

# 噪声背景中点目标检测的多比例法

彭嘉雄<sup>1</sup>, Tie Peng<sup>2</sup>

(1. 华中理工大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074; 2. PMC-Sierra Inc., # 227-116 Research Drive, Saskatoon, SK, Canada S7N 3R3)

**摘 要:** 要把淹没在噪声背景中的运动点目标检测出来是一个十分困难的问题. 本文提出了一个基于多比例几何技术的运动目标检测新方法. 以高斯函数作为滤波核, 用多比例方法构造了一个四维比例时空空间. 利用一阶几何特征导出了目标的运动约束方程. 基于目标图像的速度一致性和像素连接性, 研究了解决运动检测与速度估计的方法. 描述了速度平面上约束直线聚类点或聚类区的粗精搜索算法. 给出了精确地搜索最优比例的精度度量. 提出的实验和比较结果, 支持了这些研究.

**关键词:** 噪声背景; 点目标检测; 多比例方法; 运动约束方程; 运动检测

**中图分类号:** TN957.71

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2000) 09-0034-05

## A Multiscale Method for Detection of Point Target in Noisy Background

PENG Jia-xiong<sup>1</sup>, Tie Peng<sup>2</sup>

(1. Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Sci. and Tech., Wuhan 430074, China;

2. PMC-Sierra, Inc., # 227-116 Research Drive, Saskatoon, SK, Canada S7N 3R3)

**Abstract:** To detect a moving point target that is submerged in noisy background is a very difficult problem. A new approach to moving target detection based on multiscale geometric technique is proposed in this paper. A 4-D scale spatio-temporal space is constructed by multiscale approach using Gaussian as a filtering kernel. A motion constraint equation for moving target is derived by the first order geometric features. A technique for solving the problem of motion detection and velocity estimation based on the velocity identity and pixel connectivity of the target image is described. A coarse-fine search algorithm of the clustering point or area for constrained straight lines on the velocity plane is outlined. An accuracy measure for precisely how to search an optimal scale of Gaussian is given. The experiment and comparison results are presented to support the research.

**Key words:** noisy background; point target detection; multiscale approach; motion constraint equation; motion detection

### 1 引言

对于弱目标检测问题, 有些工作集中于用动态规划和状态估计技术来增加目标的检测性. 然而, 它们在低信噪比情况下可能呈现差的性能. 此后, 频域中的三维时空匹配滤波技术又被简化为只在空域中进行的二维匹配滤波, 然后再在时间序列中进行递推求和的方法<sup>[1]</sup>. 文献[2]又进一步发展成为基于线性变系数差分方程的方法, 用来提高目标的信噪比. 最近, 文献[3]则在研究了用于小目标分割的六种背景抑制滤波器之后, 提出了基于自适应门限的背景抑制与小目标分割检测方法.

M. Irani 等人用计算像素小邻域上灰度差的加权平均再用梯度进行归一化, 以此作为运动的度量<sup>[4]</sup>. 他们首先辨识有纯平移运动的区域并分割相应于计算运动的区域, 再对分割的区域计算一个高阶参数变换(仿射变换, 射影变换, 等等)来改善运动估计并迭代上述步骤直至收敛. 另一个由 S. P. Liou 和 R. C. Jian 提出的运动检测方法是基于时空空间中运动轨

迹任一点上切线和法线的正交性<sup>[5]</sup>. 但是为了得到图像函数的时间和空间偏导数, 必须实时完成在时空空间中的三维曲面拟合, 从而增加了计算量. Bir Bhanu 和 D. H. Richard 使用图像分割方法来检测运动目标<sup>[6]</sup>. 然而在许多情况下, 从复杂的前景和背景中分割出运动目标是很困难的任务. 另外, 光流法<sup>[7]</sup>是文献中最常见的方法. 但是它很耗时而且在有些情况下不可用, 例如有阶跃边缘和遮挡的情况. 在这些情况下, 光流的连续性不能得到保证.

单像素目标容易被噪声所干扰, 检测这种目标运动轨迹的一种有效方法在文献[8]中提出来了. 这个方法是基于连续性滤波器来抑制大量的噪声, 把轨迹的性质嵌入到一个代价函数中并把轨迹检测问题归结为代价函数的最小化问题. 但是这个方法仅仅对于二值化图像是可用的. L. I. Perlovsky 等人基于使用内部世界模型的十个方程式所定义的 MLANS 非线性神经网络系统, 描述了一个自动目标识别方法和一个有关的非合作辨别敌友的问题<sup>[9]</sup>. 这些模型在 MLANS 中对大

收稿日期: 1999-05-30; 修回日期: 2000-01-21

基金项目: 国防科技预研基金 (No. 97J2. 4. 4. JW0517)

量的神经网络权系数进行编码并且 MLANS 用一些先验样本进行学习。

还有一些其他的运动检测方法,如 M. V. Srinivasan 提出的基于微分的广义梯度方案<sup>[10]</sup>,S. D. Blostein 和 T. S. Huang 提出的使用假设检验的方法<sup>[11]</sup>,R. C. Nelson 提出的用运动观测器检测运动的方法<sup>[12]</sup>和 W. B. Schaming 提出的借助于 Bayes 统计量的像素分类法,等等。后者仅能用于检测相邻两帧之间目标的小运动,因为该方法中使用的自适应门多特征像素分类器已经假设了两帧间的运动是小的。

本文提出的方法不同于所有这些方法。基于由 J. M. Coggins 等人在文献[13~15]中发展的一组多比例几何滤波器,文中对于运动目标导出了一个新的运动约束方程。根据像素连接性和刚体移动时速度的一致性,给出了运动目标的速度辨识方法。这可以先在大比例下进行,以便发现目标区。然后减小比例使速度误差最小得到最优比例,也精确地检测和定位了目标。最后,实验和结论则在四、五节中给出。

## 2 运动约束方程

讨论一个或多个定常目标在平稳背景上运动的情况。不知道运动目标在什么位置,要检测它出现的区域和定位它的位置。在这种情况下,图像像素上的灰度变化仅仅是运动引起的。设  $(x, y)$  和  $t$  分别表示图像平面上的点和时间,则传感器输出图像在时空中的数学模型可以表示为

$$I(x, y, t) = m(x(t), y(t))c(x(t), y(t)) + b(x(t), y(t)) \cdot (1 - c(x(t), y(t))) = I(x(t), y(t)) \quad (1)$$

式中  $m(\cdot, \cdot)$  和  $b(\cdot, \cdot)$  分别是运动目标与背景的图像函数,而  $c(\cdot, \cdot)$  是一个如下的运动目标的掩模或特征函数:

$$c(x(t), y(t)) = \begin{cases} 1, & (x(t), y(t)) \in M(t) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $M(t)$  是在时间为  $t$  时受噪声污染后目标像素的集合。

在方程(1)中,背景的变化是由传感器的运动引起的而且与目标的运动速度相比变化缓慢。把讨论限制在满足条件  $\partial c / \partial x = 0$  和  $\partial c / \partial y = 0$  的点  $(x(t), y(t))$  上。对于这些目标或背景的内部点,方程(1)关于  $t$  的导数是

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} I(x(t), y(t)) &= C(x(t), y(t)) \frac{d}{dt} m(x(t), y(t)) \\ &+ (1 - c(x(t), y(t))) \frac{d}{dt} b(x(t), y(t)) \end{aligned} \quad (3)$$

先用高斯函数对图像作低通滤波来抑制噪声而增强目标信号,这就要用到带有比例  $s$  的高斯函数及其偏导数如下

$$g(\cdot, \cdot, s) = \frac{1}{2s^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2s^2}} \quad (4a)$$

$$g(\cdot, \cdot, s) = -\frac{x}{2s^4} e^{-\frac{x^2+y^2}{2s^2}}, \quad (4b)$$

$$g(\cdot, \cdot, s) = -\frac{y}{2s^4} e^{-\frac{x^2+y^2}{2s^2}}$$

式中  $\cdot$  是卷积中的积分变量。利用卷积的下列性质,

$$g(\cdot, \cdot, s) I(x(t) - \cdot, y(t) - \cdot) d\cdot d\cdot$$

$$= I(\cdot, \cdot) g(x(t) - \cdot, y(t) - \cdot, s) d\cdot d\cdot$$

以  $*$  表示空间卷积,对于经  $g(\cdot, \cdot, s)$  滤波后的图像关于  $t$  求导数得

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} (g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))) &= \frac{d}{dt} (I(\cdot, \cdot) * g(x(t), y(t), s)) = (I(\cdot, \cdot) * g_x(x(t), \\ y(t), s)) v_x + (I(\cdot, \cdot) * g_y(x(t), y(t), s)) v_y \end{aligned} \quad (5)$$

式中  $g_x, g_y$  是  $g$  关于  $x, y$  的偏导数,而  $v_x, v_y$  是像素分别在  $x, y$  方向的运动速度。

因目标的运动速度必须受方程(5)的约束,故把它叫做运动约束方程或简称 MCE(Motion Constraint Equation),它是  $v_x, v_y$  的线性方程且有三个系数。方程的左边是经高斯函数  $g$  滤波后图像的时间导数,右边的系数是滤波后图像的一阶空间偏导数并称为一阶几何特征<sup>[13~15]</sup>。

MCE表明,如果  $v_x, v_y$  同时为零或者如果  $g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))$  不随  $x$  和  $y$  而变化,用高斯函数  $g$  滤波后的图像将不随  $t$  而变化。确实如此,如果  $g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))$  不随  $t$  而变,这意味着在图像平面上没有运动出现。然而,如果  $g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))$  在  $x$  和  $y$  两个方向变化,当  $v_x, v_y$  中有非零值时,  $g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))$  随  $t$  的变化就被检测。运动检测问题就归结为  $g(\cdot, \cdot, s) * I(x(t), y(t))$  在时间中的变化检测问题。

现在,构造一个 4-D 空间  $(x, y, t, s)$  来导出 MCE,称为比例时空(Scale Spatio-temporal 或简称 SST)空间。不仅对于固定的  $s$  可从这个 SST 空间得到 3-D 时空空间  $(x, y, t)$ ,而且可以对于固定的  $t$  得到 3-D 空间-比例空间  $(x, y, s)$ 。仅当  $t$  和  $s$  同时固定时才能得到 2-D 图像平面  $(x, y)$ 。

设  $x = (x(t), y(t))$  和  $v = (v_x, v_y)$  并显式地写出卷积表达式,可使  $x, x(t)$  和  $v$  的意义得到明显的区分。

$$A(x, s) = \int \int g(\cdot, \cdot, s) I(x(t) - \cdot, y(t) - \cdot) d\cdot d\cdot \quad (6a)$$

$$B(x, s) = \int \int g(\cdot, \cdot, s) I(x(t) - \cdot, y(t) - \cdot) d\cdot d\cdot \quad (6b)$$

$$\begin{aligned} D(x, v, s) &= \frac{d}{dt} \int \int g(\cdot, \cdot, s) I(x(t) - \cdot, y(t) - \cdot) d\cdot d\cdot \\ &= g(\cdot, \cdot, s) * \left[ \frac{d}{dt} I(x(t), y(t)) \right] \end{aligned} \quad (6c)$$

对于第  $j$  个像素,设  $x_j = (x_j(t), y_j(t))$ ,  $A_j(s) = A(x_j, s)$ ,  $B_j(s) = B(x_j, s)$ ,  $D_j(s) = B(x_j, \dot{x}_j, s)$ , 式中  $v_j = \dot{x}_j = (\frac{dx_j(t)}{dt}, \frac{dy_j(t)}{dt})$ 。则 MCE 成为

$$A_j(s) v_{jx} + B_j(s) v_{jy} = D_j(s) \quad (7)$$

## 3 运动检测

方程(7)表示的是速度平面  $(v_x, v_y)$  上的直线,称为约束

直线并简称 CSL (Constraint Straight Line). 它的两个截距是  $U_{xj} = D_j/A_j$  和  $U_{yj} = D_j/B_j$ . 记为  $U_j = (U_{xj}, U_{yj})$ , 它就表示了第  $j$  个像素  $x_j$  的 CSL. 因此, 图像上的每一个像素  $x_j$  都伴随着有一个  $U_j$ , 叫做像素的运动特征并记作  $U(x_j)$  或简记为  $U_j$ . 这里仅限于讨论刚体的移动. 对此情况, 目标图像的所有像素应以同一速度运动, 也就是速度的一致性. 这意味着对于目标像素来说, 所有的 CSL 必须在速度平面上相交于一个公共点, 如图 1 所示.

由于背景像素的运动是由传感器运动引起的且比目标运动缓慢, 故背景像素的速度应在速度平面上原点  $(0, 0)$  的邻域或在一个以原点为中心的椭圆内, 如图 1

所示. 目标像素的速度是由目标运动和传感器运动合成决定的且比背景运动快.

目标像素的速度就应在这个椭圆的外面, 称它为边界椭圆或简称 BE (Bound Ellipse). 同时假定目标的轮廓与目标的内部以同样方式运动.

如图 2 所示, 在图像上一个  $3 \times 3$  窗口中任意两个像素  $P_1$  和  $P_2$  的连接性定义为

$$d(P_1, P_2) = (|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|) = \begin{cases} < 2, \text{连接} \\ \geq 2, \text{不连接} \end{cases} \quad (8)$$

根据方程式 (3), 运动的像素不属于目标就属于背景. 对于单运动目标情况,  $3 \times 3$  窗口中的每一个像素可以分类为是目标或背景如下: 如果且仅仅如果两个以上的像素是连接的同时它们在速度平面上的 CSL 在 BE 外面有一个近似公共交点, 如图 1 所示, 则分类为目标像素. 否则分类为背景像素. 在要分类的图像或区域上移动窗口且重复上述过程, 即可完成对所有像素的分类. 再对从所有窗口得来的目标像素, 检验它们的连接性就可以检测出运动目标.

若有两个运动目标, 它们在速度平面上的 CSLs 将有两个不同的交点. 按照像素的 CSLs 在交点处的速度差别, 可以区分为目标 1 和 2. 最后基于同一目标的速度一致性和像素的连接性, 就可以检测出这两个目标.

对于相邻两帧图像  $I(x(t_0), y(t_0))$  和  $I(x(t_1), y(t_1))$  中的第  $j$  个像素, 方程 (7) 的系数  $A_j(s)$ ,  $B_j(s)$  和  $D_j(s)$  可以基于方程 (4) 用平均和差分运算估计如下:

$$A_j(s) = \frac{1}{2} [g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_0), y_j(t_0)) + g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_1), y_j(t_1))] \quad (9a)$$

$$B_j(s) = \frac{1}{2} [g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_0), y_j(t_0)) + g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_1), y_j(t_1))] \quad (9b)$$

$$D_j(s) = \frac{1}{2} [g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_1), y_j(t_1)) - g(\cdot, \cdot, s) * I(x_j(t_0), y_j(t_0))] \quad (9c)$$

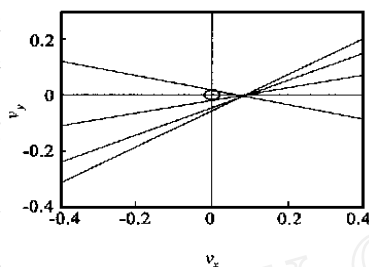


图 1 速度平面上的 CSL

$P_7$	$P_8$	$P_9$
$P_6$	1, 1	2, 2
$P_5$	$P_4$	$P_3$

图 2 一个  $3 \times 3$  窗口

式中  $\Delta t = t_1 - t_0$  是时间取样间隔, 对于固定的取样率是常数. 为了提高卷积运算的估计精度, 在  $A_j(s)$ ,  $B_j(s)$  中采用了相邻两帧内卷积的平均值而不是一帧内的卷积值本身.

为便于计算机执行, 连续的  $v_x, v_y$  将用它的离散方式代替. 每一条 CSL 还必须离散化到速度平面上最靠近的网格点. 这些网格点现在起着计数器的作用, 用以对通过或靠近这些网格点的 CSL 条数进行计数. 当窗口中所有的 CSLs 都考察完后, 具有最大计数值的网格点就提供了找出窗口中目标像素最大个数的信息. 为了加快获得所期望的解, 应以较粗的网格开始搜索, 然后再以逐步精细的网格迭代地进行搜索. 若窗口中只有一个目标, 重复整个过程直到确定了窗口中所有像素的 CSL 是否相交于一点为止. 在迭代结束时, 就可以分离出具有最大计数的网格点并用它来对窗口中的像素进行分类.

对于一个  $Q \times L$  检测窗口, 共有  $N = Q \times L$  条 CSLs. 其中每两条就有一个交点, 对于  $j, k$  两条 CSLs, 得到第  $r$  个交点是

$$v_{rx}(s) = \frac{B_k(s) D_j(s) - B_j(s) D_k(s)}{A_j(s) B_k(s) - A_k(s) B_j(s)};$$

$$v_{ry}(s) = \frac{A_j(s) D_k(s) - A_k(s) D_j(s)}{A_j(s) B_k(s) - A_k(s) B_j(s)} \quad (10)$$

在  $N$  条 CSLs 中任取两条不同的 CSLs 出来进行组合, 交点的总数是组合数:  $C_N^2 = \frac{N!}{(N-2)!2!} = R$ , 对于  $3 \times 3$  窗口就是:

$$R = C_9^2 = \frac{9!}{(9-2)!2!} = 36.$$

如果所有这些交点散布在一个很大的区域上, 则说明像素的速度一致性很差, 检测窗口内无目标像素. 如果所有这些交点聚集在一个很小的区域里, 则说明像素的速度一致性很好. 因为 CSL 的条数多于未知数的个数 (2 个) 而无准确解存在, 但可用平均交点的速度作为近似解. 即

$$\bar{v}_x(s) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R v_{rx}(s); \quad \bar{v}_y(s) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R v_{ry}(s) \quad (11)$$

取误差的方差之和作为误差的度量, 即

$$\Delta_v^2(s) = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R [v_{rx}(s) - \bar{v}_x(s)]^2 + \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R [v_{ry}(s) - \bar{v}_y(s)]^2$$

$$= \Delta_{v_x}^2(s) + \Delta_{v_y}^2(s) \quad (12)$$

或简单地取标准差代替方差得

$$\Delta_v(s) = \Delta_{v_x}(s) + \Delta_{v_y}(s) \quad (13)$$

我们并不知道图像中是否有目标出现? 在何处出现? 大小如何? 形状如何? 所以建议上述检测过程先在大的比例  $S$  下进行, 以便迅速地发现目标. 然后使比例  $S$  在图像序列中逐步减小到它的最优值, 使得所有目标像素的速度解在上述误差函数为最小的意义上成为最精确. 故最优比例由下式确定

$$\Delta_v^2(S_{\text{opt}}) = \min_S \Delta_v^2(s) \quad \text{或} \quad \Delta_v(S_{\text{opt}}) = \min_S \Delta_v(s) \quad (14)$$

式中  $S$  是  $s$  的取值集合.

## 4 实验

检测淹没在噪声背景中的点目标已在几个模拟图像序列上进行了实验. 点目标在这里是指在  $3 \times 3$  窗口中目标的大小只有 3 到 9 个像素, 所以它不同于单像素目标但在整个图

像上看起来好像一个点. 实验图像的大小是  $180 \times 180$  且信噪比是 3, 信噪比定义为点目标上的最大灰度与噪声标准差之比. 目标像素在两帧图像间的位移在水平和垂直方向都是一个像素, 像素的大小是  $0.26 \times 0.26$ .

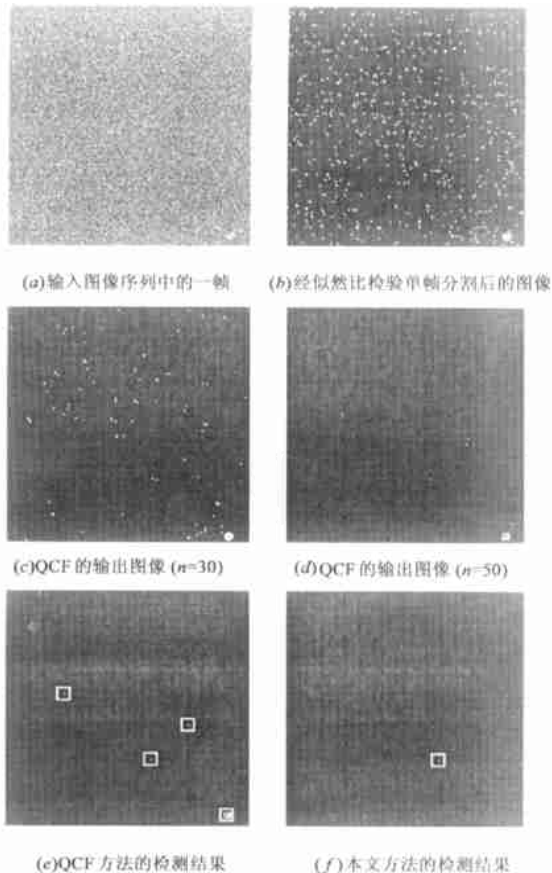


图 3 实验中的一些图像

为了比较, 还用文献[8]中的准连续性滤波器 QCF (Quasi-Continuity Filter) 方法进行了实验. 图 3(a) 是具有 60 帧的序列中的一帧, 图 3(b) 是它经过似然比检验单帧预分割后的图像. 经预分割后, 在文[8]中是将背景灰度置零而可能的目标像素灰度置 1. 保持可能的目标像素灰度值不变, 以便用于后面的运动检测中. 图 3(b) 表明, 经预分割后仍有大量的虚惊像素存在, 后续检测的任务就是要从这些虚惊像素中进一步筛选出目标. 图 3(c) 和 (d) 是 QCF 经 30 帧 ( $n=30$ ) 和 50 帧 ( $n=50$ ) 滤波后的输出图像. QCF 方法的检测结果 ( $n=60$ ) 则如图 3(e) 所示. 可见文献[8]的方法在从噪声背景中搜索和定位出目标像素显然很慢, 因为它只利用了目标像素运动轨迹的连续性特征. 而本文方法还利用了目标的运动特征来从背景中分离出目标像素, 这对于从平稳背景中检测出运动的面目标来说很有用.

实验目的是要从高噪声背景中检测出运动点目标. 这不仅应利用运动信息, 还可以利用运动在序列中的连续性来提高检测效率. 先对图像作单帧预分割可以大大降低后续的计算量, 这从图 3(b) 的图像看出, 经预分割后只剩下一个候选目标像素的集合要进行检测. 如果候选目标中任一个的面

积小于  $3 \times 3$  窗口, 将首先把它扩展到  $3 \times 3$  大小, 再把它作为  $3 \times 3$  检测窗口用于本文的方法中. 图 3(f) 表明, 如果将这样的方法应用到图 3(b) 的图像上, 则只要在  $n=20$  后就得到了正确的检测结果.

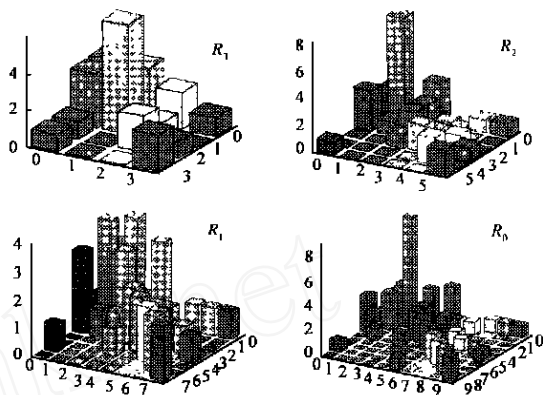


图 4 在速度平面上求解的粗略搜索图

取高斯函数  $g$  及其偏导数  $g_x, g_y$  的  $5 \times 5$  模板进行滤波卷积. 则方程(7)的系数可用方程(9)从相邻两帧图像  $I(x(t_0), y(t_0))$  和  $I(x(t_1), y(t_1))$  来估计. 当  $3 \times 3$  检测窗口移动到图像的每一位置时, 就计算窗内每一像素的 CSL. 若窗内所有目标像素的 CSLs 相交于一公共点, 就给出了 MCEs 的解. 对两个速度坐标的像  $I(x(t_0), y(t_0))$  和  $I(x(t_1), y(t_1))$  来估计. 当  $3 \times 3$  检测窗口移动到图像的每一位置时, 就计算窗内每一像素的 CSL. 若窗内所有目标像素的 CSLs 相交于一公共点, 就给出了 MCEs 的解. 对两个速度坐标的搜索范围都取从  $-0.4$  到  $0.4$ . 开始, 对  $v_x, v_y$  坐标都取网格为  $0.2$  的粗网格. 如图 4 中计数图  $R_3$  所示, 有一个唯一的计数峰值出现. 这个峰值就确立了聚类的新搜索范围, 并把新的取样间隔取为  $0.8/6$ . 同样, 一个新的计数峰值又出现了, 见图 4 中计数图  $R_2$ . 网格的进一步细化是使取样间隔为  $0.1$  和  $0.08$ . 它们的计数峰值分别见图 4 中计数图  $R_1$  和  $R_0$ . 当检测窗内所有像素的 CSLs 都分析完时, 过程结束. 图 5 是窗内有目标像素的情况, 它们 CSLs 的交点就给出了  $\bar{v}_x(s)$  和  $\bar{v}_y(s)$  的值. 在图 5.6 中,  $vx_i, vy_j, i(j=0, 1, 2, \dots, 8)$  中的下标  $i$  表示每一条 CSL 都被离散化为  $i$  个网格点, 此处取  $i=11$ ;  $vy_j, i$  中的下标  $j$  表示窗内九个像素中的每一个.

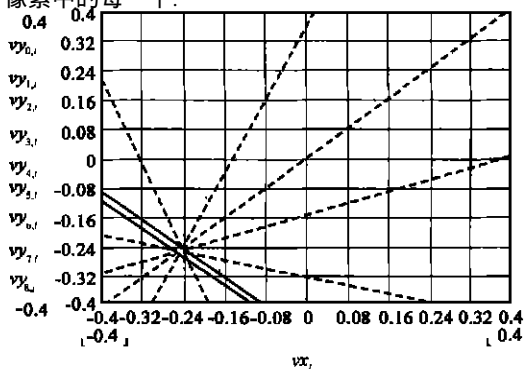


图 5  $3 \times 3$  窗内目标像素 MCEs 的解

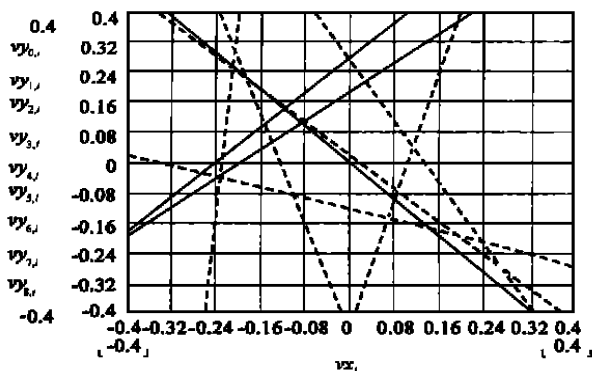


图6 3×3窗内随机运动噪声像素的MCEs

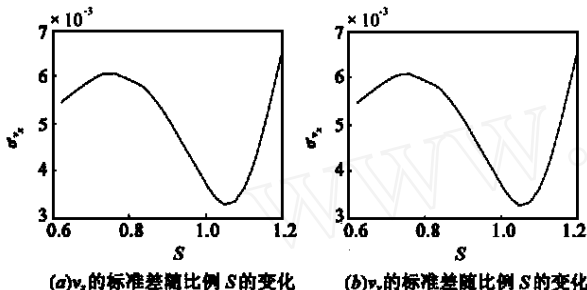


图7 噪声情况下速度的标准差与最优比例

若传感器不运动,则背景无运动,图1中的BE就退化为原点.当窗内九个像素都在静态的背景上时,它们的CSLs就公共相交于原点.如果背景像素是随机运动的噪声,它们的CSLs就无公共交点,如图6所示.实验表明,该方法对检测点目标、斑点和面目标都是有效的.因为经高斯核低通滤波后,点目标将扩展成斑点目标或小的面目标,然后再通过检测小面积目标即可检测点目标.检测性能依赖于比例 $s$ ,大的 $s$ 会导致大的虚惊概率.实验中取 $s = 0.6 \sim 1.2$ ,图7是有噪声情况的 $\hat{\sigma}_{v_x}(s)$ 和 $\hat{\sigma}_{v_y}(s)$ 曲线.从图中得到的最优比例是 $s_{opt} = 1.05$ ,同样求得无噪声情况的最优比例是 $s_{opt} = 0.75$ .前者大于后者是容易理解的,由于高斯函数是一个平滑滤波器,所以在有噪声情况下需要较大的最优比例来滤除噪声.

## 5 结论

研究了像素灰度的变化仅仅是由运动引起的图像序列.用高斯函数作为滤波核和多比例方法构造了一个4-D比例-时空空间.在此空间中导出了目标的运动约束方程.基于目标像素的运动约束直线相交于一点,提出了运动目标检测的多比例方法而且目标图像的速度解可在检测中直接得到.在图像序列中检测运动小目标的大量实验检验了该方法,它对于检测点和斑点目标都是有效的.实验结果表明,利用运动信息及其在序列中的连续性对于检测高噪声背景中的点目标比只利用其中之一更有效.在速度平面上用从粗到精的CSLs聚类搜索算法完成检测窗内像素的分类.速度解的标准差是比例值的函数,它对于解的精度给出了一个度量和相应的最优比例值.

如果图像序列中有几个速度不同的目标,则利用检测它

们的CSLs在速度平面上的不同交点来鉴别不同目标.

## 作者简介:



**彭嘉雄** 1934年出生,教授.国务院学位委1990年审批为华中理工大学模式识别与智能系统博士点首位博导.第三届国务院学位委员会、两届国家自然科学基金学科评审委员和第一、二届中国图像图形学会常务理事.并任中国人工智能学会理事等职.完成863-409,国家自然科学基金等基金、部、委攻关课题等43项.在国内外重要刊物上发表论文190余篇,SCI、EI和ISTP收录84篇,论文和教学获奖76次.1992年国务院颁发证书,授予国务院特殊津贴.



**Tie Peng** 1967年出生,1989年于华中理工大学获学士学位,1998年于加拿大Carleton大学获硕士学位.现在加拿大PMC-Sierra公司工作.主要研究兴趣为:宽带无线通信、无线电导航、并行信号处理等,已发表论文5篇.

## 参考文献:

- [1] I. S. Reed et al. A recursive moving-target-indication algorithm for optical image sequence [J]. IEEE Trans., 1990, AES-26:434 - 439.
- [2] Yan Xiong, Jiaxiang Peng et al. An extended track-before-detect algorithm for infrared target detection [J]. IEEE Trans., 1997, AES-33, (3):1087 - 1092.
- [3] 彭嘉雄,周文琳. 红外背景抑制与小目标分割检测 [J]. 电子学报, 1999, 27(12):49 - 54.
- [4] M. Irani et al. Detecting and tracking multiple moving objects using temporal integration [A]. Second European Confer. on Computer Vision, 1992:282 - 287.
- [5] S. P. Liou, R. C. Jain. Motion detection in spatio-temporal space [J]. CVGIP, 1989, 45, (2/3):227 - 250.
- [6] Bir Bhanu, D. H. Richard. Model-based segmentation of FLIR images [J]. IEEE Trans., 1990, AES-26:2 - 11.
- [7] V. Markandey, A. Reid, S. Wang. Motion estimation for moving target detection [J]. IEEE Trans., 1996, AES-32, (3):866 - 874.
- [8] Yan Xiong, Jiaxiang Peng et al. A effective method for trajectory detection of moving pixel-sized target. Proceed [A]. of IEEE Inter. Confer. on Systems, Man and Cybernetics, Vancouver, Canada, 1995, 3:2570 - 2575.
- [9] L. I. Perlovsky, J. A. Chernick, W. H. Schoendorf. Multi-sensor ATR and identification of friend or foe using MLANS [J]. Neural Networks, 1995, 8(7/8):1185 - 1200.
- [10] M. V. Srinivasan. Generalized gradient scheme for the measurement of two-dimensional image motion [J]. ibid, 1990, 63:421 - 431.

(下转第12页)

## 5 结论

本文提出一种将彩色数字水印嵌入到原始图像中的方法.利用静态图像的压缩编码技术,将彩色数字水印编码为一系列二值 ID 数字,该二值 ID 数字序列,可以直接作为掩码信息,实现水印的嵌入.由于,在 DCT 变换域内实现水印的嵌入,同时,水印的嵌入过程是基于原始图像的 DCT 系数之间的关系,不仅保证了在有损压缩过程中(如 JPEG),嵌入的水印能有效地生存,而且,水印的提取不需要原始图像.仿真试验表明本文提出的算法,对一些图像处理操作和有损压缩攻击是鲁棒的.

## 参考文献:

- [1] Raymond B. Wolfgang, Christine I. Podilchuk, Edward J. Delp. Perceptual watermarks for digital images and video [J]. Proceedings of the IEEE, July 1999, 87(7): 1108 - 1126.
- [2] C. I. Podilchuk, W. Zeng. Image-adaptive watermarking using visual models [J]. IEEE J. Select. Areas Commun., May 1998, 16(4): 525 - 539.
- [3] W. B. Pennebaker, J. L. Mitchell. JPEG: Still Image Data Compression Standard [M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993.
- [4] Chuan-Fu Wu, Wen-Shyong Hsieh. Digital watermarking using zerotree of DCT [A]. Proceeding of Fourth International Conference on Electronic Measurement & Instruments [C], Aug. 1999, 2: 820 - 824.
- [5] Ingemar J. Cox, Joe Kilian, F. Thomson Leighton, Talal Sharnoon. Secure spread spectrum watermarking for multimedia [J]. IEEE Trans. on IP, Dec. 1997, 6(12): 1673 - 1687.
- [6] NIU Xian-mu, LU Zhen-ming, SUN Sheng-he. Digital watermarking of still images with gray-level digital watermarks. IEEE Trans. on Consumer Electronics, Feb. 2000, 46(1): 137 - 145.
- [7] M. Kutter, F. A. P. Petitcolas. A fair benchmark for image watermarking systems [J]. in Proceedings of SPIE, Jan. 1999, 3657.

## 作者简介:



**牛夏牧** 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系副教授, 博士研究生. 曾荣获国家科技进步二等奖 1 项, 省部级科技进步奖若干项. 出版著作 2 部. 在国内外科技刊物和会议上发表论文 30 余篇, 其中 10 余篇被国际四大检索源 (SCI, EI 和 ISTP) 收录. 主要研究方向包括自动化测试与微波测量技术、数字水印技术以及计算机软硬件设计等.



**陆哲明** 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系博士研究生. 在国内外科技刊物和会议上发表论文 10 余篇, 其中 3 篇被 SCI 收录. 主要研究方向包括语音编码和数字图像处理技术.



**孙圣和** 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系教授, 博士生导师. 国务院学科评议组成员, 国家科技奖评审组成员. 曾荣获国家科技进步二等奖 1 项, 省部级科技进步一等奖 4 项. 出版著作 6 部. 在国内外科技刊物和会议上发表论文 150 余篇, 其中 72 篇被国际四大检索源 (SCI, EI) 收录. 主要研究方向包括计算机自动化测试与控制技术、数字信号处理技术等.

(上接第 38 页)

- [11] S. D. Blostein, T. S. Huang. Detecting small, moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing [J]. IEEE Trans., 1991, ASSP-39: 1611 - 1629.
- [12] R. C. Nelson. Qualitative detection of motion by moving observer [C]. Proceed. of IEEE Computer Society Confer. on CVPR, 1991: 173 - 178.
- [13] James M. Coggins. A statistical approach to multiscale medial vision [A]. Proceed. of SPIE, 1768, San Diego July 1992.
- [14] James M. Coggins. Statistical investigations of multiscale image structure [A]. Proceed. of 2nd Inter. Confer. on Visualization in Biomedical Computing, Chapel Hill, NC, October 1992.
- [15] D. E. Fritsch, J. M. Coggins, S. M. Pizer. A multiscale medial description of grayscale image structure [A]. Proceed. of SPIE Confer. on Intelligent Robots and Computer Vision X: Algorithms and Techniques, Boston, November 1991.