意力集中在几个重要或感兴趣的目标上, 这种机制称为视觉注意机制. 它实现了视觉系统有选择性地获取信息, 将有限的硬件资源优先分配给那些容易引起注意的区域, 提高了目标检测的效果和响应速度. 利用注意机制进行目标检测成为近年来的研究热点^[3-5].

纹理是用来识别图像中物体或感兴趣区域的重要属性之一^[6-8], 几乎存在于所有物体表面, 包含了物体表面结构组织排列的重要信息以及它们与周围环境的联系^[9]. 纹理反映了图像中同质现象的视觉特征, 且独立于图像颜色或亮度^[10]. 因此研

究基于纹理的显著性模型具有重要意义.

本文首先在 Tamura 等^[11]纹理粗糙度算法的基础上, 提出了一种新的局部纹理粗糙度 (local texture coarseness, LTC) 算法. LTC 算法可以提取图像纹理粗糙度特征图, 特征图中的每个像素值衡量了此像素点所在局部区域的粗糙度. 与基于分形理论的粗糙度算法相比, LTC 算法具有较强的噪声鲁棒性. 然后根据粗糙度特征图分割出候选区域, 给出了基于区域的纹理显著性 (texture saliency, TS) 度量方法. 最后将 TS 算法应用于微光图像自动目标检测, 实验结果证明了算法具有较好的实际应用效果.

2 局部纹理粗糙度

视觉感知研究发现, 人类具有完美的纹理感知机制, 可以区分细小的纹理差别. 人类用来区分纹理的特征包括: 粗糙度 (coarseness)、对比度 (contrast)、复杂度 (complexity)、方向度 (directionality) 等. Tamura 等^[11]在对人类纹理视觉感知的心理学研究基础上, 提出了 Tamura 纹理特征的表达, 近年来在图像识别、图像检索领域得到了广泛

* 国家自然科学基金 (批准号: 61231014, 61071147) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: mrblf@163.com

应用 [12-14].

2.1 Tamura 纹理粗糙度

Tamura 纹理特征有六个分量分别对应心理学角度上纹理特征的 6 种属性: 粗糙度、对比度、方向度、线性度 (linearity)、规整度 (regularity) 和粗略度 (roughness), 其中粗糙度是最基本、最重要的纹理特征. 从狭义的观点来看, 纹理就是粗糙度 [11].

粗糙度是反映纹理中粒度的一个量, 当两种纹理模式只是基元尺寸不同时, 具有较大基元尺寸或重复单元较少的模式更粗糙 [11]. Tamura 纹理粗糙度的计算可以分为以下几个步骤进行:

1) 计算图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 活动窗口内像素的平均强度值

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

其中, $k = 0, 1, 2, \dots, L_{\max}$; L_{\max} 为最大窗口尺度, $f(i, j)$ 是点 (i, j) 处的像素强度值;

2) 对于每个像素, 分别计算它在水平和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均强度差

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

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

3) 在每一像素点处设置最大平均强度差值对应的尺寸为最佳尺寸

$$E_k = E_{\max} = \max(E_{k,h}, E_{k,v}), \quad (3a)$$

$$S_{\text{best}} = 2^k, \quad (3b)$$

若存在 $k > k_{\max}$, $E_k > t \cdot E_{\max}$, 则 $k_{\max} = k$; 在原文中 t 取经验值, 约为 0.9;

4) 求出所有 $S_{\text{best}}(x, y)$ 均值, 即为图像粗糙度

$$F_{\text{crs}} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N S_{\text{best}}(x, y). \quad (4)$$

可以看出 Tamura 算法只能提取整幅图像或较大图像块粗糙度, 不能对局部纹理粗糙度进行准确度量.

分形维与人类视觉对图像表面纹理粗糙度的感知相一致, 是应用较为广泛的度量图像纹理粗糙度方法. Novianto 等 [15] 提出用 3×3 窗口及最佳毯子尺度计算局部分形维数, 得到图像的局部粗糙度. 然而分形算法容易受噪声干扰, 实际上不是任

何物体表面均满足分形模型, 用分形维计算粗糙度有一定的局限性. 本文提出更具有普适性、噪声鲁棒性较好的 LTC 算法.

2.2 LTC 算法

2.2.1 算法原理

Tamura 纹理粗糙度算法计算粗糙度的原理如图 1(a) 所示, 是一宽为 d 的道钉以间距 D 周期排列, 其各像素点的最佳尺寸输出如图 1(b). 从图 1(b) 可以看出最佳尺寸是关于 d 和 D 的表达式, 最终输出结果 $F_{\text{crs}} = (3d + D)/4$, 由 d 和 D 决定, d 和 D 越大, F_{crs} 越大. 这与事实相符, d 和 D 较大, 亦即基元尺寸较大, 重复单元较少, 纹理粗糙度更大. 这对二维情况同样适用.

纹理的结构分析方法认为, 复杂纹理由一些简单纹理基元构成 [16]. 然而纹理基元目前仍然是一个模糊的概念, 缺乏一个好的数学模型 [17]. 一般纹理基元是图像中具有均匀灰度的一个图像块, 可以认为这个图像块小到只是一个孤立像素点. 图 1(a) 的图像也可以看作包括两种不同尺寸和灰度值的纹理基元, 尺寸分别为 d 和 D . 若图像仅包括一个纹理基元, 则其最佳尺寸 $S_{\text{best}}(x, y)$ 输出如图 1(c). 令 $M = N = 1$ 时, 由 (4) 式得 $F_{\text{crs}} = S_{\text{best}}$. 由此可以推得, 当用最佳尺寸 $S_{\text{best}}(x, y)$ 计算像素点 (x, y) 处的局部粗糙度, $S_{\text{best}}(x, y)$ 的输出应如图 1(d). 在纹理基元中心点, 局部粗糙度最大; 在纹理基元边界点, 局部粗糙度最小; 在中心点与边界点之间的像素点局部粗糙度介于两者之间, 越远离中心, 局部粗糙度越小. 对于不同纹理基元, 尺寸越大, 其基元中心粗糙度越大. 因此局部粗糙度可以用像素点最佳尺寸来度量.

2.2.2 算法步骤

LTC 算法分为以下步骤.

1) 计算图像中大小为 $4k \times 4k$ 活动窗口内像素的平均强度值

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2k}^{x+2k-1} \sum_{j=y-2k}^{y+2k-1} f(i, j)/(4k)^2, \quad (5)$$

其中, $k = 1, 2, \dots, L_{\max}$, L_{\max} 为最大窗口尺度, $f(i, j)$ 是位于 (i, j) 处的像素强度值, $k = 0$ 取 3×3 窗口.

2) 对于每个像素, 分别计算它在水平和垂直方向上窗口之间的平均强度差

$$E_{k,h}(x, y) = |A_{k'}(x + \rho, y) - A_k(x, y)|, \quad (6a)$$

$$E_{k,v}(x, y) = |A_{k'}(x, y + \rho) - A_k(x, y)|, \quad (6b)$$

其中, $k' = \max(k - L_b, 0)$, L_b 为两个窗口偏差尺度; $L_b = L_{\max} - \alpha$, $L_b \geq 1$; α 取值如下: $\alpha = 3, L_{\max} \geq 5$; $\alpha = \min(2, L_{\max} - 1), L_{\max} < 5$;

ρ 为两个窗口偏心距, $\rho = 2k' + 1$.

作差的两个窗口为偏心重叠窗口, 且窗口尺寸存在偏差, 如图 2(a). 图 2(b)是 Tamura 粗糙度算法作差窗口选择方法, 其选择互不重叠的相邻窗口, 窗口尺寸相同.

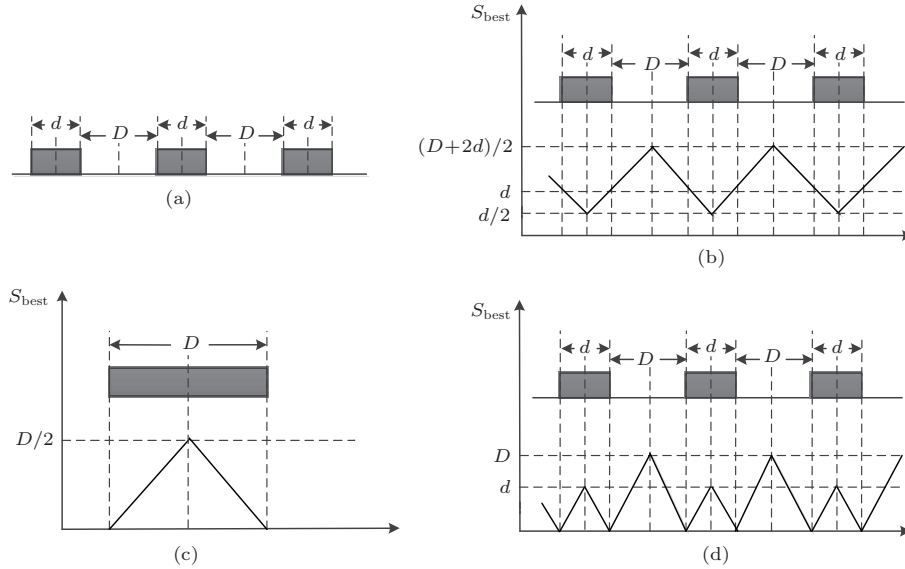


图 1 局部粗糙度分析 (a) 一维图像; (b) 图(a)的最佳尺寸 S_{best} 输出; (c) 只有一个纹理基元的 S_{best} 的输出; (d) 局部粗糙度 S_{best} 输出

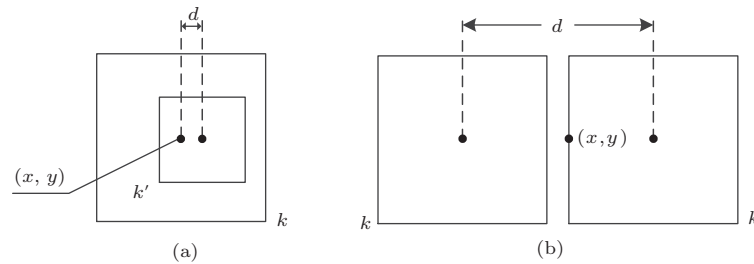


图 2 作差窗口选择方法 (a) 本文 LTC 算法作差窗口; (b) Tamura 粗糙度算法作差窗口

3) 计算每一像素点最佳尺寸 S_{best} .

$$S_{best} = 4k_{\max}, \quad (7a)$$

$$E_k = \max(E_{k,h}, E_{k,v}), \quad (7b)$$

$$E_{\max} = \max(E_k), E_{\min} = \min(E_k), \quad (7c)$$

(7a) 式中, k_{\max} 按如下方法确定, 分为纹理边界点、较大及较小尺寸纹理基元内部点三种情形:

(i) 当 $k = 0$, 若 $E_k > t_M$ 终止判断 $k_{\max} = 0$; t_M 取 E_0 所有像素点局部非零极大值的均值, 此情况对应纹理边界点, 否则转入 (ii);

(ii) 令 $DE_k = |E_k - E_{k-1}|$, 若 $\text{Numel}(DE_k < \tau_0) = L_{\max} - 1$ 且 $E_{\max} < t_m$ 则 $k_{\max} = L_{\max}$; 此情况对应较大尺寸纹理基元内部点; τ_0, t_m 是很小正值, 对大量纹理图像进行实验发现它们取值

均与 $\overline{E_{\min}}$ 有关, $\overline{E_{\min}}$ 为 E_{\min} 平均值, 在实际应用中本文取 $\tau_0 = \overline{E_{\min}}/1.5$, $t_m = 1.8 \times \overline{E_{\min}}$, 否则转入 (iii);

(iii) $k_{\max} = \arg \max(E_k)$, 此情况对应较小尺寸纹理基元内部点.

4) 根据图像中每一像素点的最佳尺寸, 计算该像素点的局部粗糙度

$$F_{crs}(x, y) = S_{bset}(x, y)^\gamma, \quad (8)$$

为增加对比度对 S_{bset} 进行幂次变换, 式中 $\gamma > 1$. 本文 γ 取参考值 2.5.

2.2.3 算法分析

现对 LTC 算法的一些特点进行如下讨论.

1) 噪声鲁棒性

图像在获取和传播过程中难免受噪声干扰, 本文最后将提出的粗糙度算法应用于微光图像, 而微光图像与一般可见光图像相比含有较高的噪声, 因此必须考虑算法的噪声鲁棒性. 事实上, 由(5)和(6)式, $E_{k,h}$ ($E_{k,v}$) 是对原图做均值滤波后的强度差, 理论上算法应具有良好的抗噪能力.

具体考虑受加性噪声 $n(i, j)$ 影响, 图像像素点 (i, j) 处强度值 $f(i, j)$ 变为: $g(i, j) = f(i, j) + n(i, j)$. 由(6a)式

$$\begin{aligned} E_{k,h} &= \left| \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} g(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} g(i, j) \right| \\ &= \left| \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} f(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} f(i, j) \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} n(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} n(i, j) \right|, \end{aligned} \quad (9)$$

N_k 是窗口区域 A_k 含有的像素总数. 当区域 $A_k, A_{k'}$ 均在同一纹理基元内, 上式变为

$$\begin{aligned} E_{k,h} &= \left| \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} n(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} n(i, j) \right|. \end{aligned} \quad (10)$$

当 $n(i, j)$ 概率分布半径 r 较小, 满足条件 $a : N_k, N_{k'} \gg r$. 由辛钦大数定律^[18]: 在对随机物理量的测量实践中, 大量测定值的算术平均具有稳定性, 接近数学期望

$$\lim_{N \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i - \mu \right| < \varepsilon \right\} = 1, \quad (11)$$

可得:

$$\begin{aligned} &\frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} n(i, j) \\ &\approx \mu_n, \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} n(i, j) \approx \mu_n, \end{aligned} \quad (12)$$

其中, μ_n 为噪声 $n(i, j)$ 的均值. 因此(10)式变为

$$E_{k,h} \approx 0. \quad (13a)$$

同理对 $E_{k,v}$ 有:

$$E_{k,v} \approx 0, \quad (13b)$$

由(7b)式得:

$$E_k \approx 0, \text{ 或 } E_k < t_m, \quad (13c)$$

其中, t_m 是很小正数.

当满足条件 a , (9) 式可写成:

$$\begin{aligned} E_{k,h} &= \left| \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} f(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} f(i, j) \right|, \end{aligned} \quad (14a)$$

同样对 $E_{k,v}$ 有

$$\begin{aligned} E_{k,v} &= \left| \frac{1}{N_{k'}} \sum_{(i,j) \in A_{k'}} f(i, j) - \frac{1}{N_k} \sum_{(i,j) \in A_k} f(i, j) \right|, \end{aligned} \quad (14b)$$

显然 N_k 越大, 条件 a 满足得越好, 抑制噪声的效果越好. 然而窗口较大, 则会产成较宽的纹理边界. 兼顾纹理边界宽度在可接受范围内, $k = 0$ 窗口设为 3×3 大小, 实验证明 3×3 窗口已能较好地抑制噪声.

2) k_{\max} 选择方法

纹理图像可看作由不同的纹理基元按一定规律排列组成, 图像中的像素点可以分为纹理边界点和纹理基元内部点.

对于纹理基元内部点, 当前窗口尺寸 k 小于纹理基元尺寸时, E_k 满足(13c); 当 k 越过纹理基元尺寸, 由(7b)和(14)式, 显然 $E_k \gg 0$, 出现最大值 E_{\max} , 此时 $k_{\max} = k$; 当基元尺寸很大时, E_k 均很小, 且值相近; 此时, $k_{\max} = L_{\max}$. 采用约束条件: $\text{Numel}(DE_k < \tau_0) = L_{\max} - 1$ 且 $E_{\max} < t_m$ 判断.

对于边界点, E_k 较大, $E_k \gg 0$. 这是因为对于边界点, 两个窗口跨越不同纹理基元, (14a)和(14b)式右边两项无法消除. 边界点处设置 $k_{\max} = 0$.

因 E_0 包含了原始的纹理边界信息, 故用条件: $E_0 > t_m$ 来判断边界点, t_m 取 E_0 所有像素点局部非零极大值的均值; 由(13c)式 $k = 0, E_0 < t_m \ll t_m$, 因此可以有效地将受噪声影响的纹理基元内部点与边界点区分.

实验图像像素数据点 E_k 随尺度 k 变化的曲线如图3所示. 曲线类型大致分为三类, 分别对应边界点, 较大和较小尺寸纹理基元内部点.

实际应用时, 由于考虑时间复杂度, k 为离散数值, L_{\max} 取值也不可能很大(一般取3—5). S_{bset} 实际的输出如图4, 同一基元内部点因尺寸的离散性, 内部像素点的 S_{bset} 有相同值. 这与我们的粗糙度量算法并不矛盾, 相反属于同一纹理基元的像

素点, 具有相同的局部粗糙度是很合理的. 不同基元因尺寸不同其 S_{bset} 不同, 较大尺寸的纹理基元 S_{bset} 明显大于较小尺寸的纹理. 由于 L_{max} 较小, 对于一般大小 (指非点或只有几个像素大小) 的光滑纹理区域, 纹理区域像素点输出最大 S_{bset} . 这时我们用粗糙度特征图中具有最大像素值的区域面积来衡量这类纹理的粗糙度, 显然面积越大, 对应纹理粗糙度越大. 因此我们可以通过粗糙度特征图区分具有不同纹理粗糙度的目标. 图 5 人工图像的实验结果证明了这一点. 原图 (图 5(a)) 中的每一个矩形块相当于一个纹理基元. 对比原图与其粗糙度特征图 (图 5(b)) 容易观察到: 矩形块越大, 对应区域在粗糙度特征图中像素值也越大, 当矩形块大小增大到一定值, 对应区域在特征图中像素值达到最大值, 最大矩形块在特征图中对应的最大像素值区域明显大于次最大矩形.

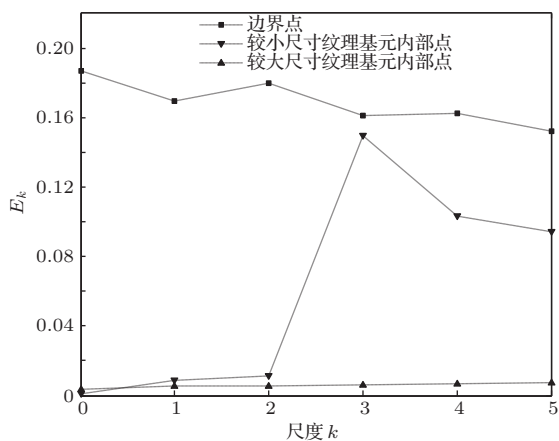


图 3 E_k 随尺度 k 变化的典型曲线

2.2.4 算法实验

为了证明算法的有效性, 对 LTC 算法进行了实验, 实验图像包括 Brodatz^[19] 纹理库图像和自然场景图像, 并与分形维方法进行了对比. 分形维选用 Novianto 等在文献 [15] 提出的方法, 这是目前较优的计算局部分形维方法. 因分形维数值越小, 纹理在视觉上越光滑, 这与本文 LTC 算法度量纹理粗糙度在数值大小上相反. 为使两种方法获得的粗糙度特征图显示一致, 这里将分形维方法所得粗糙度特征图进行了反相. 我们列出了几组典型图像的实验结果, 如图 6 和图 7.

图 6 是来自 Brodatz 纹理库的自然纹理图像处理结果 (图 6(a) 原图大小为 297×306 像素, 图 6(b) 原图大小为 320×320 像素). 观察 LTC 算法提取的粗糙度特征图可以看出, 每个点的像素值大小与图像局部粗糙度大小一致, 较为准确地给出了原图的

纹理粗糙度分布. 与分形维算法相比, LTC 算法效果不亚于分形维方法; 当对原图像加入方差为 10 的高斯白噪声, 对比粗糙度特征图容易看出, 噪声对 LTC 算法的影响很小, 对分形维方法影响较大, 证明了 LTC 算法良好的噪声鲁棒性. 实验中我们发现, 即使将分形维算法中的 3×3 窗口改用 5×5 窗口, 其特征图受噪声的影响仍然很大, 并且无法用简单的后处理如中值滤波滤除处理噪声.

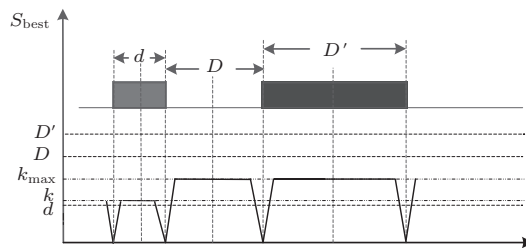


图 4 尺度 k 为离散数值, 最佳尺寸 S_{bset} 输出

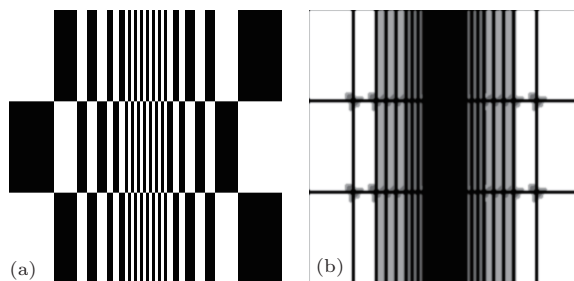


图 5 人工图像实验结果 (a) 原图; (b) LTC 粗糙度特征图

人工目标往往是我们关注的目标. 人工目标在自然背景下通常由较平滑的表面构成, 反映在图像中就是其表面直观上的平滑^[20]. 本文 LTC 算法由于 L_{max} 值较小, 一般大小的光滑目标在粗糙度特征图中具有最高灰度值, 对特征图进行简单二值化可以分割出候选目标, 阈值约为次最大最佳尺寸的 F_{crs} . 实际上分形维算法因分形维数值范围 $([2, 3])$ 有限, 特征图中目标亦可用二值分割.

图 7 原图是一幅自然场景图像 (512×512 像素). 对其粗糙度特征图进行二值化, 舍去较小区域, 可以分割出道路及天空. 路面由于污染等复杂情况存在较大噪声, 分形维方法得到的特征图中部分路面与背景无法区分. 对比两幅分割图, 利用 LTC 算法特征图分割出的道路效果明显好于分形维方法.

3 纹理显著性度量

视觉显著性是一个广义的术语, 当场景的特定区域具有被预先注意到的独特性质, 并能够在人类

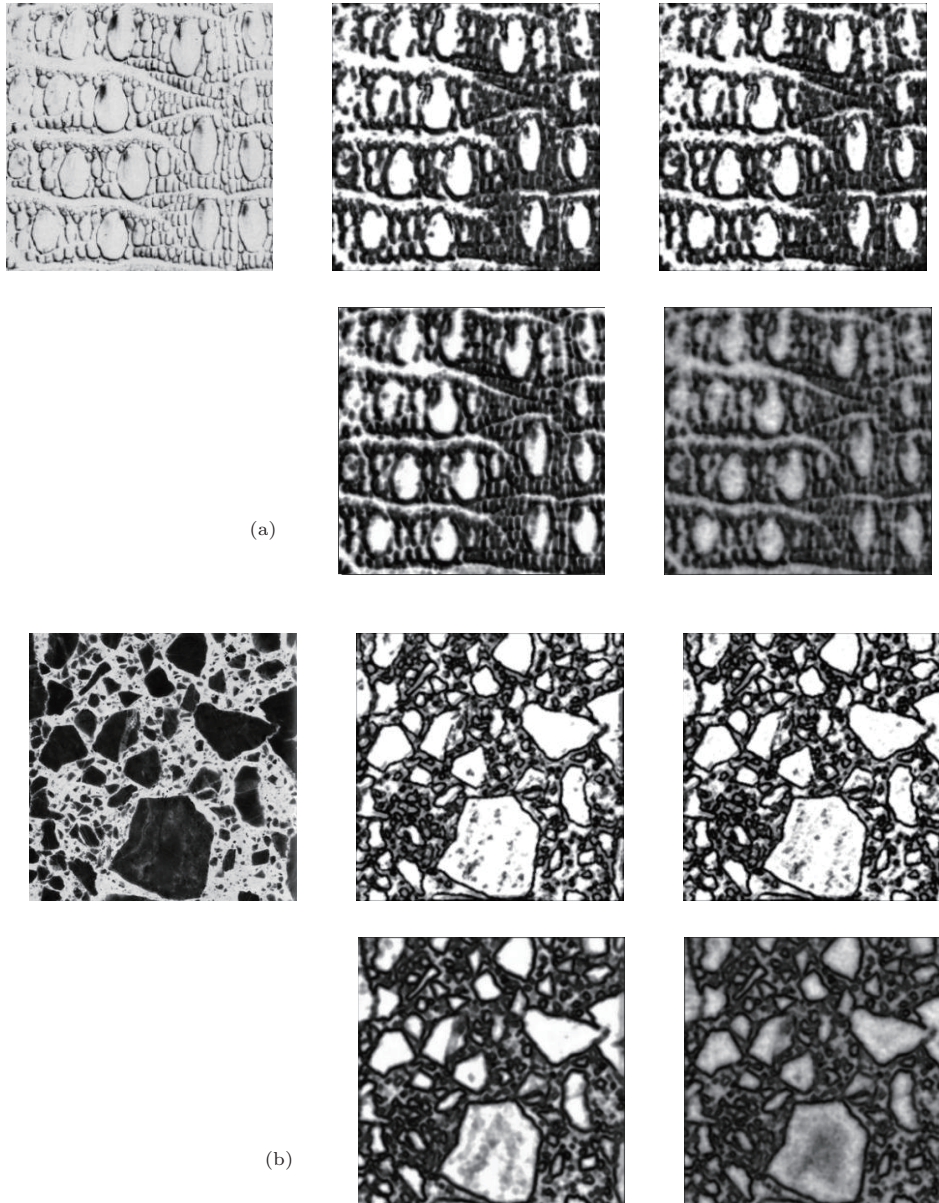


图6 自然纹理图像实验 (a) 第一行从左至右分别是原图、LTC算法得到的粗糙度特征图及加入方差为10高斯白噪声后的实验结果, 第二行从左至右分别是分形维方法对应实验结果; (b) 为另一组实验结果

初级视觉阶段产生特定形式的重要视觉刺激时, 认为这个特定区域具有视觉显著性^[21]. 如图8, 视觉感受上在粗糙背景下光滑区域将会吸引人的注意力.

3.1 微光图像显著性分析

微光图像因其对比度较低, 目标显著性不明显, 然而这主要对亮度特征而言. 我们发现微光技术领域的人员往往比非此领域人员能更为快速地观察到图像中的目标, 这与专业人员熟悉微光图像的目标特性有关. 纹理是目标表面的重要特征, 微光图像细节丰富, 保持了较好的纹理结构. 微光图

像的应用往往是室外场景目标探测, 包括非自然物体, 如人、车辆、人造建筑. 这些目标的纹理粗糙度显然与自然场景如树木、草地、山石不同, 前者表面在视觉感受上趋于平滑, 后者较为粗糙. 相对于其他低级视觉特征, 纹理粗糙度特征是微光图像更具有显著性的视觉特征, 可以利用粗糙度特征进行微光图像的显著性计算. 图9很好地说明了这一点. 图9(a)中目标A是要关注的目标, 表面光滑; B, C为伪目标, 视觉上表面粗糙. 目标A与背景的对比度很低, 其视觉显著性明显低于伪目标B, C. 图9(b)是粗糙度特征图, 在此特征空间下, 目标A变为最显著目标.

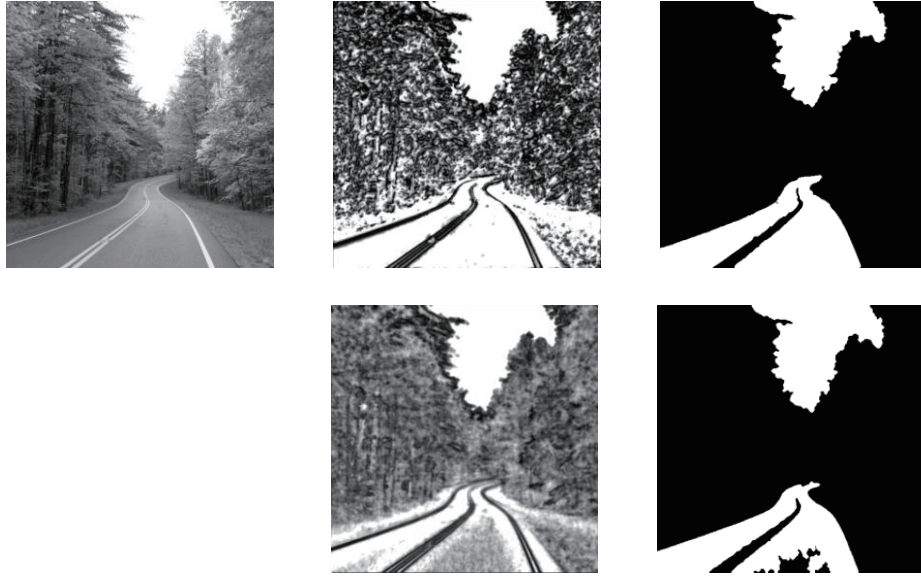


图7 自然图像分割实验 第一行从左至右分别是原图、LTC算法得到的粗糙度特征图及利用特征图分割出的道路与天空；第二行从左至右分别是分形维方法得到的相应结果

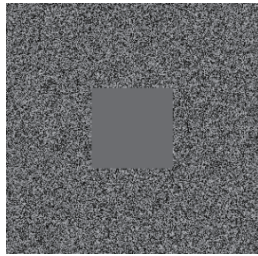


图8 纹理显著性

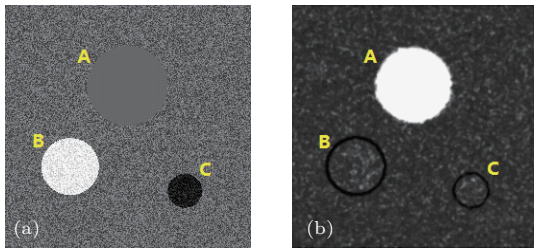


图9 微光图像显著性分析 (a) 原灰度图; (b) 粗糙度特征图

3.2 显著性度量

粗糙度是最基本的纹理特征, 从狭义的观点纹理可以仅视为粗糙度^[11]. 一般依据纹理性质, 可以将目标与背景分为视觉上粗糙纹理背景下的光滑目标及光滑纹理背景下的粗糙目标.

由于在自然场景中人工目标往往是我们关注的目标, 本文主要讨论光滑目标在粗糙背景下的情形. 在粗糙背景下, 越光滑的物体, 其显著性越大. 由2.2.4节的实验分析, LTC算法粗糙度特征图可以经二值化方法分割出候选目标区域. 这些区域与相关目标对应, 形成具有目标特征的特征区域. 视

觉上越光滑的物体, 特征区域越大. 这使我们目标纹理显著性度量大大简化, 本文TS算法采用基于区域的显著性度量方法.

分割出特征区域后, 本文根据格式塔知觉组织规则^[22]对可能属于同一目标的区域进行合并. 在知觉组织基本规则中, 接近律的适用性最为广泛. 根据接近律, 空间位置接近的区域最有可能属于同一目标.

设 e_k, e_l 为区域 k, l 的边界, $m \in e_k, n \in e_l$. 若满足

$$\begin{aligned} \text{Num}(d(m, n) \leq \delta) \\ \geq p \cdot \min(\text{length}(e_k), \text{length}(e_l)), \end{aligned} \quad (15)$$

合并区域 k, l . 其中,

$$d(m, n) = \max(|x_m - x_n|, |y_m - y_n|).$$

式子左边, Num对属于较短边界的像素点计数, 满足条件的点仅计数一次, 本文 δ 取4个像素, p 取24%.

TS算法分为全局显著性、局部显著性及区域位置显著性.

1) 全局显著性

$$A_i = a_j, A_{\min} < a_j < A_{\max}, \quad (16a)$$

$$GS_i = \frac{A_i}{\max(A_i)}, \quad (16b)$$

其中 a_j 为第 j 特征区域总像素数, A_i 为重新标记后的区域. $A_{\min} = \max(45, 0.16\% \times IA)$, $A_{\max} = 33\% \times IA$; IA 为图像总面积.

全局显著性采用粗糙度最大特征区域面积去度量其他区域的纹理显著性. 在图像中目标区域面积太小或太大通常并不会吸引人的注意^[23]. 因此首先舍去太小及太大面积 (A_{\min} , A_{\max}) 的区域, 并重新标记了区域. 在本文中, A_{\min} 略大于小目标面积, A_{\max} 为图像总面积的 1/3.

2) 局部显著性

$$LS_i = \exp\left(\frac{|\bar{I}_i - \bar{I}_{i_surround}|}{M}\right) - 1, \quad (17)$$

\bar{I}_i 为第 i 特征区域在粗糙度特征图中的灰度均值, M 为特征图最大灰度值. 为得到区域局部环境信息, 将特征区域沿区域边界外延 r 宽度像素, $\bar{I}_{i_surround}$ 是外延区域在粗糙度特征图中的灰度均值, 本文 r 取 5.

3) 位置显著性

$$PS_i = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{y_{i0} - Y_0}{Y_0}\right)^2 + \left(\frac{x_{i0} - X_0}{X_0}\right)^2\right)^{\eta/2}}, \quad (18)$$

其中, (X_0, Y_0) 为图像中心坐标, (x_{i0}, y_{i0}) 第 i 为特征区域中心坐标, η 为调节参数, 本文 η 取经验值 2.1.

对人类视点跟踪研究发现, 人类视觉更偏向于搜索图像中心区域^[24]. 离图像中心越近, 区域位置显著性越大.

最后区域 i 的纹理显著性为

$$TS_i = \frac{1}{3}(GS_i + LS_i + PS_i), \quad (19a)$$

$$TS'_i = \log(1 + K \cdot TS_i), \quad (19b)$$

(19a) 式中, GS_i, LS_i, PS_i 均已归一化到 $[0, 1]$. 为使显著图更贴近人眼视觉特性, 最后结果做了对数变换, 本文 K 取参考值 30.

对于光滑纹理背景下粗糙目标的显著性度量, 可以将特征图反相后采用上述相同的计算方法.

由 3.1 节的分析, 人工目标是微光图像的探测目标, 因此可以利用 TS 算法进行微光图像目标检测.

4 实验结果与分析

本文 TS 算法得到的纹理显著图, 由在黑色背景下亮度递减的显著区域组成, 各区域内具有相同的显著值, 显著图抑制了大部分背景区域. 对算法进行大量实验, 主要为微光图像, 也包括一般

可见光图像. 典型实验图像如图 10 和图 11. 同时我们对 Itti 等^[25] 的算法进行了对比试验 Itti 算法 Matlab 版下载自 <http://www.saliencytoolbox.net>.

4.1 感兴趣区域 (regions of interest, ROI) 提取

TS 算法显著图中的各显著区域即为提取原对象的 ROI. 对各 ROI 进行注意焦点转移, 注意焦点为 ROI 几何中心, 注意焦点转移次序为区域显著值 TS_i 递减顺序. 根据抑制返回机制 (inhibition of return), 已经注意过的区域立即被抑制, TS_i 值归零. 显著性工具箱中提取注意焦点转移的 ROI 采用 Walther 和 Koch^[5] 的方法. 从图 10 和图 11 中注意焦点转移图的实验结果可以看出, 与 Walther 方法相比, 本文方法探测到目标所用转移次数更少, ROI 总体上更接近目标区域范围, 保持了更好的目标轮廓性.

4.2 微光图像目标探测

利用 TS 算法显著图进行微光图像目标探测, 并采用文献^[26] 的方法, 用击中率 (hit rate, HR) 及虚警率 (false alarm rate, FAR) 来评估本文 TS 算法应用于微光图像的目标探测能力. 对每幅输入图像进行人工标记目标, 第 k 个标记的二值标记图记为 $M_k(x)$, 令 $S(x)$ 表示显著图, HR 及 FAR 分别为

$$HR = E\left(\prod_k M_k(x) \cdot S(x)\right), \quad (20a)$$

$$FAR = E\left(\prod_k (1 - M_k(x)) \cdot S(x)\right). \quad (20b)$$

对于微光图像, 我们选用有微光技术背景的人进行显著目标标记. 在图 10 和图 11 中, 人工标记图白色区域表示击中图, $\prod_k M_k(x) = 1$; 黑色表示虚警图, $\prod_k (1 - M_k(x)) = 1$; 灰色表示部分实验者选择而其他未选择的区域. 如文献^[26] 所述, 为进行比较必须将 HR 或 FAR 设置相同, 这里我们将微光图像的 FAR 设为相同. HR 及 FAR 实验结果如表 1. 与 Itti 算法比较, 本文 TS 算法总体上具有更好的微光图像目标探测性能.

对于一般可见光图像, 我们主要选择纹理丰富的野外图像, 本文 TS 算法同样具有比 Itti 算法较好的目标探测能力.

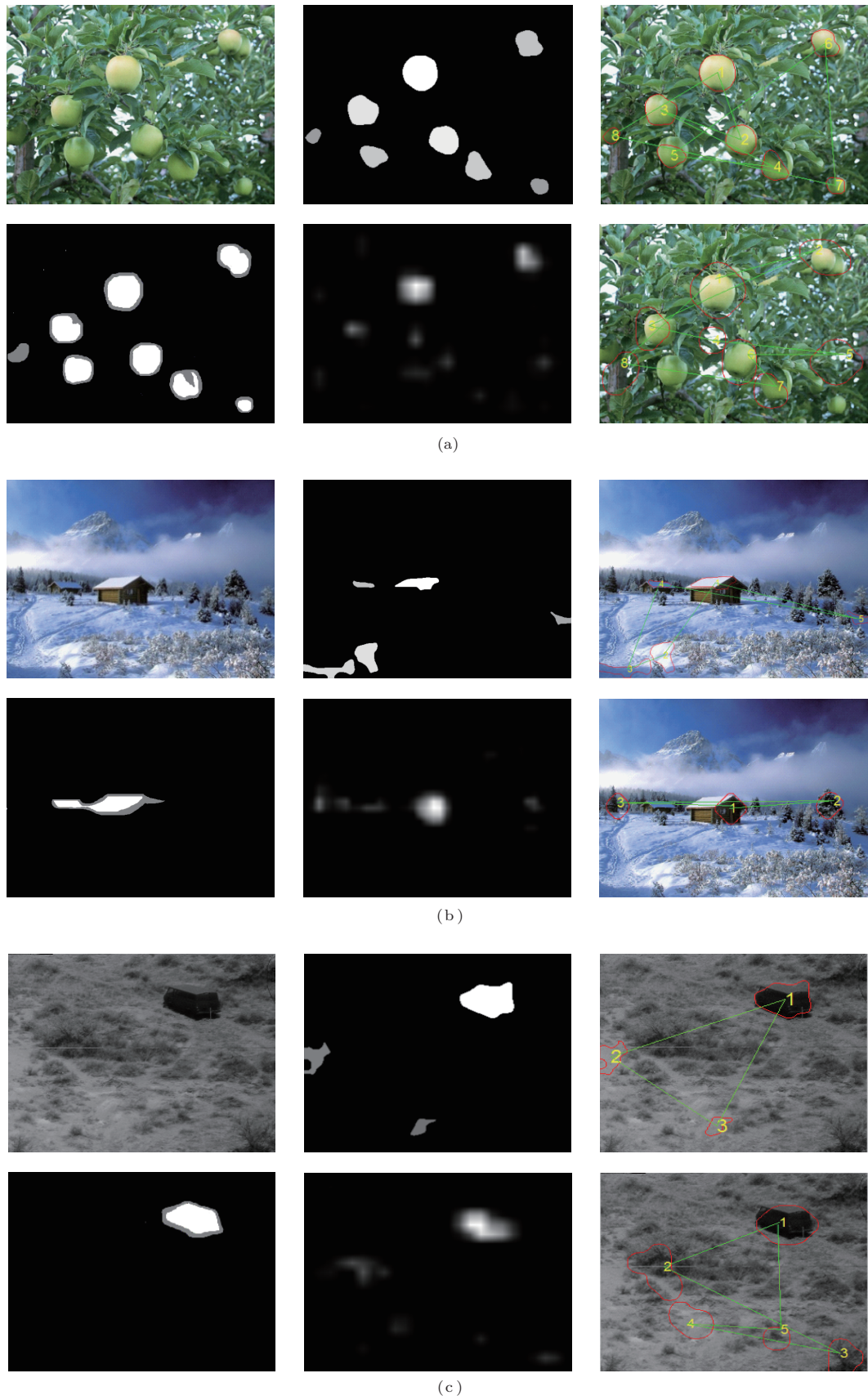
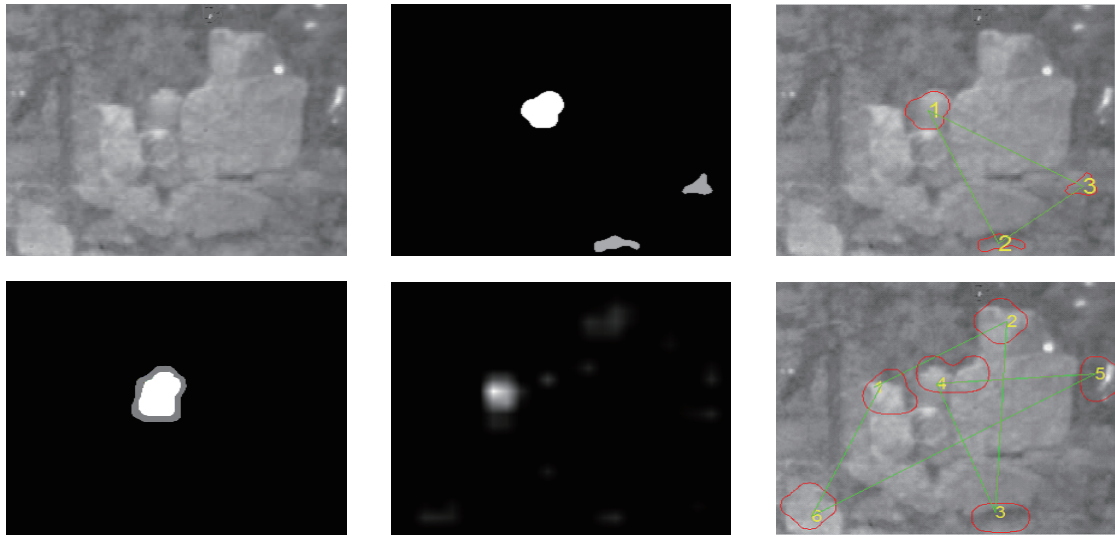
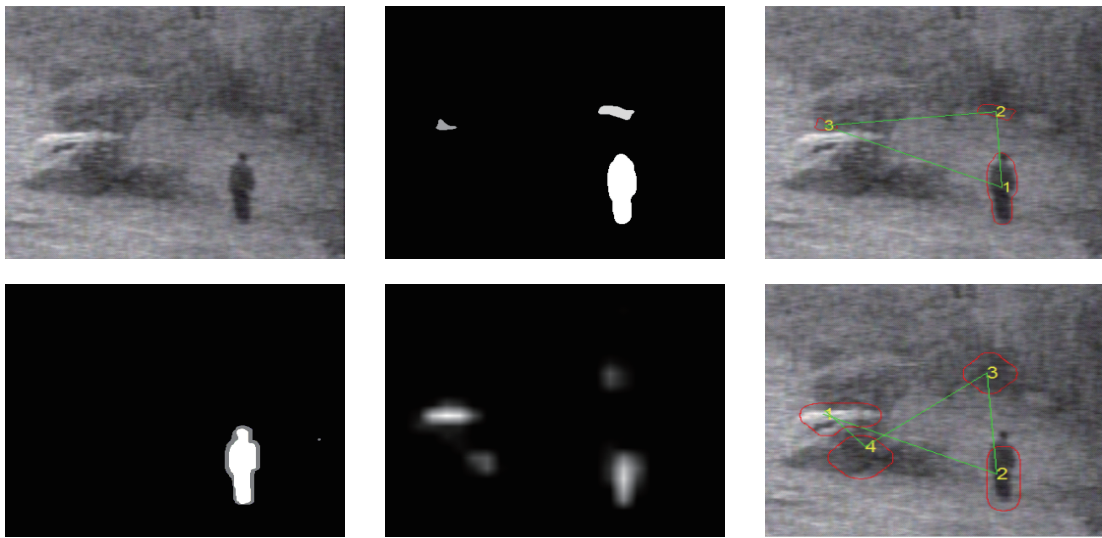


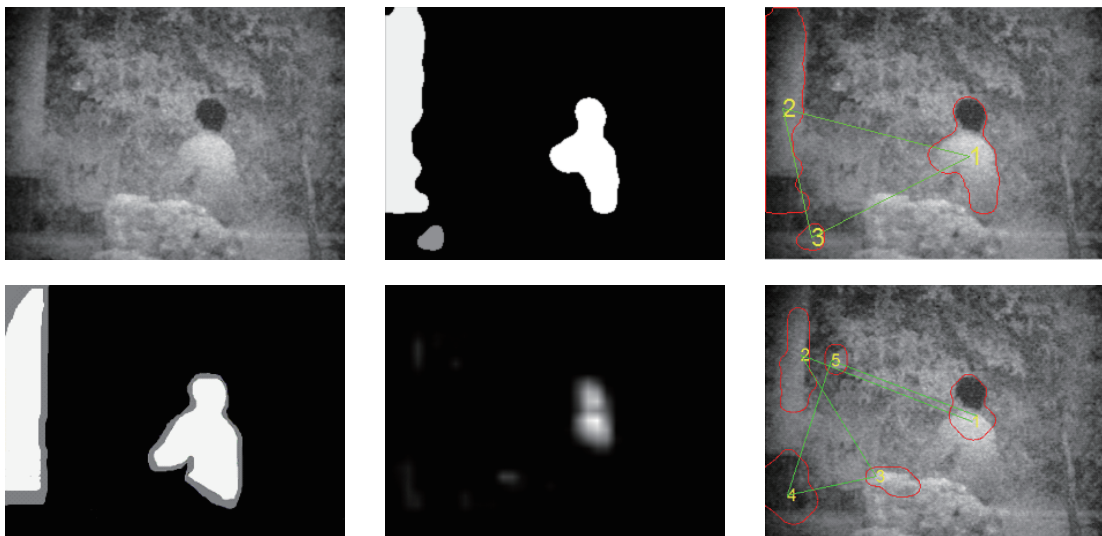
图10 (网刊彩色) 一般可见光图像实验结果 (a)和(b)为彩色图像实验结果; (c)为灰度图像实验结果; 各组列向从左至右: 原图及人工标记图, TS 算法及 Itti 算法 [25] 得到的显著图, TS 算法及 Walther 算法 [5] 得到的注意焦点转移图



(a)



(b)



(c)

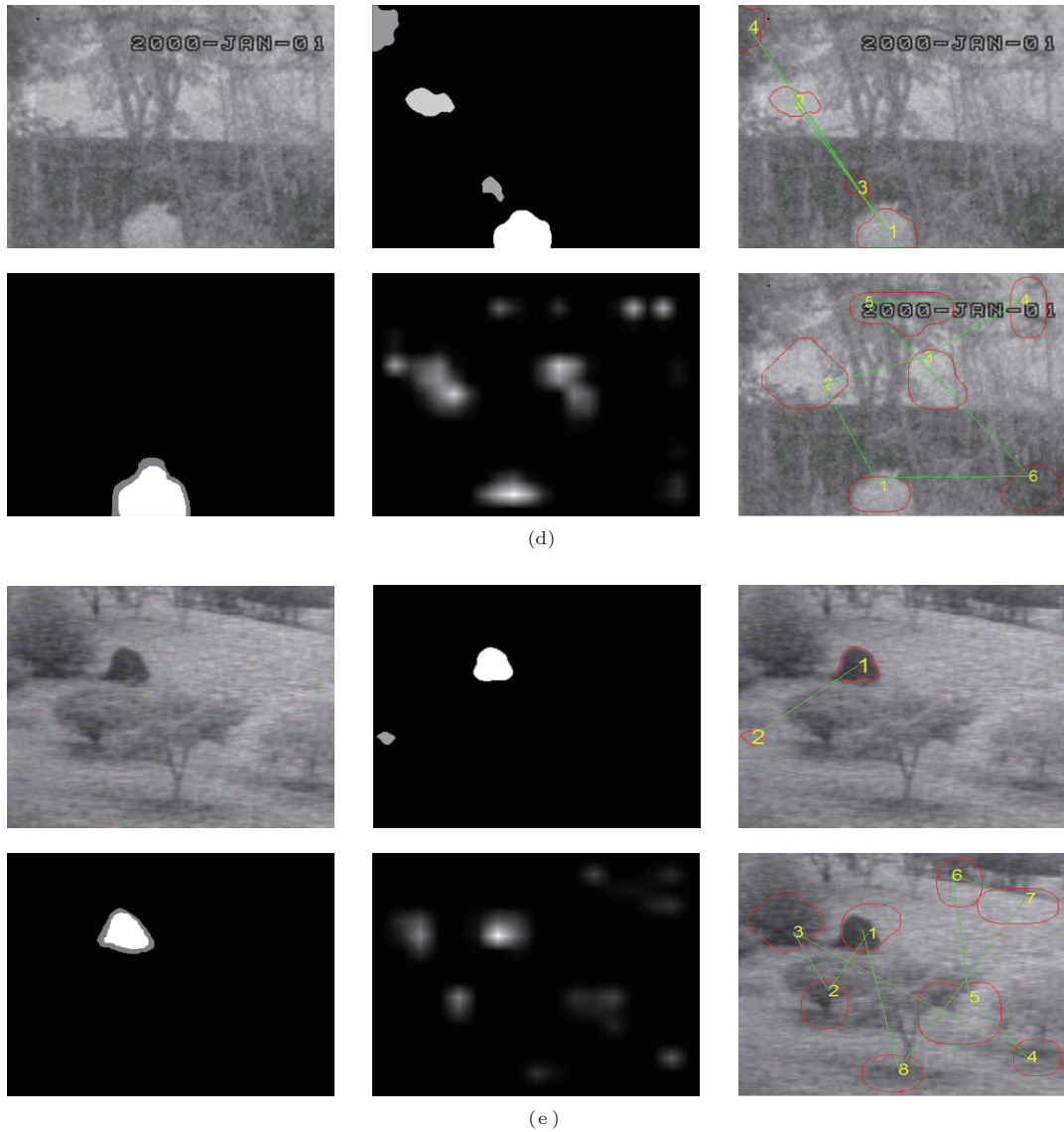


图 11 (网刊彩色) 微光图像实验结果 共五组实验图像, 每组列向从左至右: 原图及人工标记图, TS 算法及 Itti 算法 [25] 得到的显著图, TS 算法及 Walther 算法 [5] 得到的注意焦点转移图

表 1 两种算法目标探测性能比较

		TS 算法	Itti 算法 [25]
微光图像	HR	0.4624	0.2135
	FAR	0.1624	0.1624
一般可见光图像	HR	0.4510	0.4510
	FAR	0.1452	0.2631

5 结 论

本文首先在分析 Tamura 纹理粗糙度基础上, 提出 LTC 算法, 得到图像的粗糙度特征图. 与分形维算法相比, 本文 LTC 算法具有更好的噪声鲁棒性. 然后详细分析了微光图像的目标显著性, 得出纹理粗糙度特征是微光图像更具有显著性的视觉特征, 并给出一种度量纹理显著性的 TS 算法. 最

后将其应用于微光图像目标检测, 与传统显著性算法相比, TS 算法具有较好的目标探测性能.

纹理是人类视觉的基本低级视觉特征之一. 在图 10 (a) 的注意焦点转移图中, 本文算法第 5, 7, 8 次焦点所在目标, 因目标色彩及亮度特征的显著性不明显, 在传统算法中均被漏检, 因此本文 TS 算法也是显著性计算的重要补充.

参考文献

- [1] Zhang C, Bai L F, Zhang Y 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 3227 (in Chinese)[张闯, 柏连发, 张毅 2007 物理学报 **56** 3227]
- [2] Wang L P, Sun S Y, Chen Q, Zhang B M 2000 *Infrared Millim. Waves* **19** 289 (in Chinese)[王利平, 孙韶远, 陈钱, 张保民 2000 红外与毫米波学报 **19** 289]

- [3] Li Z, Itti L 2011 *IEEE Trans. Image Process.* **20** 2017
- [4] Xu Y N, Zhao Y, Liu L P, Zhang Y, Sun X D 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 980 (in Chinese)[许元男, 赵远, 刘丽萍, 张宇, 孙秀冬 2010 物理学报 **59** 980]
- [5] Walthar D, Koch C 2006 *Neural Networks* **19** 1395
- [6] Zhu Y Q, Qu X H, Zhang F M, Tao H R 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 244201 (in Chinese)[朱元庆, 曲兴华, 张福民, 陶会荣 2013 物理学报 **62** 244201]
- [7] Liu F, Liang H X, Zheng L M, Ji X Y 2012 *Chin. Phys. B* **21** 040204
- [8] Wang X Y, Wang Y X, Yun J J 2011 *Chin. Phys. B* **20** 104202
- [9] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H 1973 *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **6** 610
- [10] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T 2002 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **24** 971
- [11] Tamura H, Mori S, Yamawaki T 1978 *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **8** 460
- [12] Fan J, He X, Zhou N, Jain R 2012 *IEEE Trans. Multimedia* **14** 1414
- [13] Chantzichristofis S A, Boutalis Y S 2010 *Multimed. Tools Appl.* **46** 493
- [14] Shamir L, Wolow C A, Goldberg I G 2009 *Bioinformatics* **25** 3060
- [15] Novianto S, Suzuki Y, Maeda J 2003 *Pattern Recogn. Lett.* **24** 365
- [16] Julesz B 1981 *Nature* **290** 7
- [17] Zhu S C, Guo C E, Wang Y, Xu Z 2005 *Int. J. Comput. Vision* **62** 121
- [18] Seneta E 1992 *Hist. Math.* **19** 24
- [19] Brodatz P 1966 *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers* (New York: Dover)
- [20] Ma Z M, Tao C K 1999 *Acta Phys. Sin.* **48** 2202 (in Chinese)[马兆勉, 陶纯堪 1999 物理学报 **48** 2202]
- [21] Kadir T, Brady M 2001 *Int. J. Comput. Vision* **45** 83
- [22] Palmer S E 1992 *Vision Science: Photons to Phenomenology* (London: The MIT Press) p254
- [23] Syeda-Mahmood T F 1997 *Int. J. Comput. Vision* **21** 9
- [24] Le Meur O, Le Callet P, Barba D, Thoreau D 2006 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **28** 802
- [25] Itti L, Koch C, Niebur E 1998 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **20** 1254
- [26] Hou X D, Zhang L Q 2007 *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* Minneapolis, USA, June 17–22, 2007 p1

Low light level image target detection based on texture saliency*

Jin Zuo-Lun Han Jing Zhang Yi Bai Lian-Fa[†]

(Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging and Intelligent Sense, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(Received 2 August 2013; revised manuscript received 5 December 2013)

Abstract

Owing to its low contrast, the target of low light level (LLL) image is not very salient, and it is difficult to detect automatically. Aimed at this problem, this paper proposes a noise robustness algorithm for computing the local texture coarseness (LTC) of textured images, and provides a texture saliency (TS) calculation method that is applicable to saliency analysis of LLL image. Firstly, we present a novel LTC algorithm, by which the LTC around a pixel using the best size of the pixel. Compared with coarseness measure based on local fractal dimension, the LTC algorithm shows much better noise robustness in the experiments of noised textured images. Then, a TS algorithm is given based on the extraction of texture coarseness feature map. Finally, we apply the TS algorithm to LLL image target detection, which is efficient proved by experimental results.

Keywords: local texture coarseness, texture saliency, saliency calculation, LLL image target detection

PACS: 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

DOI: 10.7498/aps.63.069501

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61231014, 61071147).

† Corresponding author. E-mail: mrblf@163.com