

复杂环境下用于人体目标红外图像分割的改进 PCNN 方法

贺付亮^{1,2}, 郭永彩¹, 高 潮¹

¹重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044;

²西南大学电子信息工程学院, 重庆 400715

摘要 为了解决复杂环境下红外人体目标分割应用中当前脉冲耦合神经网络(PCNN)方法常出现的噪声适应性差、目标边缘细节模糊等问题,提出了改进的PCNN方法。根据红外噪声特点,利用加权均值滤波和各向异性高斯滤波设计了模型反馈输入域的权值矩阵;采用改进的拉普拉斯分量绝对和表示PCNN的连接强度参数,从而实现了该参数的自适应设置;用点火区域平均灰度值构建动态阈值的方法,实现了PCNN模型的迭代控制。对IEEEOTCBVS和自拍数据库中的250余幅红外人体图像进行对比实验,结果表明,提出的方法能够有效抑制红外噪声,分割出带有较多边缘细节的人体目标,与其他PCNN分割方法相比,该方法还具有较优的平均概率兰德指数和较低的平均全局一致性误差。

关键词 机器视觉; 红外图像分割; 脉冲耦合神经网络; 各向异性; 拉普拉斯分量绝对和; 噪声抑制

中图分类号 TP183 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0215003

Improved PCNN Method for Human Target Infrared Image Segmentation Under Complex Environments

He Fuliang^{1,2}, Guo Yongcai¹, Gao Chao¹

¹Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of the Ministry of Education of China, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

²College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract To solve the problems of poor noise adaptability and blurred edge details of current pulse-coupled neural network (PCNN) methods in the application of human target infrared image segmentation under complex environments, an improved PCNN model is presented. Based on the characteristics of infrared noise, the weight matrix of the feeding input field is designed by the weighted mean value filtering and the anisotropic Gaussian filtering. The improved sum of modified Laplacian is introduced as the linking strength of the PCNN model to set this parameter adaptively. The dynamic threshold is expressed as the average gray value of the fired area to control PCNN iterative process. The proposed method is performed on more than 250 infrared human images from the IEEE OTCBVS database and the self-built database. The experimental results demonstrate that this method can effectively suppress infrared noise and keep many edge details of human targets. Compared with other PCNN segmentation models, the proposed method also shows good average probabilistic Rand index and low global consistency error.

Key words machine vision; infrared image segmentation; pulse-coupled neural network; anisotropy; sum of modified Laplacian; noise suppression

OCIS codes 150.1835; 100.4996; 100.3008

收稿日期: 2016-09-19; **收到修改稿日期:** 2016-10-21

基金项目: 教育部博士点基金(20130191110021)、中央高校基本业务费专项资金(XDJK2013C157)

作者简介: 贺付亮(1980—),男,博士研究生,讲师,主要从事计算机视觉、光电技术及智能化仪器方面的研究。

E-mail: lighter@swu.edu.cn

导师简介: 郭永彩(1963—),女,博士,教授,博士生导师,主要从事光电技术及智能化仪器、数字信号处理方面的研究。

E-mail: ycguo@cqu.edu.cn

1 引 言

红外成像因其夜间可视、全天候工作和可探测隐蔽热目标等特点,被广泛应用于安全保卫、反恐打击、汽车辅助驾驶等监控领域^[1-3]。由此产生的红外人体目标检测技术,已经成为机器视觉发展的研究热点之一。但是,在现实应用中,红外人体目标的分割与识别仍面临困难:1)红外热像相对于可见光图像,自身干扰噪声多、对比度低、无颜色信息、视觉效果差;2)监控中的人体目标往往掩映在复杂的背景中,易被隐藏和遮挡。这些情况对目标的精确分割造成了严重的影响。

当前针对红外人体目标的分割算法很多,经典分割方法,如最大类间方差法(Otsu)、最大期望法(EM)等,在目标与背景灰度分布差异较大时(即拥有双峰灰度直方图分布时),具有较好的分割效果。但这些方法应用于目标和背景灰度特征混叠的复杂环境图像时,常常出现过分割或欠分割现象^[4]。脉冲耦合神经网络(PCNN)因其在复杂环境下对人体目标的分割效果显著而独树一帜^[5-6]。但同时,该方法也存在着模型结构复杂、分割效果依赖人为经验设置的多个参数等方面的不足。因此,许多学者针对模型简化和参数自适应的方法开展了一系列卓有成效的工作。Kuntimad 等^[7]、Stewart 等^[8]、严春满等^[9]先后利用图像完美分割假设和区域生长机制,在模型连接强度 β 参数上提出了自适应选择的方法。Bi 等^[10]则分析了动态阈值 E 的调节原则。Wei 等^[11]以各类信息熵为评价,从分割效果的角度探讨了模型迭代停止的条件。以上这些方法都只是就模型的一部分参数自适应提供了标准,在红外图像分割应用时,还需要人工实验确定其他参数。为使 PCNN 模型在图像分割领域实现所有参数的自动设置,文献^[12-14]引入了遗传、粒子群、果蝇等群智能算法寻求模型多参数的同步寻优,但是这类方法在训练上需要花费大量时间,实时性不理想。另外,Chen 等^[15]就模型捕捉行为的本质提出了综合参数的设置方法,但需要 Otsu 预先分割阈值,这并不适用于复杂背景下红外目标的分割。周东国等^[16]、Gao 等^[17]进一步研究提出了分层阈值的 PCNN 简化模型,在红外目标分割上得到了较好的效果,但存在连接强度 β 需要迭代寻优设置和分割结果边缘模糊等局限。

本文从分析现实环境中红外人体目标的特点出发,提出了针对红外噪声抑制和目标边缘增强的改进 PCNN 模型,并讨论了利用红外图像自身信息实现模型全部参数自适应选择的方法,使得 PCNN 模型能够在复杂背景的红外目标分割应用中获得较好的效果。

2 现实环境中红外人体目标特点

红外成像与可见光成像的机理不同,是将红外探测器接收到的场景红外热辐射(包括目标、背景等热源)映射为图像灰度值的过程,其主要接收波长为 $3\sim 5\ \mu\text{m}$ 和 $8\sim 14\ \mu\text{m}$ 的两个大气窗口的红外光。图像的产生由场景的温度差和发射率差决定,图像空间信息实质为场景的二维温度场分布。因此,场景中辐射强度越大的对象,其反映在图像中的灰度值就越高。在红外成像条件下,典型复杂环境人体目标图像如图 1 所示,其特点为 1)人体目标的温度相对恒定在 $36.84\ \text{℃}$ 左右,在图像中常常表现为灰度值相对较高的区域,但人体的非刚体特性使其区域表达不固定;2)红外成像的动态范围小,背景温度与人体温度差异不显著,整体红外图像对比度小;3)图像存在目标与背景之间、多个人体目标之间热辐射信息的相互遮掩和重叠,其灰度直方图不能呈现出双峰特性,有时甚至为单峰特性,因此造成了 Otsu 这类常用的图像分割方法不能获得良好的效果;4)红外辐射的温度场是一个渐变过程,使得红外图像不会有像可见光图像一样的目标边缘灰度显著跳变,并造成待分割目标的轮廓模糊;5)红外图像无色彩信息描述。

除此之外,红外图像因受探测器的固有性能等因素影响,还存在着大量的椒盐噪声和高斯噪声,较低的信噪比为复杂环境下红外人体目标的精确分割带来了较大的影响。

3 PCNN 模型改进及参数选取

PCNN 起源于 1990 年 Eckhorn 等学者提出的哺乳动物神经元模型。该模型作为一种第三代人工神经网络,具有无需训练、可直接实现相同性质神经元同步捕捉的良好特性,因而被广泛应用。依靠复杂环境下人体目标在红外图像中呈现出的特点,对传统 PCNN 图像分割模型进行改进:1)保留其在图像分割过程中

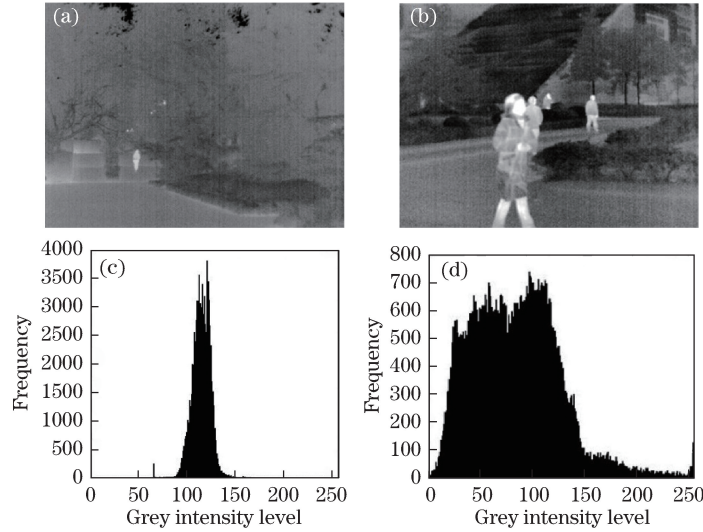


图 1 复杂环境中红外人体目标图像及对应的直方图。(a)遮掩的人体目标;(b)相互重叠的多个目标;
(c)图(a)对应的直方图;(d)图(b)对应的直方图

Fig. 1 Infrared human target images and histograms under complex environment. (a) Occluded human target;
(b) overlapping multiple targets; (c) corresponding histogram of Fig. (a); (d) corresponding histogram of Fig. (b)

捕捉相同性质像素点的特性;2)增强模型消除红外噪声和捕捉目标边缘特征的能力。同时,简化相关参数并提出参数自适应选择方法。

3.1 传统 PCNN 模型及图像分割原理

传统 PCNN 模型^[18]的单个神经元离散迭代的工作机理,可描述为

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F)F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{kl} \mathbf{M}_{ij,kl} Y_{kl}[n-1] + S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L)L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} \mathbf{W}_{ij,kl} Y_{kl}[n-1], \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]), \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \text{step}(U_{ij}[n] - E_{ij}[n-1]) = \begin{cases} 1, U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, U_{ij}[n] \leq E_{ij}[n-1] \end{cases}, \quad (4)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha_E)E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n]. \quad (5)$$

该模型应用于图像分割时,每一个神经元对应输入图像的一个像素点,其中 (i, j) 表示像素位置。整个模型的输入主要由两个功能单元构成:反馈输入域 $F_{ij}[n]$ 和连接输入域 $L_{ij}[n]$,分别为(1)、(2)式,其中 S_{ij} 是神经元强制激发的外部激励,由图像像素灰度值表达; V_F 和 α_F 分别为反馈输入域中的放大系数和衰减时间常数, V_L 和 α_L 分别为连接输入域的放大系数和衰减时间常数;每一个像素点在这两个域的形成上,还包含了通过权值矩阵 $\mathbf{M}_{ij,kl}$ 和 $\mathbf{W}_{ij,kl}$ 耦合的邻域神经元 (k, l) 上的一次迭代输出 $Y_{kl}[n-1]$ 。(3)式表达了调制域的内部活动项 $U_{ij}[n]$,通过连接强度 β 连接两个输入域。(4)式表达了 PCNN 每一次迭代点火输出的过程,其中,step(\cdot)为阶跃函数,此过程利用上一次迭代中形成的统一动态阈值 $E_{ij}[n-1]$ 来考查不同像素的内部活动项 $U_{ij}[n]$ 。当满足 $U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1]$ 时,就会产生对应的脉冲点火输出 $Y_{ij}[n]=1$,使得每一次迭代都能甄别具有相同性质的像素点,从而形成输出的分割目标区域。PCNN 点火过程要在同一个像素点上迭代处理多次,由迭代次数 n 控制,每一次迭代会形成一幅由每一个像素点的 $Y_{ij}[n]$ 输出组合而成的二值化图像,因此多次迭代处理就会产生一系列图像分割结果。然而传统 PCNN 模型没有迭代自动停止的机制,即迭代次数 n 的控制方法,因此迭代分割过程会一直重复持续下去。(5)式描述了动态阈值 $E_{ij}[n]$ 的形成过程, V_E 和 α_E 分别为动态阈值迭代的放大系数和衰减时间常数。

3.2 PCNN 模型的改进

传统 PCNN 图像分割模型中参数多且复杂,不能根据图像信息自适应设定,分割效果严重依赖于人工

参数设置。图 2 给出了简化和改进后的 PCNN 模型单个神经元离散迭代结构图。其工作机理可描述为

$$F_{ij}[n] = \sum_{k,l} \mathbf{M}_{ij,kl} \mathbf{S}_{kl}, \quad (6)$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{k,l} \mathbf{W}_{ij,kl} Y_{kl}[n-1], \quad (7)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]), \quad (8)$$

$$E_{ij}[n] = V_E \bar{m}(n). \quad (9)$$

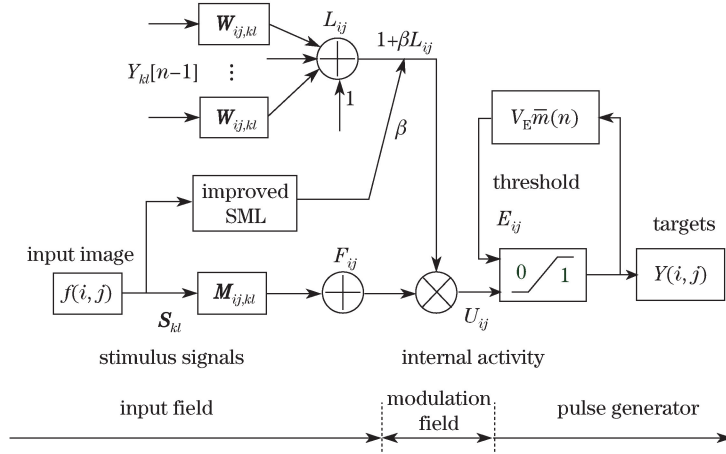


图 2 改进 PCNN 模型的单个神经元结构图

Fig. 2 Single neuron structure of improved PCNN model

该模型中首先在输入域简化了两个功能单元的构成,将指数衰减机制去除,重新定义反馈输入域 $F_{ij}[n]$, 仅由 (i, j) 为中心的 8 邻域内输入图像像素灰度值矩阵 \mathbf{S}_{kl} 通过权值矩阵 $\mathbf{M}_{ij,kl}$ 耦合后形成, $\mathbf{M}_{ij,kl}$ 设计为抑制红外噪声的滤波器矩阵。连接输入域 $L_{ij}[n]$ 定义为 8 邻域内神经元的上一次迭代输出与权值矩阵 $\mathbf{W}_{ij,kl}$ 耦合构成。在(8)式神经元的内部活动项 $U_{ij}[n]$ 中,连接强度 β 不再由人为经验设置的固定值或是最优化方法寻优值形成,而是定义了描述图像局域细节特征的改进型拉普拉斯分量绝对和(SML)作为连接强度,既实现参数的自适应选择又增强了分割结果的边缘特征。(9)式动态阈值 $E_{ij}[n]$ 的形成中,同样去除了并不适合图像分割的指数衰减机制,以每次迭代点火输出区域的平均灰度值来表达该阈值,使得 PCNN 输出不再出现迭代振荡。改进模型的脉冲点火输出机制 $Y_{ij}[n]$ 与传统 PCNN 模型一致,由(4)式定义。由此,整个模型通过改进和简化,虽然不再严格按照 Eckhorn 提出的生物学机制运行,但提高了红外目标分割的适应性和精确性。所提出模型的全体参数将依靠原始红外图像特性进行自适应选择,选择方法将在下一节作详细分析。

3.3 改进模型的参数选择

3.3.1 输入域的权值矩阵设计

在反馈输入域,权值矩阵 $\mathbf{M}_{ij,kl}$ 体现了邻域神经元对中心神经元传递灰度信息的影响,从而将图像灰度空间的局域特性传递到中心神经元作为外部激励输入。因此,可以利用权值矩阵的这个耦合特性,充分实现输入红外图像的预处理,包括:1)有效抑制红外图像的空间噪声;2)较好地保护图像目标的边缘细节;3)调节与距离相关的邻域神经元的影响,距离越远影响越小。

要实现红外噪声的有效抑制,必须对红外图像的空间噪声展开分析。红外图像空间噪声主要由红外探测器光电转换、读出与处理电路和红外背景辐射的光子起伏等因素造成^[19],常常在图像上叠加了大量的椒盐噪声和高斯噪声。椒盐噪声具有随机独立特性,因此设计了 8 邻域内加权均值滤波进行处理,加权体现了邻域影响的强弱随距离的变化,而均值替代的过程有利于抑制孤立的椒盐噪声。采用高斯核函数来设置权重,通过高斯滤波器减小高斯噪声的影响。但由于高斯滤波去除噪声时会导致边缘模糊,目标细节丢失,因此引入了各向异性特性^[20]对高斯滤波器进行改造,在图像目标的边缘方向上使用长轴的小尺度高斯核滤波,在非边缘方向上使用短轴的大尺度高斯核滤波,最终实现了兼顾目标边缘保护的方向性噪声滤除。因

此,反馈输入域的权值矩阵 $M_{ij,kl}$ 表达为

$$M_{ij,kl} = \begin{cases} C_0 \cdot \frac{1}{\|(i,j)-(k,l)\|}, & Y_{ij}[n-1] \times \text{or } Y_{kl}[n-1] = 1 \\ C_1 \cdot \frac{1}{2\pi\sigma_i\sigma_j} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\|i-k\|^2}{\sigma_i^2} + \frac{\|j-l\|^2}{\sigma_j^2}\right)\right], & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (10)$$

式中 $Y_{ij}[n-1] \times \text{or } Y_{kl}[n-1] = 1$ 条件表达对椒盐噪声的判断。由于椒盐噪声与其周围像素点的灰度值存在巨大差异,因此,利用 PCNN 模型自身具有的邻域内相似性质像素点才会同步点火的输出性质,来鉴别与定位椒盐噪声点。从 PCNN 的角度讲,噪声像素对应的神经元不会捕获其邻近的神经元,也不会被其邻近的神经元捕获。所以,当鉴别的神经元点火状态 $Y_{ij}[n-1]$ 与其 8 邻域内所有神经元的点火状态 $Y_{kl}[n-1]$ 完全相反时,可确定为椒盐噪声点。对此以 8 邻域内相邻神经元到中心神经元的欧氏距离倒数 $1/\|(i,j)-(k,l)\|$ 作为权值矩阵元素,实现加权均值滤波, C_0 、 C_1 均为归一化系数。其他像素点通过各向异性高斯滤波器进行去噪,(10)式中 $\|i-k\|^2$ 为神经元之间水平方向距离的平方; $\|j-l\|^2$ 为神经元之间竖直方向距离的平方; σ_i 、 σ_j 为高斯尺度因子,分别取 1 和 3。

在连接输入域,权值矩阵 $W_{ij,kl}$ 用来耦合邻域神经元上一次迭代的点火信息,可直接由 8 邻域内像素到中心像素的欧氏距离决定,表达为

$$W_{ij,kl} = \frac{1}{\|(i,j)-(k,l)\|}. \quad (11)$$

3.3.2 调制域的连接强度设计

由(8)式可见,调制域主要实现反馈输入域和连接输入域的连接,这种连接相当于通过邻域像素的灰度值来提升中心像素的灰度值水平,使得邻域内灰度值相似的像素能够同步点火输出,从而实现相似区域整体输出的良好特性。这种连接的提升幅度直接取决于连接强度 β 的大小。在本文人体目标分割中,希望更多地保留图像的边缘细节,使最终分割结果轮廓清晰。因此,在具有相似边缘特性的像素点处提升其连接强度 β 的大小,使之更容易被 PCNN 模型捕获而点火输出。

选取能有效表达图像边缘信息的 SML 作为连接强度 β ,使 PCNN 模型更容易在灰度剧烈变化区域点火输出。SML 利用二阶拉普拉斯梯度来表达局域范围内灰度的跳变程度,具有很好的图像纹理和方向信息描述能力。

像素 (i,j) 的拉普拉斯分量绝对和^[21] 定义为

$$\nabla_{ML}^2 f(i,j) = |2f(i,j) - f(i-s,j) - f(i+s,j)| + |2f(i,j) - f(i,j-s) - f(i,j+s)|, \quad (12)$$

式中 s 表示离散差分求拉普拉斯梯度时采用的空域间隔。传统的 SML 仅表达了图像局部邻域中水平和竖直方向的梯度水平,忽略了倾斜方向的梯度变化,因此取 8 邻域内 4 个方向上的二阶拉普拉斯梯度改变的绝对和,用来描述图像局部的边缘特性,此时 $s=1$,表达式改进为

$$\begin{aligned} \nabla_{\text{imp_ML}}^2 f(i,j) = & |2f(i,j) - f(i-1,j) - f(i+1,j)| + |2f(i,j) - f(i,j-1) - f(i,j+1)| + \\ & |2f(i,j) - f(i-1,j-1) - f(i+1,j+1)| + \\ & |2f(i,j) - f(i-1,j+1) - f(i+1,j-1)|. \end{aligned} \quad (13)$$

如果图像在这一邻域内任一方向上出现边缘,即梯度跳变,都会被改进的 SML 加以捕捉,形成较大的 SML 值;如果该邻域内灰度变化平缓,则计算出的改进 SML 值相对较小。通过计算整幅红外图像的改进 SML 值并归一化处理赋值给连接强度 β ,可以使边缘像素点更容易点火输出。所以,连接强度 β 取值为

$$\beta(i,j) = G_n[S_{ML}(i,j)] = G_n \left[\sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \nabla_{\text{imp_ML}}^2 f(i,j) \right], \quad (14)$$

式中 $G_n[\cdot]$ 表示归一化函数, N 为邻域窗口的大小,取为 3, $S_{ML}(i,j)$ 为 SML 值。连接强度 β 通过图像上的灰度变化程度实现了自适应设置。

3.3.3 脉冲生成域的动态阈值设计

PCNN 实现的图像分割是一个迭代输出的过程,动态阈值是控制这个迭代输出过程的关键参数。在红外图像中人体目标常常表达为灰度值相对较高的区域,所以设计动态阈值时希望通过迭代递进的方法,令灰

度相对较高的区域最终稳定地点火输出。采用(9)式表达的动态阈值设置方法,取其为 PCNN 每一次迭代分割出的区域在原图像上的平均灰度值 $\bar{m}(n)$ 与调节系数 V_E 的乘积,其中, $\bar{m}(n)$ 表达式为

$$\bar{m}(n) = \frac{\sum_{(u,v) \in \Omega} f(u,v)}{N}, \quad \Omega = \{(i,j) | Y_{ij}(n) = 1\}, \quad (15)$$

式中 Ω 为第 n 次迭代 PCNN 点火输出的区域, N 为点火区域内总的像素个数。 $\bar{m}(n)$ 的初始迭代值设定为 0, 即 $\bar{m}(0) = 0$, 形成了这样的迭代脉冲点火输出机制: 动态阈值 $E_{ij}[n]$ 随着 PCNN 迭代的进行不断增大, 导致每次迭代 PCNN 分割出的区域不断缩小; 同时, 区域的平均灰度值将不断增长, 直到最终输出不再变化时, 输出区域的均值已经逼近了人体目标的区域均值, 停止迭代, 输出分割结果。通过这样的机制使改进的 PCNN 分割模型可以实现自适应的迭代停止控制。调节系数 V_E 为控制均值增长速度的系数, 取值为 1。

4 实验设计与分析

4.1 实验环境及数据库选取

为了验证提出模型的分割性能, 在 Intel(R) Core(TM) i7-3520M CPU, 8 GB 内存计算机, Matlab (R2010b) 环境下进行了编程实验。实验选用 200 余幅红外人体目标图像和 50 幅经过人工添加噪声的合成红外图像, 大小均为 $320 \text{ pixel} \times 240 \text{ pixel}$, 分别来自 IEEE OTCBVS Benchmark Dataset 标准红外图像库和基于 FLIR Thermovision A40M 红外热像仪自建的图像数据库。测试图像包含了拥有近景和远景多种姿态的红外人体目标, 也存在树林、房屋、灯光等多种干扰物体和遮挡背景。限于篇幅, 选取 6 组图像进行分析。图 3 所示为选取的原始红外图像, 其中图 3(a)~(c) 来自 IEEE OTCBVS 数据库, 图 3(d)~(e) 来自实验室自建数据库, 所有图像中人体目标均处于复杂的树林或建筑物背景中。

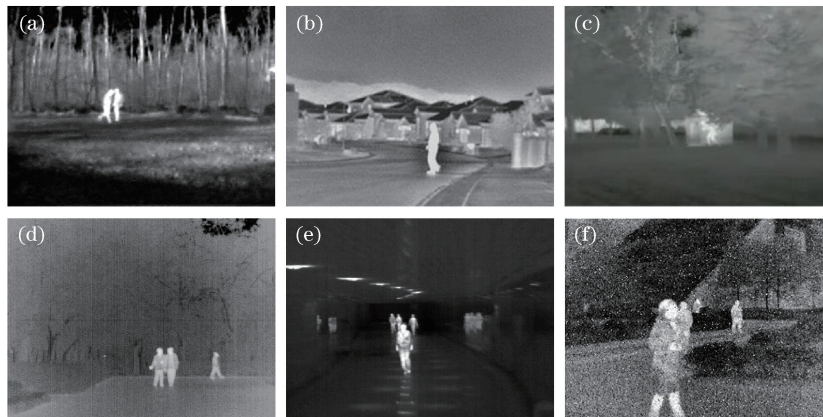


图 3 原始红外人体图像。(a)OTCBVS 图像 1;(b)OTCBVS 图像 2;(c)OTCBVS 图像 3;
(d)自拍图像 1;(e)自拍图像 2;(f)自拍图像 3

Fig. 3 Original infrared images of human targets. (a) OTCBVS image 1; (b) OTCBVS image 2;
(c) OTCBVS image 3; (d) self-built image 1; (e) self-built image 2; (f) self-built image 3

图 3(a)、(d) 存在人体之间相互靠近、粘连; 图 3(b) 中, 目标存在于多个不同程度热辐射的建筑物背景中; 图 3(c) 中, 除了有茂密的树林背景外, 目标还隐藏在一个长方体掩体之后; 图 3(e) 为地下通道环境, 屋顶的灯光以及对行人两侧投射出的阴影都形成了较大干扰; 图 3(f) 则是为验证本文算法的抗噪性能, 在图 1(b) 原始拍摄红外图像上, 添加了标准差为 25 的高斯噪声和噪声密度为 5% 的椒盐噪声所形成的低质图像。

4.2 实验结果及分析

实验选取了多个相关文献提出的 PCNN 图像分割方法与本文算法进行对比, 图 4 所示为这些方法在图 3 所示 6 幅原始红外图像上得到的实验结果。其中, 图 4(a) 为文献[12]遗传算法优化 PCNN 红外分割模型的实验结果; 图 4(b) 是文献[11]改进熵迭代控制模型的实验结果; 图 4(c) 是文献[15]参数自动设置 PCNN 模型应用到本文红外图像上获得的结果; 图 4(d) 为文献[17]分层阈值方法的实验结果; 图 4(e) 则为本文算法的实验结果。

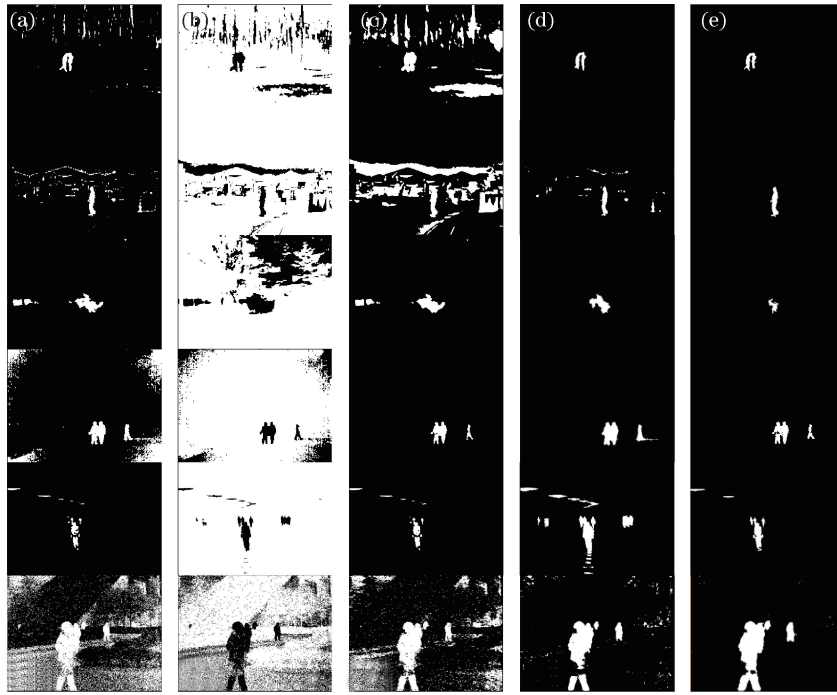


图4 5种实验方法得到的分割结果。(a)文献[12]方法;(b)文献[11]方法;
(c)文献[15]方法;(d)文献[17]方法;(e)本文方法

Fig. 4 Segmentation results obtained by five methods. (a) Method in Ref. [12]; (b) method in Ref. [11];
(c) method in Ref. [15]; (d) method in Ref. [17]; (e) proposed method

可以看出,相比于其他算法,本文方法在复杂环境的红外图像下,能够更精确地分割出人体目标,受背景干扰和噪声影响较小,结果相对清晰,识别度更高。文献[12]方法的效果依赖于适应度评价函数的选择,而文献[11]方法受人为参数设置的影响较大,所以这两种方法应用于复杂背景的图片分割中,效果相对较差。相比于文献[15]方法,本文算法有效地避免了依赖于直方图特性的 Otsu 预分割所带来的影响,具有更好的适应性。相比于文献[17]方法,本文模型的检测结果更精确地描述了目标的边缘轮廓,更完整地捕捉了目标的姿态细节,特别是在图 3(c)和(d)的分割结果上得到了较好的体现。在算法抗噪方面,从图 3(f)所获得的分割结果可以看到,在较强红外噪声干扰下,前三种方法对噪声的自适应性较差,人体目标几乎不能分割出来。文献[17]方法有一定的克服噪声能力,但同时也存在不少噪声引起的误分割。相比之下,本文算法表现出了较好的红外噪声适应性。

4.3 分割性能评价

为了对本文算法分割效果进行进一步定量分析,选用概率兰德指数(PRI)和全局一致性误差(GCE)两个图像分割性能指标来进行评价。从实验结果与标准分割结果的相似性和差异性两方面来评价实验算法性能。参考的标准分割结果图像是从人的视觉识别角度出发,在 200 余幅测试的原始红外图像上手工圈注得到。

评价指标中,概率兰德指数^[22]是从统计学的角度出发,对实验输出结果图像与参考图像之间的相似性进行度量,其定义为

$$\text{PRI}(S_{\text{test}}, S_k) = \frac{1}{C_N^2} \sum_{i,j,i < j} [p_{ij}^{C_{ij}} (1 - p_{ij})^{1-C_{ij}}], \quad (16)$$

式中 S_{test} 为实验输出图像, S_k 为参考标准图像, C_{ij} 为两幅图像对应区域中拥有相同像素点的计数值, p_{ij} 反映了实验输出像素点划分到参考图像相同区域的概率。因此, PRI 范围是 $[0, 1]$, 取值越大, 说明实验结果与参考结果越相近, 即红外人体目标检测的效果越好。

全局一致性误差^[23]计算实验输出图像与参考图像之间的差异性,通过检出区域的局部细分误差来进行评价,其定义为

$$GCE(S_{\text{test}}, S) = \frac{1}{n} \min \left\{ \sum_i E(S, S_{\text{test}}, p_i), \sum_i E(S_{\text{test}}, S, p_i) \right\}, \quad (17)$$

式中 $E(S_{\text{test}}, S, p_i)$ 定义为局部细分误差值, 由实验输出图像与参考图像之间像素点集的差异确定。因此, GCE 范围为 $[0, 1]$, 其指标确定的测度值越小, 说明检测算法质量越好。

表 1 给出了上述不同分割方法在实验测试的 200 幅原始红外图像上和经过人工添加噪声的 50 幅合成红外图像上, 所获得的平均 PRI 和平均 GCE。从表 1 可以看出, 在原始红外图像上, 本文方法所获得的结果与标准结果的相似性高于其他方法; 在差异性评价上, 更是明显优于其他方法。另外, 应用于加噪的图像分割时, 本文方法虽然在平均 PRI 值和平均 GCE 值上有所降低, 但指标仍然优于其他方法。这也进一步验证了前文从分割的视觉效果上所得到的结论。

表 1 不同分割方法的平均 PRI 和平均 GCE

Table 1 Average PRI and GCE obtained by different segmentation methods

| Image | Parameter | Method | | | | |
|----------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|
| | | Ref. [12] | Ref. [11] | Ref. [15] | Ref. [17] | Proposed |
| 200 original images | PRI | 0.7513 | 0.6409 | 0.8936 | 0.9649 | 0.9853 |
| | GCE | 0.0224 | 0.0282 | 0.0157 | 0.0128 | 0.0042 |
| 50 images with noise | PRI | 0.5985 | 0.3529 | 0.7622 | 0.9382 | 0.9615 |
| | GCE | 0.1390 | 0.1363 | 0.1255 | 0.0353 | 0.0218 |

另外, 为了验证本文方法的运行效率, 在同样的硬件实验平台上 (参见 4.1 节), 将本文方法与当前 PCNN 方法在图 3 上进行实验, 对比各个 PCNN 模型迭代收敛后, 获得最终分割结果时所耗费的运行时间, 如表 2 所示。可以看出, 文献[12]方法由于采用了相对耗时的遗传算法同步寻优多个 PCNN 参数, 花费时间超出其他算法数倍。其他分割方法运行时间较短, 均在 1 s 以内完成。

表 2 不同分割方法处理图 3 时耗费的时间

Table 2 Consumed time of different segmentation methods for Fig. 3

| Test image | Consumed time /s | | | | |
|------------|------------------|-----------|-----------|-----------|----------|
| | Ref. [12] | Ref. [11] | Ref. [15] | Ref. [17] | Proposed |
| Fig. 3(a) | 9.2323 | 0.3972 | 0.5118 | 0.2354 | 0.1215 |
| Fig. 3(b) | 8.3421 | 0.3961 | 0.5002 | 0.4532 | 0.1656 |
| Fig. 3(c) | 5.3452 | 0.3597 | 0.6699 | 0.3634 | 0.0974 |
| Fig. 3(d) | 4.6872 | 0.3028 | 0.5208 | 0.4756 | 0.1389 |
| Fig. 3(e) | 7.3483 | 0.3438 | 0.5333 | 0.6312 | 0.1189 |
| Fig. 3(f) | 5.8937 | 0.3764 | 0.5755 | 0.4124 | 0.1573 |

进一步比较运行时间相对短的几种 PCNN 方法, 其运行时间如图 5 所示, 文献[17]方法花费时间相对较长, 而且同样像素大小的原始图像分割运行时间不一, 波动较大, 这是由于该方法连接强度 β 的设置需要最优化寻优造成的。文献[11]和[15]中的 PCNN 模型因为参数设置方法较为固定, 所以运行时间较短。本

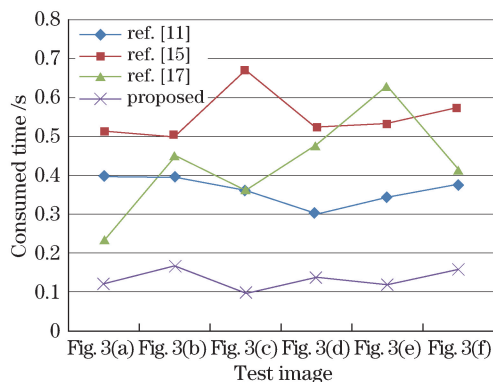


图 5 运行效率较高的几种 PCNN 方法的时间曲线图

Fig. 5 Consumed time curves of several PCNN methods with high operating efficiency

文方法的运行时间是最短的,也验证了舍弃当前 PCNN 模型中指数衰减和参数最优化寻优机制后带来的效率提升。

5 结 论

针对复杂环境下人体目标红外检测困难的问题,提出了一种改进的 PCNN 分割方法。该方法首先根据图像分割特点简化了 PCNN 结构,减少了模型相关参数。其次,面向红外噪声,设计了具有去噪特性的反馈输入域权值矩阵,有效增强了模型的抗噪能力;针对传统算法中易出现分割结果边缘模糊的现象,一方面在噪声滤除的权值矩阵上引入了各向异性特性,有效保护了边缘细节,另一方面利用改进拉普拉斯分量绝对和自适应设定了连接强度 β ,使分割出的人体目标较好地保留了轮廓细节;根据复杂背景下人体目标红外图像的特点和 PCNN 点火输出机制,提出通过点火区域平均灰度值动态设置模型阈值的方法,实现了自适应的迭代停止控制。最后,通过与较新的 PCNN 分割方法的对比实验和主客观质量评价,验证了该方法在复杂环境下红外人体目标分割应用中,具有较好的噪声适应性,目标边缘细节较优的分割结果和结构简单的参数自适应模型为实现人体目标的特征提取和行为估计奠定了良好的基础。

所提出的复杂环境下人体目标分割的改进 PCNN 模型,目前仅结合了单帧静态红外图像。在今后的工作中,会将此模型与红外监控中可利用的时间相关的多帧动态视频相结合,进一步提高目标分割的准确性和有效性。

参 考 文 献

- [1] Hurney P, Waldron P, Morgan F, *et al.* Review of pedestrian detection techniques in automotive far-infrared video[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2015, 9(8): 824-832.
- [2] He Yujie, Li Min, Zhang Jinli, *et al.* Infrared small target detection method based on correlation filter[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 0512001.
何玉杰, 李 敏, 张金利, 等. 基于相关滤波器的红外弱小目标检测算法[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 0512001.
- [3] Liu Rang, Wang Dejiang, Jia Ping, *et al.* Overview on small target detection technology in infrared image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(5): 050004.
刘 让, 王德江, 贾 平, 等. 红外图像弱小目标探测技术综述[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 050004.
- [4] Zhou D G, Zhou H, Gao C, *et al.* Simplified parameters model of PCNN and its application to image segmentation[J]. Pattern Analysis and Applications, 2016, 19(4): 939-951.
- [5] Wang Bo, Wan Lei, Li Ye, *et al.* Underwater laser image segmentation method based on adaptive pulse coupled neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0410004.
王 博, 万 磊, 李 晔, 等. 基于自适应脉冲耦合神经网络的水下激光图像分割方法[J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0410004.
- [6] Su Juan, Li Bing, Wang Yanzhao. Infrared image enhancement based on PCNN segmentation and fuzzy set theory[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0910001.
苏 娟, 李 冰, 王延钊. 结合 PCNN 分割和模糊集理论的红外图像增强[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0910001.
- [7] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598.
- [8] Stewart R D, Fermin I, Oppor M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1557-1562.
- [9] Yan Chunman, Guo Baolong, Ma Yide, *et al.* New adaptive algorithm for image segmentation using the dual-level PCNN model[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(7): 1102-1106.
严春满, 郭宝龙, 马义德, 等. 一种新的基于双层 PCNN 的自适应图像分割算法[J]. 光电子·激光, 2011, 22(7): 1102-1106.
- [10] Bi Y, Qiu T, Li X, *et al.* Automatic image segmentation based on a simplified pulse coupled neural network[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3174: 405-410.
- [11] Wei S, Hong Q, Hou M. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant[J]. Neurocomputing, 2011, 74(9): 1485-1491.

- [12] Qu Shiru, Yang Honghong. Infrared image segmentation based on PCNN with genetic algorithm parameter optimization[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2015, 27(5): 32-37.
曲仕茹, 杨红红. 基于遗传算法参数优化的 PCNN 红外图像分割[J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(5): 32-37.
- [13] Tan W C, Isa N A M. Segmentation and detection of human spermatozoa using modified pulse coupled neural network optimized by particle swarm optimization with mutual information[C]. 10th Conference on Industrial Electronics and Applications, IEEE, 2015: 192-197.
- [14] Wu Jun, Liu Yuwei, Xiao Zhitao, *et al.* Image retrieval combining FOA optimized PCNN and phase congruency[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(8): 1486-1490.
吴 骏, 刘玉伟, 肖志涛, 等. 结合果蝇算法优化 PCNN 和相位一致性的图像检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8): 1483-1489.
- [15] Chen Y, Park S K, Ma Y, *et al.* A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(6): 880-892.
- [16] Zhou Dongguo, Gao Chao, Guo Yongcai. Adaptive simplified PCNN parameter setting for image segmentation[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1191-1197.
周东国, 高 潮, 郭永彩. 一种参数自适应的简化 PCNN 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2014(6): 1191-1197.
- [17] Gao C, Zhou D, Guo Y. An iterative thresholding segmentation model using a modified pulse coupled neural network [J]. Neural Processing Letters, 2014, 39(1): 81-95.
- [18] Lindblad T, Kinser J M. Image processing using pulse coupled neural networks[M]. Berlin: Springer, 2013: 11-19.
- [19] Tang Lin, Liu Lin, Su Junhong. Modeling and simulation research of infrared image noise[J]. Infrared Technology, 2014, 36(7): 542-548.
唐 麟, 刘 琳, 苏君红. 红外图像噪声建模及仿真研究[J]. 红外技术, 2014, 36(7): 542-548.
- [20] Wang Xianya, Chen Qian, Gu Guohua. Real-time infrared noise reduction based on anisotropic diffusion method[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(1): 176-179.
王娴雅, 陈 钱, 顾国华. 一种新的各向异性扩散红外噪声实时抑制算法[J]. 光学学报, 2009, 29(1): 176-179.
- [21] Nomnob N, Kitjaidure Y. Adaptive window size multi-focus images fused based on sum of modified Laplacian[C]. Joint International Conference on Information and Communication Technology, Electronic and Electrical Engineering, IEEE, 2014.
- [22] Unnikrishnan R, Pantofaru C, Hebert M. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(6): 929-944.
- [23] Martin D, Fowlkes C, Tal D, *et al.* A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]. International Conference on Computer Vision, IEEE, 2001, 2: 416-423.