

基于初级视皮层抑制的轮廓检测方法

桑 农 , 唐奇伶 , 张天序

(华中科技大学 图像识别与人工智能研究所 , 湖北 武汉 430074)

摘要 轮廓检测是基于形状目标识别任务的关键 , 然而从自然场景中自动地检测出目标的轮廓是非常困难的 , 因为背景中存在着大量的无关干扰成分. 生理学与解剖学的研究表明初级视皮层中具有方位选择性的神经元的响应受到其周围环境中同方位刺激的抑制 , 因此方位发生变化的地方受到的抑制程度相对较少 , 这使得孤立的边缘或区域的边界更为显著. 基于此我们提出了一个视觉生理机制的轮廓检测模型 , 其目的是减少背景纹理的干扰 , 同时保留感兴趣的对象. 针对模拟及真实图像的实验结果表明这种抑制措施有效地抑制了纹理边缘并减少了轮廓自身的破坏 , 极大地提高了复杂背景中轮廓检测的性能.

关 键 词 轮廓检测 ; 环境抑制 ; 背景纹理 ; 初级视皮层

中图分类号 : TP391 文献标识码 : A

CONTOUR DETECTION BASED ON INHIBITION OF PRIMARY VISUAL CORTEX

SANG Nong , TANG Qi-Ling , ZHANG Tian-Xu

(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence , Huazhong University of Science and
Technology , Wuhan 430074 , China)

Abstract : Contour detection plays an important role in shape-based object recognition tasks. It is an intractable problem of how to automatically detecting the contour of object from natural scenes. This is mainly because there exist plenty of extra-neous elements in background. Parallel physiological and anatomical studies showed that the response to the stimulus in the receptive field suffers iso-orientation surround inhibition. Thus the less of this suppression in areas where there is a change in orientation results in enhanced saliency of isolated edges and region boundary. We proposed a biologically motivated model of contour detection , which reduces edges from a texture background , while retaining object contours. The inhibition step may be expected to improve contour detection performance when images contain objects of interest on a textured or cluttered background.

Key words : contour detection ; surround inhibition ; background texture ; primary visual cortex

引言

轮廓定义目标的形状 , 它在机器视觉应用中起着重要的作用. 但传统的边缘检测算法并没有区别目标轮廓与环境纹理 , 因此检测的结果中包含大量的非轮廓的边缘成分. 如何去除这些由纹理场所产生的局部有向边缘是轮廓检测的关键任务之一.

神经生理学研究表明^[1] : 人类大脑视皮层的 V1 区神经元对视野中特定区域的刺激会产生响应 , 描述这些神经元响应的区域称为感受野 , 感受野外部的周边区域 , 即所谓的非经典感受野. 每个感受野都

有它自己的一个小的兴奋区域 , 而其周边则是其相邻单元所产生的抑制区. 神经元的活动被那些邻近单元所施加的抑制所减弱. 这种侧抑制作用是相互影响的 , 并且采取一种“循环”的动态方式. 近来人类视觉感知机制在机器视觉中受到越来越多的关注^[2-4].

由于非经典感受野的抑制作用使得孤立的边缘要比群体边缘更为显著. 初级视皮层在早期视觉信息处理中的不同感受方式为轮廓检测提供了一种生理可行的模型. Grigorescu 等人^[2]利用非经典感受野的抑制特性进行轮廓检测 , 减少了环境纹理的影响.

但在他们的工作中存在如下缺陷 :1. 他们将抑制人为地分为各向异性抑制和各向同性抑制 ,仅仅考虑了两种极端情况 :I . 非经典感受野中的刺激与感受野中的刺激仅在具有完全相同的方位时产生抑制作用 ;II . 非经典感受野中所有方位的刺激都产生相同的抑制效果 2. 他们采用一个圆环形的抑制区域 ,这可能会导致轮廓成分相互抑制 ,破坏轮廓的完整性 ; 3. 这个模型缺乏迭代的反馈过程 ,因此利用上下文的相互作用的能力是有限的.

本文根据最近视觉研究成果提出了一种复杂背景中轮廓检测的生理模型 ,它区分了轮廓和纹理 ,很大程度上减少了环境中无关成分的影响 ,并保持轮廓的完整. 这个方法克服了 Grigorescu 等人所建立模型的不足 ,更符合视觉感知特性 ,并在实际图像的轮廓检测中取得了满意的效果.

1 计算模型

1.1 Gabor 能量

我们首先通过一种类视觉的空间滤波器将图像分解成多个方位. 二维 Gabor 函数能有效地描述哺乳动物视皮层简单细胞感受野剖面 ,通过奇偶对简单感受野滤波器的反应模 ,能很好地模拟人类的运动与特征定位的检测 ,它能捕捉到典型复杂细胞的基本特性. 这些复杂细胞可以看成局部方位能量算子 ,用复杂细胞活动的最大值可以对图形边与线进行准确定位 ,我们通过 Gabor 能量来模拟复杂细胞的响应.

二维 Gabor 函数是一个被复数正弦函数调制的高斯函数 ,其表达式如下 :

$$h(x,y,F,\theta) = g(x',y')\exp(j2\pi Fx') \quad , \quad (1)$$

式中 : $(x',y') = (x\cos\theta + y\sin\theta, -x\sin\theta + y\cos\theta)$, θ 表示滤波器的方位 ,通过在 $x-y$ 平面旋转可使滤波器达到任何所期望的方位. F 表示中心频率 ,它决定了滤波器带通区域中心在频域上的位置. $g(x,y)$ 为如下高斯函数 :

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \quad , \quad (2)$$

式中 σ_x 和 σ_y 分别为沿着 x 和 y 轴的高斯包络的空间常量 ,并与频率带宽 B_F 和方位带宽 B_θ 有关^[5] ,

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\ln 2}{2}} \frac{1}{\pi F} \frac{2^{B_F} + 1}{2^{B_F} - 1} \quad , \quad (3)$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{\ln 2}{2}} \frac{1}{\pi F} \frac{1}{\tan(B_\theta/2)} \quad . \quad (4)$$

Gabor 函数的实部和虚部分别称为偶对称 Gabor 滤波器和奇对称 Gabor 滤波器 ,奇、偶对称 Gabor

滤波器对图像响应的模 称为 Gabor 能量 ,表示为 :

$$E(x,y,F,\theta) = \sqrt{h_e^2(x,y,F,\theta) + h_o^2(x,y,F,\theta)} \quad (5)$$

式中 $h_e(x,y,F,\theta) = g_e(x,y,F,\theta) * i(x,y)$, $h_o(x,y,F,\theta) = g_o(x,y,F,\theta) * i(x,y)$,其中 $*$ 表示卷积 , i 表示输入图像 , g_e, g_o 分别为偶对称和奇对称 Gabor 滤波器.

1.2 同向抑制

Knierim 等人^[6]实验观察到 :V1 区神经元对感受野中刺激的响应受到环境的抑制 ,其抑制程度取决于刺激的方位与该神经元最优响应刺激的方位对比度. 当周围环境的刺激与神经元的最优响应刺激的方位一致时 ,抑制程度最强 ;当它们的方位对比度增大时 ,抑制作用将减小 ;当两方位正交时 ,抑制作用最弱. 神经元对感受野中刺激的响应受到同方位环境的抑制 ,其抑制程度依赖于中心与环境的方位对比度. 图 1 描述了这种同方位抑制效果 ,具有相似方位的成分相互抑制使得同质的纹理区域的响应减弱 ,从而使得那些与背景具有不同方位的成分感知突出. Kapadia 等人^[7]的研究进一步表明 :抑制输入主要表现在感受野轴向的两侧 ,类似一种蝶形连接 (如图 2 所示) ,并且抑制程度随环境与感受野中心的距离增大而减小.

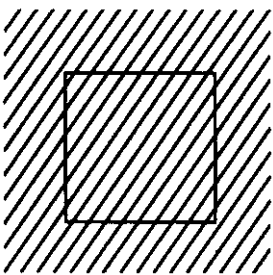


图 1 同向抑制 突出显著的目标
Fig. 1 Iso-orientation inhibition , popping out salient objects

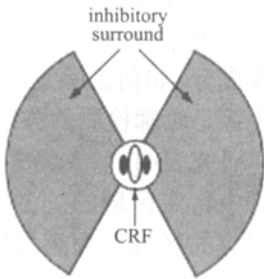


图 2 抑制环境示意图 ,中间 CRF 表示经典感受野 ,两侧表示抑制环境
Fig. 2 Schematic diagram of inhibitory surround. CRF presented in the center denotes the classical receptive field. The lateral flanks denote the inhibitory surround

我们首先构造一个中心环境的高斯差分(DoG)函数来实现抑制效果的距离加权表示 :

$$\text{DoG}(x, y) = \frac{1}{4\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2(4\sigma)^2}\right) - \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

生理研究表明沿感受野轴向的刺激可能增强 V1 神经元的响应 ,抑制区域位于感受野的两侧. 因此我们的模型通过一种蝶形模拟感受野两侧的环境抑制区域. 这不同与 [2] 中的圆环抑制区域 ,从而可以避免轮廓上的成分相互抑制. 我们对距离加权值进行归一化处理 ,其定义如下 :

$$W(x, y, \alpha) = \frac{1}{\|N(\text{DoG})\|_1} N(\text{DoG}(x, y)) \quad (7)$$

$$N(\text{DoG}(x, y)) = \begin{cases} \text{DoG}(x, y) & \text{DoG}(x, y) > 0 \text{ and } (x, y) \in A_s \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数 , A_s 表示抑制区域 ,函数 $N(\cdot)$ 保证算子仅仅作用在抑制区域.

中心与环境方位对比度的加权函数表达如下 :

$$W_\Delta(\beta, \alpha) = \exp\left(-\frac{\theta_\Delta^2}{2\sigma_\Delta^2}\right) \quad (9)$$

式中 α, β 分别表示感受野中心与环境的方位 ,高斯方差 σ_Δ 控制着权值随方位对比度的衰减程度. θ_Δ 表示中心与环境的方位对比度 ,其定义如下 ,

$$\theta_\Delta = \min(|\beta - \alpha|, \pi - |\beta - \alpha|) \quad (10)$$

因此非经典感受野中不同方位的刺激对感受野中最优响应方位为 α 的神经元产生的抑制作用 $\mathcal{S}(x, y, \alpha)$ 为 :

$$\mathcal{S}(x, y, \alpha) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K W_\Delta(\beta_i, \alpha) \mathcal{R}(x, y, \beta_i) \quad (11)$$

式中 (x, y) 表示感受野中心位置 , K 表示表示 Gabor 函数的采样方位数 , $\mathcal{R}(x, y, \beta_i)$ 表示来自非经典感受野中 β_i 方位的抑制成分 ,其表达如下 :

$$\mathcal{R}(x, y, \beta_i) = W(x, y, \alpha) * R(x, y, \beta_i) \quad (12)$$

式中 $W(x, y, \alpha)$ 如式 (7) 所示 , $R(x, y, \beta_i)$ 表示位于 (x, y) 最优响应方位为 β_i 的神经元的响应.

由于视皮层的神经元是以一种动态和灵活的方式实现某种特殊视觉任务^[11] ,因此我们通过迭代方式实现抑制的动态描述 ,

$$R^{t+1}(x, y, \alpha) = [R^t(x, y, \alpha) - \mathcal{S}(x, y, \alpha)]^+ \quad (13)$$

式中 $[w]^+ = \max(w, 0)$,通过半波校正去除了负响应 ,使迭代过程表现出非线性. 随着迭代的进行 ,神经元的响应 R 会逐渐减小 ,从公式 (11) (12) 可以看出环境抑制作用 S 将随 R 逐步衰减. 最后我们选择在各个像素处所有方位中最大的响应作为该像素位置处的输出.

2 实验结果

我们通过合成图像和自然图像来检验这个模型对轮廓检测的性能. 皮层细胞的带宽主要在 1 ~ 2 倍频程范围 ,我们选取 Gabor 函数的频率带宽 $B_f = 1.5$,采样方位的数目 $K = 12$,方位带宽 B_θ 为 $\pi/6$,DoG 函数的方差 σ 取为 3. 方位对比度加权函数的方差 $\sigma_\Delta = \pi/6$. 抑制区域 A_s 位于感受野的两侧 ,本

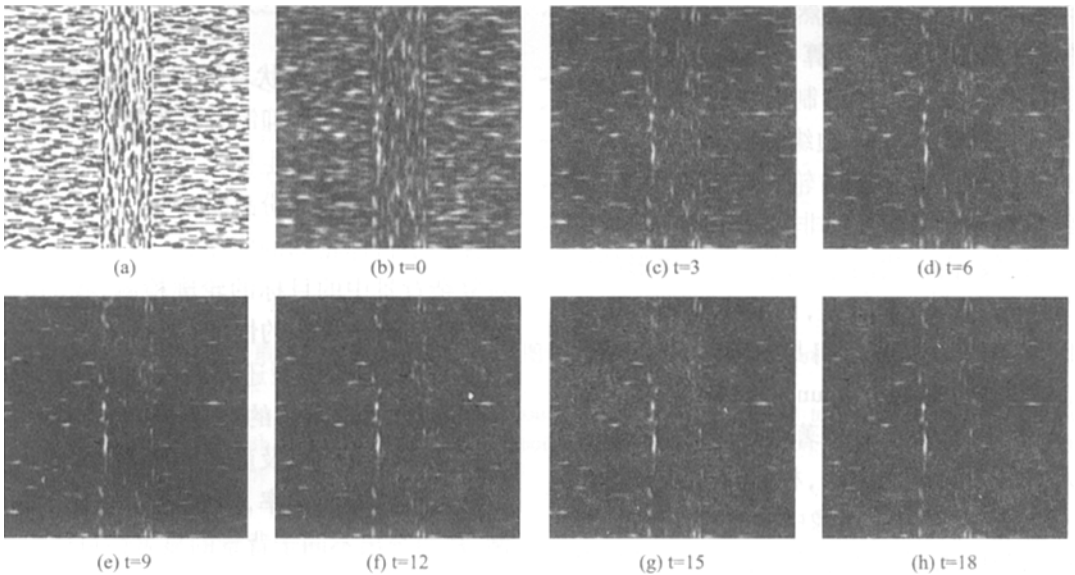


图3 同方位抑制过程. (a) 为输入纹理图像 (b) 为 Gabor 能量 (c) ~ (h) 迭代过程 t 表示迭代次数

Fig. 3 Iso-orientation inhibition process. (a) input texture image. (b) gabor energy. (c) ~ (h) iteration process , t denotes the number of iterations

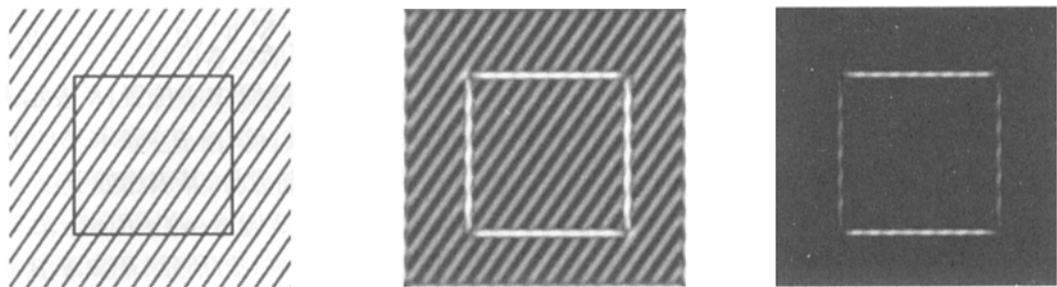


图 4 同方位抑制效果. 从左到右分别对应输入图像、输入图像的 Gabor 能量、经过抑制作用的输出
Fig. 4 Iso-orientation inhibitory effects. The left ,middle and right panels correspond to input image , Gabor energy and output re-
sulting from inhibitory interactions , respectively.

文选取与感受野轴向的夹角大于 $\pi/4$ 的区域. 图像的 Gabor 能量作为 $R(x, y, \alpha)$ 的初始值. 最后, 我们采用了非最大抑制与滞后门限的方法^[8]对结果进行了二值化处理.

我们首先通过图 3 所示的合成纹理图像说明循环抑制的过程. 中间纵向纹理的边界处由于与周围环境存在方位的变化, 因此边界相对其它地方受到的同方位抑制较少, 从而使它从背景中突出. 从图中可以看出随着迭代的进行, 抑制作用随着环境的响应逐步减弱最后达到稳定.

抑制作用对图像与背景的分离起着重要的作用, 如图 4 所示. 在上下文的相互作用中, 具有相似方位的成分相互抑制, 使得同质纹理区域神经元的响应降低, 与背景具有不同方位的成分受到的同方位抑制较小, 其神经元的响应要高于同质的环境区域从而使它们从背景中突出.

最后我们将模型应用到自然场景中的目标轮廓检测, 如图 5 所示, 并与 canny 算子、Gabor 能量算子以及文献 [2] 中的各向同性抑制方法进行了比较. 从实验结果可以看出, Canny 边缘检测算子与 Gabor 能量算子由于没有区分目标的轮廓与纹理边缘, 因此检测的结果中包含了大量的非目标轮廓的干扰成分. 与 [2] 相比较, 由于我们考虑的是一种蝶形的抑制区域并采用动态的反馈过程, 因此更有效的抑制了背景的纹理, 并减少了轮廓自身的破坏. 我们通过手工描绘出了每幅图像的 Ground Truth, 事实上对于不同的人来说, 其感知的显著性轮廓是不同的, Martin 等人^[9]采用统计的方法, 根据许多人描绘的结果, 用不同的灰度级表示图像中的显著性轮廓, 越多人认同的部分用越深的线条描述, 越少人认同的部分用越浅的线条描述. 但为了采用与 [2] 相同的比较方法, 我们仅仅用二值图像描绘出了广泛认同的轮廓.

按照 [2] 中的轮廓检测性能评价准则, 性能指标定义如下:

$$P = \frac{\text{card}(E)}{\text{card}(E) + \text{card}(E_{FP}) + \text{card}(E_{FN})} \quad (19)$$

式中 $\text{card}(X)$ 表示集合 X 中成员的数目; E , E_{FP} , E_{FN} 分别表示正确检测的轮廓、虚假轮廓与遗漏的轮廓 (详情见 [2]). 图 5 的各种检测结果的性能指标如下表所示:

表 1 性能指标 P
Table 1 The performance measures P

	第一列	第二列	第三列	第四列
Canny 算子	0.17	0.19	0.18	0.13
Gabor 能量	0.15	0.21	0.19	0.16
各向同性抑制	0.27	0.33	0.37	0.25
本文方法	0.35	0.44	0.45	0.29

3 结论

轮廓是基于形状目标识别任务的关键, 本文根据初级视皮层循环抑制特性为机器视觉中轮廓检测算法提供了一种仿生模型. 这个模型通过抑制机制消除了背景中大量纷乱纹理所产生的局部有向边缘并保存了目标轮廓的完整性. 最后的实验结果表明对复杂背景中的目标的轮廓检测, 我们的方法比传统方法表现出更好的性能.

另外, 这个模型还可以进一步应用到显著性目标的检测. 视皮层中的细胞不仅有方位选择性, 还有空间频率选择性以及颜色选择性, 因此同向抑制的策略可推广到同频率, 同颜色等等其它同质性的抑制, 从而突出不同于背景的显著性目标.

REFERENCES

[1] Dragoi V, Sur M. Dynamic properties of recurrent inhibition in primary visual cortex: contrast and orientation dependence of contextual effects[J]. J. Neurophysiol., 2000, 83

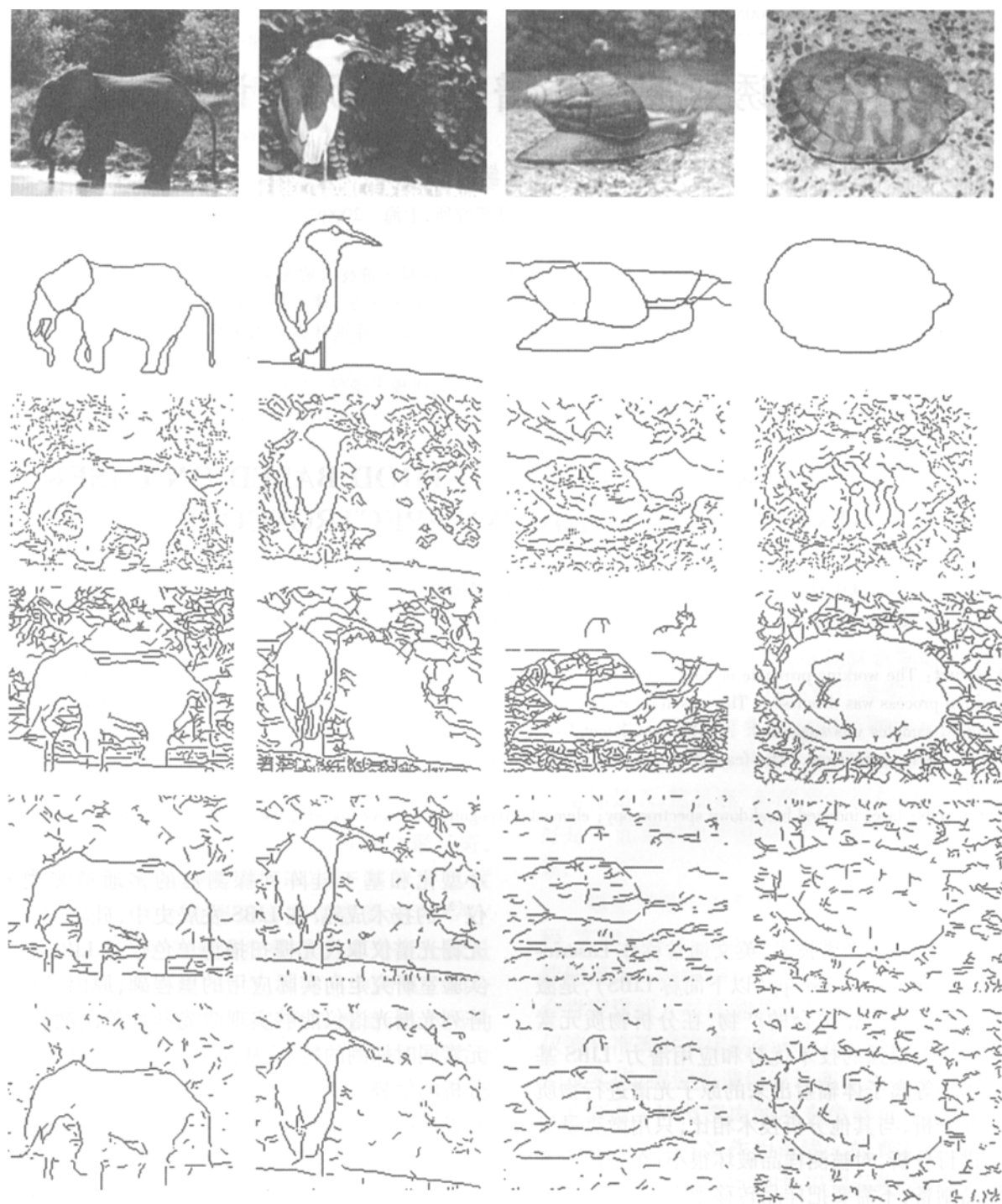


图5 自然场景中显著性轮廓提取. 从上往下分别为 输入图像,手工描绘的轮廓 ,Canny 边缘检测 ,Gabor 能量算子 ,采用[2]的抑制结果 本文的抑制结果

Fig. 5 Salient contour extraction in natural images. Panels from top to bottom correspond to input images , hand-drawn desired contours , the contours obtained with Canny operator , the contours obtained with Gabor energy operator , the contours obtained by the method in [2] , the contours by our proposal

(2) :1019—1030.

[2] Grigorescu C , Petkov N , Westenberg M A. Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition [J]. *IEEE Trans. IP* , 2003 , 12(7) : 729—739.

[3] JW Hong-Gang , LI Xiao-Feng , Chen Yue-Bin , et al. Spatial-temporal adaptive clutter classification suppression and

dim small moving targets detection [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (吴宏刚 李晓峰 陈跃斌 等. 空间自适应杂波分类抑制与弱小运动目标检测. 红外与毫米波学报) , 2006 25(4) : 301—305.

(下转 60 页)

其变化规律需进一步深入研究.

使用校正率作为非均匀性校正评价测度时,只能在均匀辐射背景条件下,或在知道目标图像期望值的情况下使用,而对于目标红外辐射特性不确定和灰度层次丰富的自然场景图像,获得目标图像期望值困难,因此该方法在红外热成像系统正常使用状态下如何应用的问题须进一步研究.

3 小结

当前的红外热成像应用,一个方向是侧重于成像清晰,另一个方向是侧重于测量精确.因此仅要求 IRFPA 输出图像均匀是不够的,也要达到一定程度的准确. IRFPA 非均匀性校正的目标为将图像的空间固有噪声减低到时域瞬态噪声的水平.

本文回顾了国内外 NU 的定义和计算方法,不同的 NU 计算方法适合于不同的应用.在红外图像非均匀性校正效果评价时,必须对非均匀性校正效果进行定量的计算;国标的计算方法比较适合于注重图像显示的红外热成像系统,而国外的 $RMSE$ 的计算方法可以反映图像校正精度,却未能反映非均匀性校正算法在图像非均匀性方面的改进程度,即校正程度.由此本文提出用“校正率”来衡量非均匀性校正程度.

校正率的定义实质是时域噪声和图像所有噪声(空域噪声+时域噪声)之比, $0 < C_R < 1$, C_R 越接近 1 代表图像非均匀性校正效果越好,或图像校正后精确性越高,越接近 0 代表图像非均匀性校正效果越差,或图像校正后精确性越低,必须根据不同应用侧重点选择不同计算方法.定义中也考虑了无效像

元率(BP)对计算结果影响较大的问题,可采用滤除无效像元的方法去除其影响.

文中对校正率的应用进行了实验验证,实验中校正率能较好地地区别不同校正算法的校正效果,对研究非均匀性校正算法具有很好的实际意义.

REFERENCES

- [1] Scribner D A, Kruer M R, Killiany J M. Infrared focal plane array technology [A], Proc. IEEE, 1991, **79**: 66—85.
- [2] GB/T 17444 1998. The technical norms for measurement and test of characteristic parameters of infrared focal plane arrays [S]. (GB/T 17444 1998. 红外焦平面阵列特性参数测试技术规范).
- [3] Torres S N, Pezoa J E, Hayat M M. Scene-based nonuniformity correction for focal plane arrays by the method of the inverse covariance form [J], *Applied Optics*, Oct. 2003, **42** (29): 5872—5881.
- [4] Sergio N Torres, Esteban M Vera, Rodrigo A, et al., Adaptive scene-based non-uniformity correction method for infrared-focal plane arrays [J], *Proc. of SPIE*, 2003, **5076**: 130—139.
- [5] Werner Gross, Thomas H, Max S. Correctability and long-term stability of infrared focal plane arrays [J], *Opt. Eng.*, 1999, **38**(5): 862—869.
- [6] FENG Lin, LIU Shuang, ZHAO Kai-Sheng, et al. Method of nonuniformity correction for IRFPA with nonlinear response [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (冯林,刘爽,赵凯生,等. 考虑红外焦平面器件非线性响应的一种非均匀性校正方法, *红外与毫米波学报*), 2006, **25**(3): 221—224.
- [7] JWU Jian-Fei, LI Fang-Ming, ZHUANG Liang, et al. Study on IRFPA nonuniformity correction in dim target detection system [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (吴健飞,李范鸣,庄良,等. 弱目标检测系统中红外焦平面阵列非均匀性校正算法的研究, *红外与毫米波学报*), 2006, **25**: 372—376.
- [4] CHANG Hong-Hua, ZHANG Jian-Qi, Li Yong. Modification of the background clutter on classical human-eye target acquisition performance model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (常洪花,张建奇,李勇. 背景杂波对经典人眼目标获取性能模型的修正, *红外与毫米波学报*), 2005, **24** (6): 450—454.
- [5] Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters [J]. *Pattern Recognition*, 1991, **24** (12): 1167—1186.
- [6] Knierim J J, van Essen C. Neuronal responses to static texture patterns in area V1 of the alert macaque monkeys [J]. *J. Neurophysiol.*, 1992, **67**(4): 961—980.
- [7] Kapadia M K, Westheimer G, Gilbert C D. Spatial distribution of contextual interactions in primary visual cortex and in visual perception [J]. *J. Neurophysiol.*, 2000, **84**(4): 2048—2062.
- [8] Canny J F. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1986, **8**(6): 679—698.
- [9] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 2004, **26**(5): 530—549.

(上接 51 页)