

文章编号: 1001-3806(2015)01-0076-06

基于能量梯度场映射关系的红外图像分割方法

张宝华, 刘 鹤

(内蒙古科技大学 信息学院, 包头 014010)

摘要: 为了解决红外图像在图像配准中对比度低、背景复杂、红外目标受噪声干扰严重、传统分割方法易产生过分割或欠分割的问题,提出了一种基于改进的脉冲耦合神经网络(PCNN)和形态学方法的红外图像分割算法。首先根据图像能量分布情况提取纹理图像,将纹理图像通过PCNN进行分割,PCNN的链接强度根据区域能量在梯度场的变化自适应设定;由于PCNN的点火位置集中于红外目标部分,通过点火映射图可以得到连贯清晰的红外目标轮廓;再通过形态学方法滤除背景干扰。结果表明,该方法能够精确分割红外图像,分割结果优于传统方法。

关键词: 图像处理;图像分割;脉冲耦合神经网络;梯度场;形态学

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

doi:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2015.01.015

Infrared image segmentation method based on energy mapping relationship in gradient field

ZHANG Baohua, LIU He

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: Image registration of infrared images have low contrast, complex background and serious noise interference. Over-segmentation or under-segmentation is prone to occur with traditional segmentation method. In order to solve the problems, an improved infrared image segmentation algorithm was proposed based on pulse coupled neural network (PCNN) and morphological methods. Firstly, texture sub-image was extracted according to energy distribution of the image and the texture sub-image was segmented by PCNN. The adaptive links strength of PCNN was set based on the changes of regional energy in gradient field. Because of the firing position of PCNN focused on infrared target portion, a clear coherent infrared target contour can be obtained from firing maps. Background interference was filtered out by morphological methods and high precision infrared target segmentation was achieved. The experimental results show that infrared image can be segmented accurately based on this method. By comparison, the segmentation result is better than traditional methods.

Key words: image processing; image segmentation; pulse coupled neural network; gradient field; morphology

引 言

红外成像可以捕捉低能见度环境的热目标信息,但红外图像对比度差、红外目标边缘模糊、噪声干扰严重、背景的分辨率低,增加了分割算法的难度。红外目标以移动物体为主,包括飞行中的航空器,行进中的人、动物和机动车等,这些实体红外辐射强度高于周围环境,且高速运动时会同大气发生剧烈摩擦,目标表面温度高于环境温度。这也使得

在红外图像中目标区域具有较高亮度,即从能量角度分析,红外目标的能量总高于周围背景区域。传统红外图像分割方法利用红外图像像素间具有的相关性^[1],通过边缘检测和统计学分析设定分割阈值,将图像划分成若干个代表不同类型信息的区域,以此来分隔目标对象和背景等实体。各区域内部具有一致属性,区域间有明显差别。

目前利用经验阈值法分割图像应用广泛,为了使阈值的设定能和被分割图像相关,很多研究人员在相关领域做了有益探索,Pittsburgh大学的WANG等人^[2]提出的基于空间信息理论的模糊聚类自适应算法,解决了对噪声敏感图像和缺乏空间信息情况下图像的分割问题,改善了传统聚类算法对图像进行分割的鲁棒性;JUNG等人^[3]利用约束条件和

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61261028)

作者简介:张宝华(1981-),男,副教授,硕士生导师,研究方向为数字图像处理。

E-mail: zbh_wj2004@imust.cn

收稿日期:2014-01-19;收到修改稿日期:2014-02-17

核传递实现图像的自适应分割, YAN 等人^[4]通过调整连接权重间隔自适应地更新参量, 两种方法均实现了参量的自动更新并实现了高精度的分割; ZHOU 等人^[5]利用简化脉冲耦合神经网络, 根据不同点火区域的统计特性自适应设定分层阈值; 以上方法在灰度图像的分割中均取得了很好的效果, 但对于复杂背景的红外图像却不尽理想, 为了改善红外图像分割效果, 通过分析图像区域能量分布特点, 提出了一种基于图像能量梯度场的红外目标分割方法。该方法可以精确地对复杂环境中的红外目标进行分割。

1 脉冲耦合神经网络模型

脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN) 具有旋转不变性、强度不变性和尺度不变性等特性^[6-8]。PCNN 利用神经网络在外界激励下动态变化的特点, 实现神经元间同步发放脉冲功能, PCNN 不需接受训练, 通过同相位的时序信号表达图像空间分布信息, 输出结果包含了纹理和背景信息。

当利用 PCNN 进行图像分割时, 图像的像素点相当于网络中的神经元, 像素间通过一系列点火触发, 产生同步脉冲, 通过调节神经元的链接强度, 实现对点火激发的控制。由于点火映射图是对图像分割的依据, 链接强度决定了图像被细分的程度, 通过调节链接强度, 可实现对图像由粗到细不同尺度的分割。红外图像输入 PCNN 后经过若干次迭代, 记录每次迭代过程图像中点火的神经元位置, 将与之对应的灰度信息映射到新的图像中, 就得到了反映了待分割图像特征的映射图, 图像也被划分为不同区域, 迭代结束后, 新图像中即实现了目标分割^[9]。

PCNN 模型的数学描述可以分为以下步骤。

(1) 神经网络中各神经元都处于熄火状态。

$$\begin{aligned} F_{xy}(0) &= 0, U_{xy}(0) = 0, \\ Y_{xy}(0) &= 0, T_{xy}(n) = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

(2) 将分解系数输入网络, 通过接收域、调制域和脉冲产生域, 逐点计算 $U_{xy}(n)$ 和 $T_{xy}(n-1)$, 并比较两者大小以决定是否产生点火事件。

PCNN 在迭代操作过程中的神经元由接收域、调制域和脉冲产生域组成:

$$\begin{aligned} F_{xy}(n) &= e^{-\alpha_{in}} F_{xy}(n-1) + \\ &V_{in} \sum W_{xy} Y_{xy}(n-1) + S_{xy} \end{aligned} \quad (2)$$

$$U_{xy}(n) = 1 + \beta_{xy} F_{xy}(n) \quad (3)$$

$$Y_{xy}(n) = \begin{cases} 1, & (U_{xy}(n) > T_{xy}(n)) \\ 0, & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4)$$

$$T_{xy}(n) = e^{-\alpha_{th}} T_{xy}(n-1) + V_{th} Y_{xy}(n) \quad (5)$$

式中, x 和 y 表示图像各像素点横纵坐标值, S_{xy} 代表输入激励, n 为迭代次数, F_{xy} 表示反馈通道输入, W_{xy} 为突触联接权, V_{in} 和 V_{th} 为归一化常数, U_{xy} 表示神经元的内部活动项, β_{xy} 表示链接强度, T_{xy} 是动态阈值, α_{in} 和 α_{th} 为调节对应式子的常量, Y_{xy} 表示神经元的脉冲输出, 它的值为 0 或者 1。如果 $U_{xy}(n) > T_{xy}(n)$, 则神经元激发产生脉冲, 否则神经元不激发, 不产生脉冲输出。

2 基于能量梯度场的红外图像分割方法

2.1 自适应设定链接强度

在 PCNN 模型中, 通过给定经验 β_{xy} 值来控制中心神经元受周围神经元影响的范围, 影响 PCNN 设定其它通道参量, 但是经验值不能根据图像的具体类型和内容自适应变化, 难以保证得到理想的分割效果^[10-12]。针对以上问题, 本文中提出了一种基于能量梯度场的自适应确定 β_{xy} 值方法。

图像的能量信息可以表征图像内容的丰富程度, 但对图像信息变化情况不敏感, 仅通过能量信息会将模糊区域判断为图像纹理区域, 红外图像中较亮的部分对应于图像能量较大的区域, 如图 1 所示, 由图 1 可以看到, 其能量集中部分既包括了红外目标的坦克部分, 也包括周围的树木, 仅通过能量分布判断会将树木判断为要获取的目标。

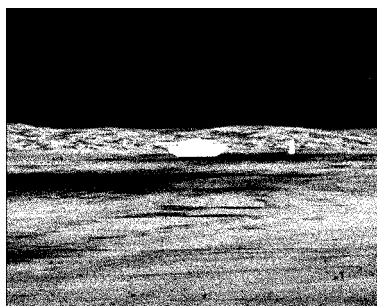


Fig. 1 Infrared image

梯度信息可用于描述图像灰度在空间中的变化情况, 梯度值与图像的边缘变化情况密切相关, 某一方向的灰度级变化率大, 它的梯度值也就大, 平均梯度用来评价图像的模糊程度, 可敏感地反映图像中微小细节的反差。本文中引进梯度场分析来修正对图像特征的判断, 将它与 PCNN 的链接强度 β_{xy} 相结

合,可以将反映图像微小细节反差的特性植入神经网络中,影响神经网络中某一神经元的激发,再通过原始图像与点火映射图的映射关系将图像中灰度变化不同的区域分割出来。基于以上分析,以邻域内的梯度值设定 β_{xy} 值的计算方法如下。

2.1.1 图像的能量纹理图像提取 根据红外图像目标与背景相比具有较高亮度的特点,为了使目标区域能更加准确地从背景中分辨出来,改进传统的图像能量计算公式,得到能量纹理图像。具体方法

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} A^2(M,N) & A^2(M+1,N) & A^2(M+2,N) \\ A^2(M,N+1) & A^2(M+1,N+1) & A^2(M+2,N+1) \\ A^2(M,N+2) & A^2(M+1,N+2) & A^2(M+2,N+2) \end{bmatrix} \quad (7)$$

令数组 $\mathbf{A}_{(M,N)'} = \mathbf{B} \times \mathbf{Q}$, 则 $\mathbf{A}_{(M,N)'}$ 为 $A(M,N)$ 的局部区域能量矩阵,具有更好的对比度。通过改进得到的能量纹理图像,从求某一像素点的能量变为求取这个点邻域的能量,综合考虑了像素和其邻域像素的在能量上的联系,反映了图像的区域能量信息。

2.1.2 计算图像平均梯度 图像 $f(x,y)$ 在 (x,y) 处的梯度定义为:

$$\nabla f(x,y) = [\mathbf{G}_x(x,y) \quad \mathbf{G}_y(x,y)]^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} & \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

式中, $\mathbf{G}_x(x,y), \mathbf{G}_y(x,y)$ 分别为沿着 x 方向和 y 方向的梯度,梯度的幅度 $|\nabla f(x,y)|$ 为:

$$|\nabla f(x,y)| = |\mathbf{G}(x,y)| = [|\mathbf{G}_x(x,y)|^2 + |\mathbf{G}_y(x,y)|^2]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

式中, $|\mathbf{G}(x,y)|$ 表示微分图像的梯度场,而梯度场的模可以表示为:

$$|\mathbf{G}_x(x,y)| = |f(x+1,y) - f(x,y)| \quad (10)$$

$$|\mathbf{G}_y(x,y)| = |f(x,y+1) - f(x,y)| \quad (11)$$

则梯度场方向:

$$\vec{D}_x(x,y) = \frac{|\mathbf{G}_x(x,y)|}{|\mathbf{G}(x,y)|} \quad (12)$$

$$\vec{D}_y(x,y) = \frac{|\mathbf{G}_y(x,y)|}{|\mathbf{G}(x,y)|} \quad (13)$$

其平均梯度为:

$$\bar{\mathbf{G}}(x,y) = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \{ [f(x,y) - f(x+1,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \} / 2 \quad (14)$$

2.1.3 计算梯度矩阵 $\beta(M,N)$ 首先将源图像镜

为:设 $f(x,y)$ 表示 1 幅图像,首先定义数组:

$$\mathbf{Q} = \frac{1}{16} \times \begin{bmatrix} 2 & 4 & 2 \\ 4 & 8 & 4 \\ 2 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

将原图像数组 $\mathbf{A}_{M \times N}$ (M 为图像行数, N 为图像列数) 通过边界进行镜像扩展为 $\mathbf{A}_{(M+2) \times (N+2)}$ 。计算 $A(M,N)$ 局部区域能量,构造 3×3 新数组 \mathbf{B}, \mathbf{B} 以 $A(M,N)$ 为起始点:

像扩展,从 $M \times N$ 维扩展到 $(M+2) \times (N+2)$ 为:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} a_{22}a_{21} & \cdots & a_{2n}a_{2(n-1)} \\ a_{12}a_{11} & & a_{1n}a_{1(n-1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m2}a_{m1} & & a_{mn}a_{(m-1)n} \\ a_{(m-1)2}a_{(m-1)1} & \cdots & a_{(m-1)n}a_{(m-1)(n-1)} \end{bmatrix} \quad (15)$$

然后从扩展后的第 2 行第 2 列开始作为 3×3 邻域的中心点,计算邻域内梯度值,作为新建 $M \times N$ 维矩阵的起始点值,得到原始矩阵的梯度矩阵,即:

$$\beta(M,N) = \begin{bmatrix} a_{11}' & \cdots & a_{1n}' \\ \cdots & \ddots & \cdots \\ a_{m1}' & \cdots & a_{mn}' \end{bmatrix} \quad (16)$$

2.2 红外图像分割方法

对 PCNN 进行改进,设活动项 $U_{xy}(n) = 1 + \beta_{xy}F_{xy}(n)$, 则活动项 $U_{xy}(n)$ 根据像素的灰度值变化率激发神经元,即根据灰度变化速率点火,获得原始图像的点火映射图。由于受到目标本身灰度差的影响,分割后的图像往往带有冗余信息,通过形态学操作去除多余的背景信息,填补目标图像出现的孔洞,得到轮廓清晰的分割图像。

分割算法的步骤如下:(1) 计算图像的局部能量,得到一副图像的能量纹理图像;(2) 将能量纹理图像经过改进的 PCNN 进行点火,获得图像的点火映射图;(3) 把得到的点火映射图进行线性变换;将像素扩展到 0~255 范围内,从而可以对变换后的点火映射图进行形态学操作,改善分割的效果;将点火映射图中最小灰度值 \min 映射为 0,最大灰度值 \max

映射为 255, 其它像素值为: $I(x) = x \times (255/\max)$, $x \in (\min \max)$; (4) 将点火映射图经过形态学操作, 去掉映射图中的冗余信息。

通过腐蚀和膨胀运算可以处理比结构元素小的特定图像信息, 同时保证不使图像产生几何失真。具体做法是: 首先通过下式腐蚀操作消除物体边界点, 去掉一些小于结构元素的目标, 将由 PCNN 过度分割的背景信息去掉:

$$A \ominus E = \{x | (\hat{E})_x \subseteq A\} \quad (17)$$

式中, A 为源图像, E 为结构元素。

通过下式进行膨胀操作, 把图像周围的背景点合并到物体当中, 填补图像分割后目标存在的孔洞:

$$A \oplus E = \{x | (E)_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (18)$$

最后对膨胀后的图像进行形态学重建, 得到分割结果, 上述方法的流程图如图 2 所示。

图 3 为利用本文中分割算法进行红外图像分割

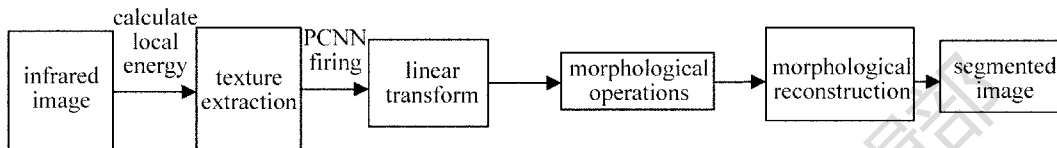


Fig. 2 Algorithm flowchart

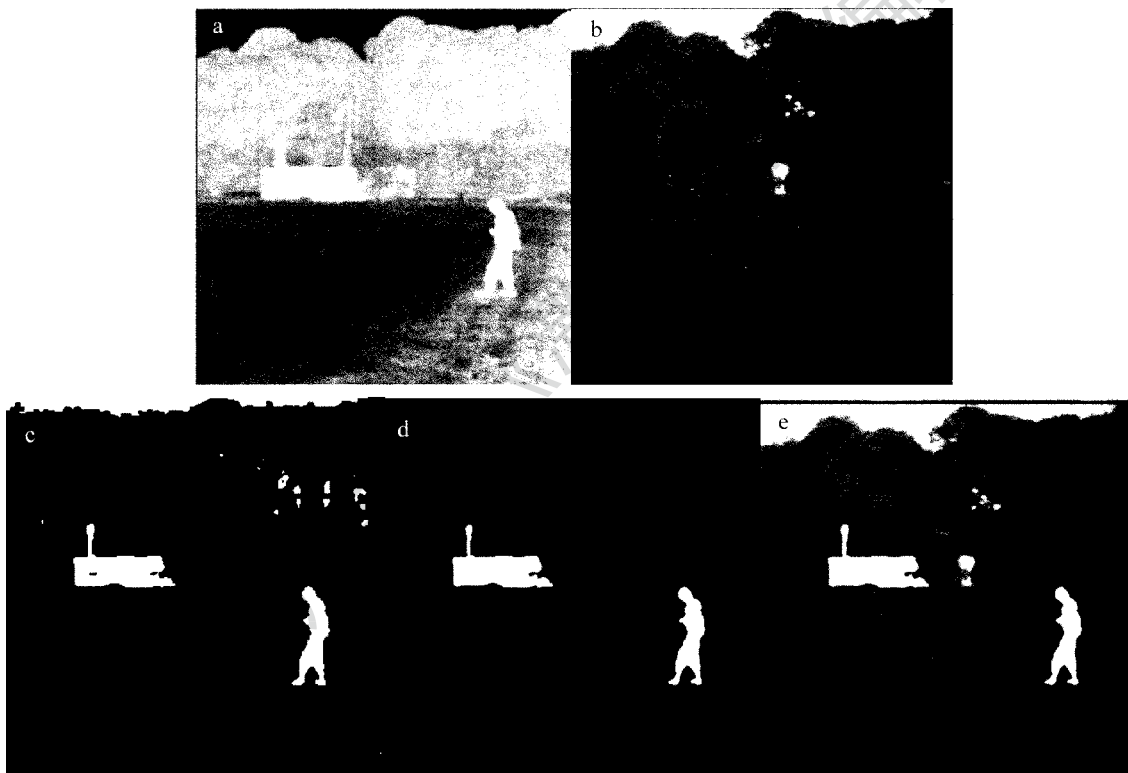


Fig. 3 Infrared image segmentation

a—irradiated image b—visible image c—firing maps d—target segmentation e—mosaic image

的实例, 图 3a、图 3b 分别为红外图像和与之相对应的可见光图像, 图 3c 为经过步骤(1)~步骤(3)得到的点火映射图, 可见红外目标已经被分割, 目标轮廓连贯清晰, 但由于目标与附近背景灰度相近, 有部分背景区域也被误分割, 通过步骤(4)对这部分干扰进行滤除, 得到图 3d; 将分离出来的红外目标填充到可见光图像中, 即图 3e 可以看到, 拼接图中红外目标很好地与背景契合一体。

3 实验结果及分析

为了验证本算法的有效性, 本文中对两组源图像分别进行实验, 两组源图像分别如图 1a 和图 3a 所示, 图像的像素大小分别为 720×576 , 430×430 。实验结果同最大熵算法、均值平移算法、模糊 C 均值算法^[13]、K 均值算法和分水岭分割算法^[14-15]得到的分割结果进行比较。

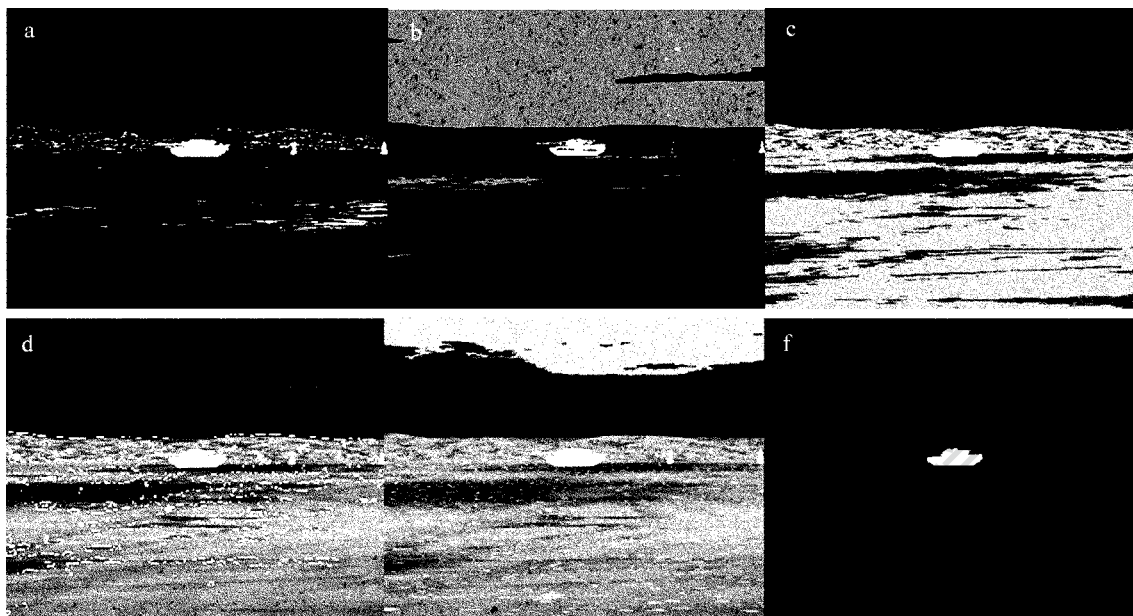


Fig. 4 Segmentation results of the first group

a—maximum entropy b—mean-shift c—fuzzy C-means d—K-means e—watershed f—the proposed method

由图4可以看到,模糊C均值、K均值和分水岭分割算法对聚类中心敏感,但当目标与周围背景灰度接近时,不能准确分割,而最大熵和均值平移算法受周围亮度波动区域的干扰明显,分割效果不太理想,本文中提出的算法兼顾了能量和梯度变化两方面因素,因而能够准确分割红外目标。

图5中,由于最大熵分割算法运算过程中的窗口操作,造成分割得到的目标轮廓信息有失真现象,图5b~图5e的分割图像在一定程度上产生了过分割或欠分割现象,不能解决人体目标和背景亮度分布接近的问题。综上,可以看到本方法的实验效果较好。

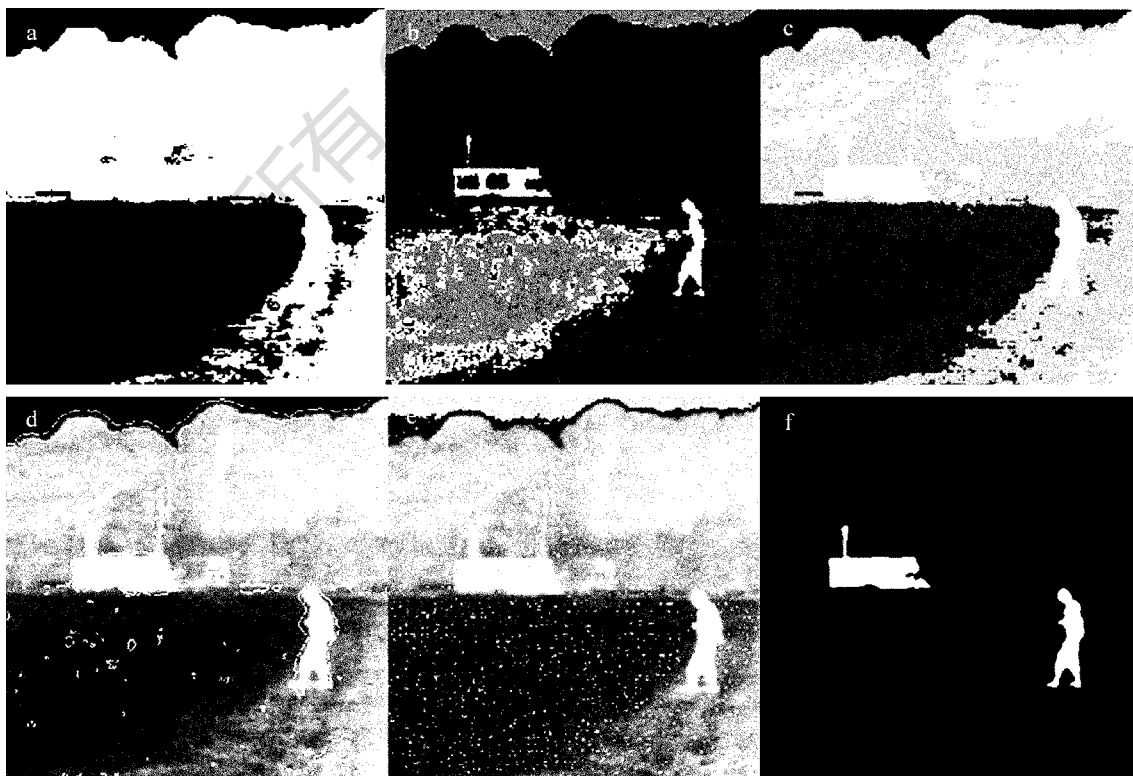


Fig. 5 Segmentation results of the second group

a—maximum entropy b—mean-shift c—fuzzy C-means d—K-means e—watershed f—the proposed method

4 结 论

针对红外图像特点和传统分割方法存在的问题,提出了一种基于能量梯度场的红外图像分割算法,通过将图像纹理区域映射到 PCNN 的点火映射图,实现红外目标的自动准确分割。PCNN 神经元同步点火过程中,不需要人为设置链接强度,且具有较好的自适应性,实验结果证明了该方法的有效性。通过比较,分割结果优于传统方法。

参 考 文 献

- [1] SEBARI I, HE D Ch. Approach to nonparametric cooperative multiband segmentation with adaptive threshold [J]. Applied Optics, 2009, 48(20): 3967-3978.
- [2] WANG Zh M, SONG Q, SOH Y Ch, *et al.* An adaptive spatial information-theoretic fuzzy clustering algorithm for image segmentation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(10): 1412-1420.
- [3] JUNG Ch K, LIU J, SUN T, *et al.* Automatic image segmentation using constraint learning and propagation [J], Digital Signal Processing, 2014, 24(1): 106-116.
- [4] YAN Ch M, GUO B L, MA Y D, *et al.* New adaptive algorithm for image segmentation using dual-level PCNN model [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(7): 1102-1106 (in Chinese).
- [5] ZHOU D G, GAO Ch, GUO Y C. Simplified pulse coupled neural network with adaptive multilevel threshold for infrared human image segmentation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(2): 208-214 (in Chinese).
- [6] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, *et al.* Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [7] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [8] WANG Z B, MA Y D, CHENG F Y, *et al.* Review of pulse coupled neural networks [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1): 5-13.
- [9] FANG Y, QI F H, PEI B Zh. PCNN implementation and applications in image processing [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2006, 24(4): 291-295 (in Chinese).
- [10] LIU Y, TIAN X J, WANG Q, *et al.* Application of efficient image segmentation method based on local fractal in the infrared cloud image processing [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(6): 1368-1375 (in Chinese).
- [11] HE L, PENG Zh G, EVERDING B, *et al.* A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 141-163.
- [12] NIE F Y, GAO Ch, GUO Y C. Infrared human image segmentation using fuzzy Havrda-Charvát entropy and chaos PSO algorithm [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(1): 129-135 (in Chinese).
- [13] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(2): 564-577.
- [14] ZHENG X, PENG Zh M. Image segmentation based on activity degree with pulse coupled neural network [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(3): 821-827 (in Chinese).
- [15] CHEN Q, SUN Q S, HENG P A, *et al.* A double-threshold image binarization method based on edge detector [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(4): 1254-1267.