

基于背景抑制和 PCNN 的运动目标检测

王健丞, 顾晓东

(复旦大学 信息科学与工程学院电子工程系, 上海 200433)

摘 要: 提出了一个基于单位连接的脉冲耦合神经网络、光流、拓扑特性的新方法. 根据运动物体和其背景在一幅图像中存在速度的差异, 使用该方法对输入图像的每一个像素点的速度幅值进行计算, 并采用量化的速度幅值作为阈值决定该像素点属于物体本身还是背景. 并且, 通过使用单位连接的 PCNN 可以把整体性和连通性—最为重要的拓扑性质, 良好地运用在注意力选择的运动物体检测中. 实验结果表明, 在相同的实验条件下, 提出的方法在目标检测和背景抑制的效果优于其他类似的方法.

关键词: 目标检测; 拓扑性质; 注意力选择; 光流; PCNN 空洞滤波

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)03-0050-06

Moving Object Selection Using Background Suppression and PCNN

WANG Jian-cheng, GU Xiao-dong

(Department of Electronic Engineering, School of Information Science and Technology,
Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A novel object detection model based on Unit-linking PCNN, optical flow and topological property is proposed. In this paper, according to velocity differences between the moving object and its background, the approach calculates the velocity amplitude of each pixel of the image, through which the flow velocity amplitude are quantized using as threshold to decide whether a pixel is a part of an object or the background. Besides, using Unit linking PCNN whole filter expresses the connectivity and integrity, which are significant topology properties, in moving object attention selection. Experimental results on four databases indicate that the proposed method outperforms other methods both in detection accuracy and background suppression effect under the same conditions.

Key words: object detection; topological property; attention selection; optical flow; PCNN-hole filter

1 引言

运动目标检测是计算机视觉领域的热点问题, 是目标自动检测、识别与跟踪的基础, 是实现进一步处理视频编码、动态监控、目标跟踪及过程控制等自下而上问题研究的关键. 它广泛应用于智能视频监控、交通监管、海洋监测和工业安全等领域.

光流法在运动目标检测问题中扮演着重要的角色^[1]. 在计算机视觉处理领域, 光流法可以进行物体的识别、跟踪、导航等. 在各种复杂的环境下对目标

进行准确的检测是目前广大研究工作者已共同关注的焦点. 国内外工作者进行了大量深入的研究, 提出了许多的方法^[2-7]. 在运动目标检测时, 如果背景是静止的, 则处理过程比较容易实现. 而动态场景(镜头运动、光照变化、遮挡)等情况, 对物体检测的实时性和准确性提出了挑战.

为了获得更加理想的运动目标检测效果, 本文提出了一个自底向上的运动目标检测模型. 该模型是基于拓扑特性、Unit-Linking PCNN 和光流法的新方法.

2 相关工作

2.1 光流法

光流是由场景中运动物体本身的移动、背景的运动,或者前景和背景之间的相对运动所产生的。Horn 和 Schunck 在 1981 年提出使用光流在整个图像上光滑变化的假设来求解光流,即运动场既满足光流约束方程又满足全局平滑性。创造性地将二维速度场与灰度相联系,引入光流约束方程的算法,是光流算法发展的基石。

2.2 拓扑特性

陈霖在 1982 年^[8]提出了拓扑原理。封闭性、整体性、连通性、洞都是图形的拓扑学性质。在视觉早期信息加工中,视觉系统对这些大范围的拓扑学性质更加敏感。人的视觉注意力系统首先处理图像的拓扑性质,然后才处理其他局部特性。拓扑知觉理论是本文模型的心理基础。

2.3 Unit-linking PCNN

脉冲耦合神经网络^[9]是 Eckhorn 在研究猫的大脑视觉神经元实验中,根据所观察到现象而提出的神经网络模型,现在已被广泛应用到图像处理中。Unit-linking PCNN 是众多 PCNN 中较为简化和实用的一种。该方法结构较为简单,处理速度较快,参数设置简单,应用范围较广。Unit-linking PCNN 神经元模型^[10]如图 1 所示。

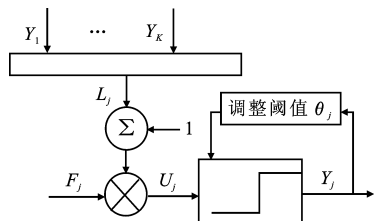


图 1 单位脉冲耦合神经网络结构图

在本文的应用中,为利用 PCNN 平滑特性,将单位神经元输入由常规的灰度值改为输入运动幅值的差值,从而实现前景目标的融合。并且对于拓扑通道,通过 PCNN 来表示出整体性和连通性—最为重要的拓扑性质。

2.4 四元数

四元数为简单的超复数,可以表示为

$$q = a + bi + cj + dk \quad (1)$$

四元数有以下主要特性:

$$jk = i^2 = j^2 = k^2 = -1$$

$$jk = i, kj = -i, ki = j, ik = -j, ij = k, ji = -k$$

$$|q| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$$

$$\bar{q} = a - bi - cj - dk \quad (2)$$

傅里叶变换和傅里叶反变换可以表示为

$$F[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-u2\pi(\frac{mv}{M} + \frac{nw}{N})} f(n, m) \quad (3)$$

$$f(n, m) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{u2\pi(\frac{mv}{M} + \frac{nw}{N})} F[u, v]$$

四元数现在被广泛应用在图像处理中^[11]。对于输入图像,四元数的四个方向可以表示为输入图像的四个特征。在本文模型中,我们将光流运动抑制、背景颜色抑制、灰度、拓扑这四个特性作为输入图像的四个特征,送入到四元数模型进行处理。这样可以较好地提高运算的速度和效率。通过四元数模型,可以得到其相位谱特征,并最终通过傅里叶反变换得到显著图。

3 模型

本文提出的模型结合了基于光流场的背景运动抑制特性、背景颜色抑制特性和拓扑特性进行视频运动目标检测。图 2 展示了所提出的模型结构。

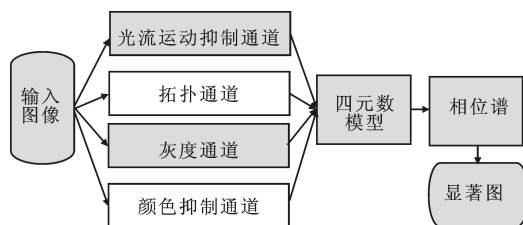


图 2 模型结构图

本文方法具体算法步骤如下。

首先将输入的彩色图像线性压缩至 64×64 进行计算。对于背景运动抑制通道,用 Horn-Schunck 光流法计算输入的图像中每一个像素点的光流幅值,并减去光流图像中所有像素点的平均光流幅值,然后送入 PCNN 进行处理;并且同时计算计算拓扑通道值 T、灰度通道 I 和背景颜色抑制通道。

然后,将第一步所得到的四个通道作为输入图像的四个特征送入到四元数模型进行处理,对于拓扑通道系数设定为 0.4。对四元数图进行二维傅里叶变换,并计算得到其相位谱信息。

最后,对于上部所得到的相位谱信息进行傅里叶反变换,由此得到显著图。

3.1 运动抑制通道

在空间中,物体的运动可以用运动场来进行描述。物体的运动可以通过图像序列中不同像素点灰

度分布的不同来进行体现的. 从而, 空间中的运动场可以在图像上用光流场进行表示, 光流场反映了图像上每一点灰度的变化情况. 光流可以看作带有灰度的像素点在图像平面运动产生的瞬时速度场.

运动物体检测的实质就是就是前景物体和背景物体的分离问题. 在镜头固定固定的情况时, 此时在理想情况下, 对于背景是相对静止的, 则其光流应当为 0, 对于前景物体因为有相对运动从而有光流产生. 而对于运动镜头情况下, 其前景和背景都发生了相对运动, 因而都会有光流产生, 但因为其前景物体与背景运动速度不一致, 所以仍可将其运动状况进行识别. 对于经过光流法处理的图像, 设其中每一个像素点 $i(x, y)$ 的光流值为 (u, v) , 由此, 对于每一个像素点其对应的光流运动幅度 $Vel_i = \|(u, v)\|$, 运动方向 $Ang_i = \text{atan2}(u, v)/\pi$. 对于该图像的所有像素点, 其平均光流幅值为 $\text{mean}(\sum_{i \in \Omega} Vel_i)$. 于是当输入 RGB 图像进行光流处理之后, 对于其中每一个像素点均减去其平均光流幅值 $\text{mean}(\sum_{i \in \Omega} Vel_i)$, 即: $|Vel_i - \text{mean}(\sum_{i \in \Omega} Vel_i)|$.

从而背景的运动情况可以得以去除, 前景物体的运动情况得以体现. 对于整张图像各像素点减去光流幅值之后可以表示为

$$\text{dif}Vel_i = |Vel_i - \text{mean}(\sum_{i \in \Omega} Vel_i)| \quad (4)$$

对于 Unit-linking 脉冲耦合神经网络在图像平滑、去噪和分割方面有着较好的效果. 并且 PCNN 存在脉冲传播特性和阈值相关性, 由此可实现图像区域提取并且能保持区域提取的完整性和独立性. 对于 Unit-linking PCNN 的 F 通道与外部信号的输入相连接, 令:

$$F_j = \text{dif}Vel_i \quad (5)$$

$\text{dif}Vel_i$ 是前景和背景的速度幅值的差异结果. 对于输入的图像, 需要在通道上进行速度幅值分量的比较. 当速度幅值差异的值大于设置的阈值时, 则对应的像素点 $i(x, y)$ 是前景物体的一部分, 反之属于是背景.

$$F_j = \begin{cases} 1, & \text{dif}Vel_i \geq T \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

T 是一个阈值. 只有当 $\text{dif}Vel_i \geq T$ 时, $F_j = 1$, 神经元才会发放点火.

由于 PCNN 的传播特性, 图像中大于阈值的神经元将点火处理. 由此我们可以在图像中找出经过点火处理后的前景区域. 相比传统的阈值分割如

OTSU, 经过 PCNN 处理的方法可以更多地利用相邻的像素点之间互相影响, 可以有效移除掉噪声点, 使得匹配的结果更加精确.

3.2 颜色抑制通道

在 1998 年, Itti, Koch 等人提出了基于显著性特征的注意力选择 NVT 模型. 对于输入的彩色图像, 红、绿、蓝三种颜色的值分别由 r, g 和 b 进行表示. 而对于红、绿、蓝、黄的广义颜色则分别用字母 R, G, B 和 Y 表示, 可通过以下公式得到:

$$\begin{aligned} R &= r - (g + b)/2; G = g - (r + b)/2; \\ B &= b - (r + g)/2; \\ Y &= (r + g)/2 - |r - g|/2 - b \end{aligned} \quad (7)$$

在四元数图像中, 对于输入图像中, 图像背景可能含有各种干扰因素, 如镜头扰动、强度变化的光照、背景的时变等影响. 背景整体颜色如果和前景物体颜色较为相近时, 则较难以进行区分. 由此在模型中增加一个通道用于改善四元数图像对背景颜色的抑制作用:

$$\begin{aligned} w(t) &= \frac{|R(t) - R_b(t)| + |G(t) - G_b(t)| + |B(t) - B_b(t)|}{3}; \\ R_b(t) &= E\{r(t)\}, G_b(t) = E\{g(t)\}, B_b(t) = E\{b(t)\} \end{aligned} \quad (8)$$

3.3 拓扑通道

该模型含有一个拓扑通道^[10], 图 3 是拓扑通道建立的过程图, 拓扑通道可以通过以下步骤来获得.

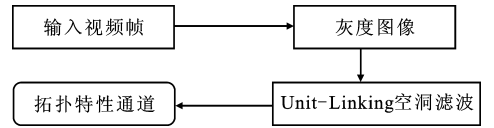


图 3 拓扑通道

(1) 首先将输入的彩色图像转化为灰度图像, 并且线性压缩为 64×64 大小.

(2) 对线性压缩后的灰度图像输入单位联结 PCNN 空洞滤波处理.

(3) 经过空洞滤波后的输出是一幅 64×64 大小的二值图像, 即拓扑通道的输出, 它也表示了输入图像的整体性和连通性.

3.4 灰度通道

图像的灰度化处理即是彩色图像转化成为灰度图像的过程. 彩色图像中的每个像素的颜色有 R, G, B 三个分量决定. 灰度通道的构成是求出每个像素点的 R, G, B 三个分量的平均值, 然后将彩色图像中的这个平均值赋予给这个像素的三个分量:

$$I = (r + g + b)/3 \quad (9)$$

由此可以得到灰度图像.

4 实验结果

对于输入图像帧中包含运动信息的特点,该模型将光流场与注意力选择结合计算显著图.在四个不同情形下的数据库进行了实验验证.首先将显著图中显著区域与 Ground Truth 进行对比,并采用 F1-Measure 检测该模型的准确性.然后,将该模型与 Ground Truth 进行结果相似性效果对比.

4.1 数据库

为了验证本文所提出模型的有效性,随机选取了四个不同应用场景下的数据库来进行实验效果的比较.数据库信息如表 1 所示.

表 1 数据库信息

数据库	帧数	尺寸	数据库特性
Fountain	124	432×288	固定镜头,多目标,背景扰动
Stefan	90	352×288	运动镜头,单目标,背景扰动
Walking	131	320×240	运动镜头,背景扰动
Parachute	51	414×352	运动镜头,背景扰动

4.2 实验结果(显著图)

显著图可以反映出该模型基于注意力选择的结果.对于显著图本身,较亮的地方是应该吸引注意力的区域,而较暗的地方则是注意力关注较少的部分. Ground Truth 则可以展现出注意力选择的真实分布区域.

图 4 所示为六个常用跟踪方法和本文方法在 Fountain 数据库中随机选取的五幅视频帧的显著效果.从左到右分别是视频段第 33、46、59、75、84 输入帧.从上到下分别是输入图像,Groundtruth、FT 显著图、GBVS 显著图、PQFT 显著图、AIM 显著图、PCT 显著图、SR 显著图以及本文方法的显著效果图在 Fountain 数据库上,随机选取了 5 帧图像,并和不同方法的显著图效果进行对比.比较各种方法的显著效果图,可以发现:FT、SR 这两种方法都没能对运动信息有良好能力而并没能产生任何实质效果. PQFT 和 PCT 方法都只能对于运动的车集中较少一部分注意力.对于 AIM 和 GBVS 这两种方法,虽然集中了一部分注意力在移动的车辆上,但是对于背景的抑制以及前景喷泉的扰动并没有较好的效果.本文提出的方法不仅将注意力集中于运动目标,和 Ground Truth 的结果较为接近,并且在背景抑制效果较为理想.

图 5 给出了六个常用跟踪方法和本文方法在 Parachute 数据库中随机选取的五幅视频帧的显著

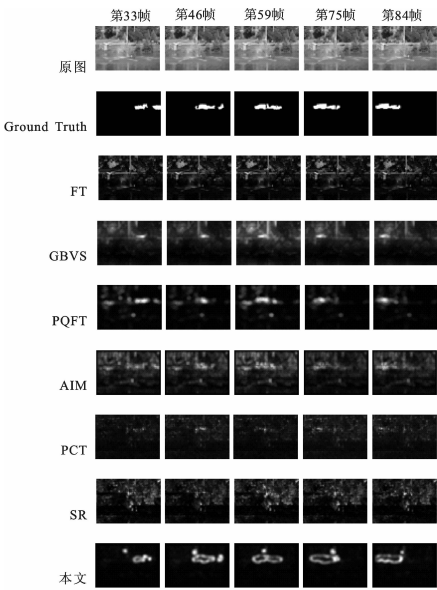


图 4 本文方法和其他方法在 Fountain 数据库对比图

效果对比.从左到右分别是视频段第 13、18、23、42、49 输入帧.从上到下分别是输入图像,Groundtruth、FT 显著图、GBVS 显著图、PQFT 显著图、AIM 显著图、PCT 显著图、SR 显著图以及本文方法的显著效果图.可以发现:FT 的注意力大部分都被洞口的明亮白光所吸引,没能将注意力放在飘动的降落伞. GBVS、AIM、PQFT 虽然关注到了降落伞,但是背景中存在很多的干扰,比如第 13 帧和第 18 帧图像中,这几种方法的显著图的背景都较为明亮.并且 PQFT 在后两帧中没能检测到降落伞的存在. PCT 和 SR 这两种方法关注到的只是一小部分降落伞的边界.本文所提出的方法不仅将注意力关注在移动的降落伞本身,并且对于背景光照的影响有良好的抑制能力.

图 6 给出了六个常用跟踪方法和本文方法在 Stefan 数据库中随机选取的五幅视频帧的显著效果图.从左到右分别是视频段第 24、34、45、72、82 帧图像.从上到下分别是输入图像,Groundtruth、FT 显著图、GBVS 显著图、PQFT 显著图、AIM 显著图、PCT 显著图、SR 显著图以及本文方法.比较各种方法的显著效果图;可以看出 FT 的方法没能将注意力集中于任何区域. GBVS 没能将注意力集中在移动的前景网球手反而受到了背景的扰动. PQFT 只是关注前景物体一部分,显著区域也都较为昏暗,并且对于背景区域没有抑制能力. AIM 在各帧图像中都没有能对移动的网球手和背景看台进行良好的区分. PCT 和 SR 这两种方法同样可以看出,没能将注意力关注在任何

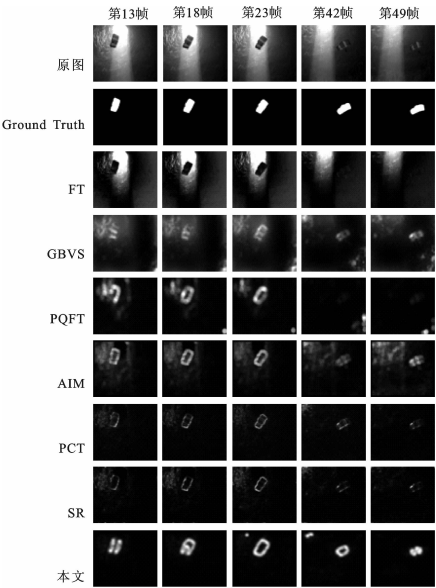


图 5 本文方法和其他方法在 Parachute 数据库对比图区域. 对于本文所提出的方法,从各帧图像均可以看出,能够将注意力关注在移动的网球手本身,并且对于背景复杂的影响有良好的抑制能力.

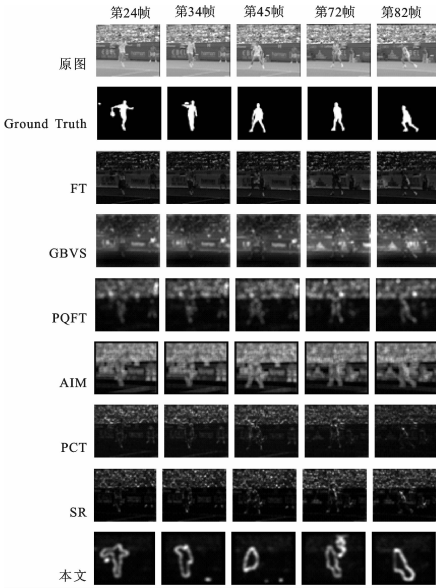


图 6 本文方法和其他方法在 Stefan 数据库对比图

图 7 所示为六个常用跟踪方法和本文方法在 Walking 数据库中随机选取的五幅视频帧的显著效果. 从左到右分别是视频段第 11、40、62、95、123 输入帧. 从上到下分别是输入图像,Groundtruth、FT 显著图、GBVS 显著图、PQFT 显著图、AIM 显著图、PCT 显著图、SR 显著图以及本文方法的显著效果图. 比较显著效果图:本文提出的方法在运动目标捕捉方面有不错的效果. 同时由于背景噪声较大,在背景抑制方面从各帧图像均可看出,该方法表现得

较好. PQFT 只能将一小部分注意力点放在移动的人身上,并和 AIM 以及 GBVS 一样在背景抑制效果不是特别良好. 对于 PCT 和 SR 这两种方法同样存在不能将注意力集中到前景物体的缺陷.

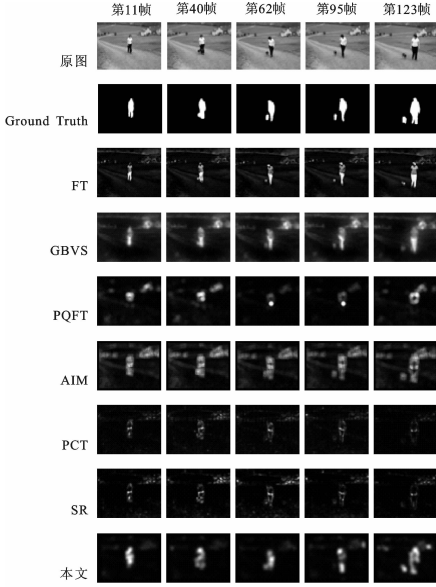


图 7 本文方法和其他方法在 Walking 数据库对比图

4.3 F1-Measure

F-Measure 是图像领域的常用的一个评价标准,计算公式为

$$F\text{-Measure} = \frac{(\beta^2 + 1) \times p_{thr} \times r_{thr}}{\beta^2 p_{thr} + r_{thr}} \quad (10)$$

式中, β 是参数, P 是精确率, R 是召回率. 当参数 $\beta=1$ 时,就是最常见的 F1-Measure 评价指标.

在本实验中采用的数据评价指标为 PRC 曲线以及 F1-Measure 值:

$$Precision = \frac{G \cap S}{S}, Recall = \frac{G \cap S}{G} \quad (11)$$

式中, G 为 Ground Truth 地物真实图, S 为对应的显著图. $G \cap S$ 为被算法正确标记提取的显著区域.

F1-Measure 值:

$$F1\text{-Measure} = \frac{2 \times p_{thr} \times r_{thr}}{p_{thr} + r_{thr}} \quad (12)$$

表 2 给出的是六种常用跟踪模型以及本文提出的模型的 F1-Measure 值,该值能够有效地表示算法提取显著目标和抑制非显著目标的能力. 从实验结果看出,对于镜头运动或者背景扰动情况,目标跟踪效果都不如本模型. 可以看到在其中三个不同的视频来讲,本文的方法都比其他各种方法性能都有所提高. 对于 Walking 数据库中,该方法也优于除 GBVS 以外的各种方法.

表 2 F1-Measure 比较结果

算法	本文	FT	GBVS	PQFT	AIM	PCT	SR
Fountain	0.260	0.065	0.138	0.171	0.164	0.143	0.078
Stefan	0.220	0.065	0.060	0.054	0.044	0.056	0.066
Walking	0.316	0.309	0.385	0.279	0.305	0.315	0.222
Parachute	0.377	0.034	0.191	0.237	0.182	0.270	0.134

4.4 PRC 曲线

对于四个数据库中各种方法,分别绘制 PRC 曲线图,如图 8~11 所示.

$$PRC = \{(r_{thr}, p_{thr}) \mid thr = 0, 1, \cdots, 250\}.$$

PRC 曲线图是对于 F1-Measure 值得量化表示.

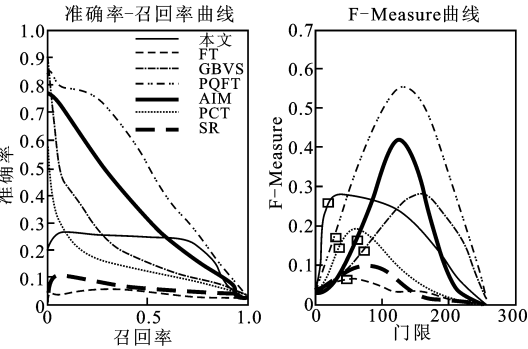


图 8 Fountain 数据库 PRC 曲线对比图

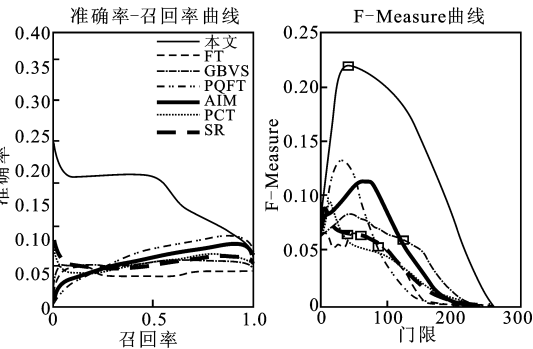


图 9 Stefan 数据库 PRC 曲线对比图

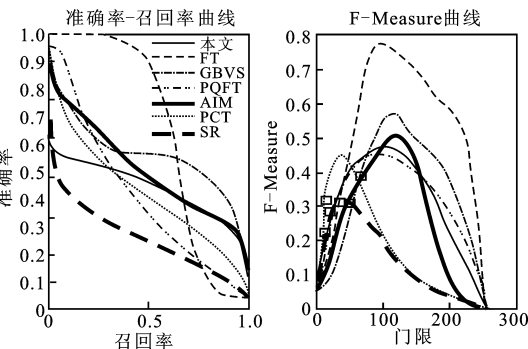


图 10 Walking 数据库 PRC 曲线对比图

4.5 m-SSIM

在本实验中采用的数据评价指标为 m-SSIM 结

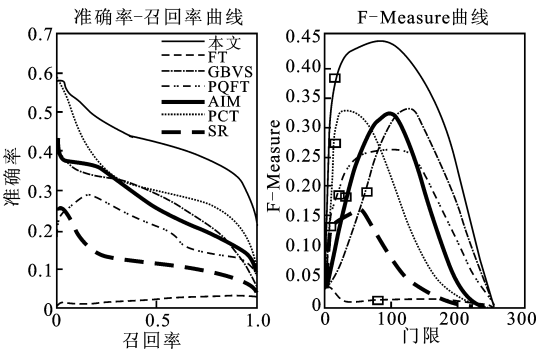


图 11 Parachute 数据库 PRC 曲线对比图

构相似性值,是一种用来评测图像质量的一种方法.从表 3 可以看出,本文所提出的方法在结构相似性评价指标上也有着较为理想的效果.

表 3 m-SSIM 实验比较结果

算法	本文	FT	GBVS	PQFT	AIM	PCT	SR
Fountain	0.462	0.124	0.099	0.301	0.093	0.089	0.206
Stefan	0.257	0.113	0.113	0.141	0.138	0.126	0.293
Walking	0.311	0.099	0.052	0.346	0.114	0.241	0.487
Parachute	0.635	0.176	0.087	0.518	0.288	0.259	0.553

5 结束语

本文提出了一种基于 PCNN 空洞滤波、光流幅值和拓扑特性的运动目标检测算法.采用各像素点之间速度幅值之间的差异能够良好的将运动目标和背景物体进行区分,并且进一步通过 PCNN 能获得更好的平滑效果.实验结果表明,本文提出的方法在目标检测能力和背景抑制效果上优于 FT GBVS PQFT AIM PCT SR.该方法能够改善传统跟踪算法的局限性,并实现快速和精确的检测效果.

参考文献:

[1] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1980, 17(81):185-203.

[2] Hemami S, Estrada F, Susstrunk S. Frequency-tuned salient region detection[C]// IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009). Miami:IEEE,2009:1597-1604.

[3] Schölkopf B, Platt J, Hofmann T. Graph-based visual saliency[M]. MIT Press, 2010:545-552.

[4] Guo C, Ma Q, Zhang L. Spatio-temporal Saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage:IEEE,2008:1-8.

5 结束语

本文从从硬件木马结构特性的角度分析了 RTL 级木马常用的设计类型,并提出了用特定的 PERL 脚本分步去处理带有可疑木马文件的方法,并结合 AES 基准木马电路和参考文献中的木马证明了该方法的可行性,虽然在面对大型设计时可能出现可疑信号较多需要人工甄别的情况,但其在大幅度降低处理文件的时间以及完善其他硬件木马检测方法不足的方面有着独特的优势,可以在芯片设计的下一个流程前进行第一遍检查筛选,很有现实意义.

参考文献:

- [1] 唐 棠. 基于旁路分析的硬件木马检测技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2014.
- [2] 李雄伟,王晓晗,张 阳,等. 基于多旁路综合分析的硬件木马检测方法[J], 计算机仿真, 2015, 32(3): 216-219.
- [3] Kan Xiao, Domenic Forte, Mohammed Tehranipoor, et al. A novel built-In self-authentication technique to prevent inserting hardware Trojans[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2014, 33(12):1778-1791.

- [4] 房磊. 基于门级网表的硬件木马检测技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2014.
- [5] Liu Huafeng, Luo Hongwei, Wang Liwei, et al. Design of hardware Trojan horse based on counter[C]// IEEE International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering. Xi'an: IEEE, 2011:1007-1009.
- [6] Jie Zhang, Qiang Xu. On hardware Trojan design and implementation at register-transfer level[C]// IEEE International Symposium on Hardware-Oriented Security and Trust (HOST). Austin: IEEE, 2013:107-112.
- [7] Mainak Banga, Michael S Hsiao. Trusted RTL: Trojan detection methodology in pre-silicon designs[C]// IEEE International Symposium on Hardware-Oriented Security and Trust. Anaheim: IEEE, 2010:56-59.
- [8] 李振. 数字类型的硬件木马设计实现与分析[D]. 成都:电子科技大学,2011.

作者简介:

成 祥 男, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为 ASIC 可信设计流程的方法. E-mail: 85278407@qq. com.

李 磊 男, (1982-), 研究员. 研究方向为专用集成电路设计.

程 伟 男, (1987-), 硕士研究生. 研究方向为微电子与固体电子.

(上接第 55 页)

- [5] Bruce N, Tsotsos J. Attention based on information maximization [J]. Journal of Vision, 2010, 7(9):950-950.
- [6] 徐凯. 基于显著性分析的视觉注意模型研究[D]. 上海:复旦大学, 2013.
- [7] Hou X, Zhang L. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE Computer Society, 2007:1-8.
- [8] Chen L. Topological structure in visual perception. [J]. Science, 1982, 218(4573):699-700.
- [9] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feather linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat cortex [J]. Neu-

ral Computation, 1990, 2(3): 293-307.

- [10] Gu X, Yu D, Zhang L. Image shadow removal using pulse coupled neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(3):692 - 698.
- [11] Ell T A, Sangwine S J. Hypercomplex fourier transforms of color images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1):22-35.

作者简介:

王健丞 男, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理. E-mail: 14210720044@fudan. edu. cn.

顾晓东 男, (1970-), 博士, 博士后, 教授. 研究方向为人工神经网络、图像处理、模式识别、生物建模等.