

一种新的用于点目标检测与跟踪的闭环 pipeline 算法

张海英^{1,2)} 张田文¹⁾

¹⁾(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

²⁾(哈尔滨理工大学计算机与控制学院 哈尔滨 150008)

摘 要 提出了一种由滤波管道、检测管道构成的闭环管道算法用于检测与跟踪复杂云天背景下的点目标,引入了基于单帧局部对比度门限的预处理算法进行杂波抑制,设计了基于三帧图像相关性分析的连续滤波器进行噪声剔除.实验分析表明,该算法不仅能够检测出作任意轨迹运动的点目标,而且能够有效地预测跟踪窗.它在搜索空间的缩小、计算复杂性的降低以及杂波剔除方面优于传统的管道算法.

关键词 过零点;局部对比度;高阶相关;闭环管道;目标检测

中图法分类号 TP391

A New Closed-Loop Pipeline Method for Point Target Detection and Tracking

ZHANG Hai-Ying^{1,2)} ZHANG Tian-Wen¹⁾

¹⁾(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

²⁾(School of Computer and Cybernation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150008)

Abstract A new method, namely the closed-loop pipeline, is proposed for point target detection and tracking in cloudy background. The two pipelines, a continuity filter pipeline and a test pipeline, are employed in the proposed method. At first, a preprocessing step, i. e., a local contrast thresholding, is used to detect targets, then the continuous filter using three frames correlation analysis is used to effectively remove noise. The experimental results show that the proposed method can detect and track dim point targets with arbitrary trajectories accurately, and can also predict the searching windows efficiently. The method is shown to be advantageous over the traditional one in terms of searching space, computational complexity and clutter resistance.

Keywords zero-crossing points; local contrast; high order correlation; closed-loop-pipeline; target detection

1 引 言

如何快速、精确地检测与跟踪复杂背景下的低信噪比小目标或点目标,由于其重要的实际意义,已经成为主动视觉领域中“运动目标检测跟踪”的经典问题.分析国内外出现的大量文献可以发现,目前的研究思路大致可以分为三种:滤波器设计^[1~3]、统计

假设检验方法^[4,5]以及基于序列图像的相关性分析算法^[6,7].相关性分析算法实际上基于一种“检测前跟踪”的思想,对于空间飞行的点目标,不进行基于单帧图像的硬判决,而是利用序列图像的处理,将判决延迟到采样得到的 n 帧图像之后.它的主要工作原理就是目标在相邻图像之间具有的强相关性,即对于运动位移不是很大的点目标,如果其在第 i 帧出现,则它在第 $i+1$ 帧出现的位置必将是在上一帧

收稿日期:2004-03-02;修改稿收到日期:2004-11-25. 张海英,女,1974年生,博士研究生,讲师,研究方向为目标检测与跟踪、图像处理、计算机视觉、模式识别等. E-mail:zhang2002@hit.edu.cn. 张田文,男,1940年生,教授,博士生导师,研究方向为计算机视觉、模式识别、虚拟现实等.

所在位置的一个很小的邻域内. 真实的目标一定满足这种特性, 而噪声由于其分布的随机性, 往往不具备这种特性. 这就成为有效检测和跟踪弱点目标的主要理论基础.

Wang 提出的管道流水检测算法只针对帧间运动位移小于 1 pixel 的点目标, 如果目标运动位移增大, 必须通过增大跟踪窗的尺寸来弥补, 而这势必导致:

(1) 由于在连续滤波算法中增大搜索区域而产生虚警;

(2) 由于将时间序列窗的质心作为目标位置而产生偏离;

(3) 计算复杂性增加.

此外, 当图像中存在大面积缓慢变化的云杂波以及高强度噪声时, 只通过基于两帧图像的连续滤波器进行去噪, 不能够达到理想的效果. 同时原算法对于经过检测管道之后的图像缺乏进一步的分析, 没有充分利用已有的轨迹进行跟踪范围的预测, 从而导致搜索空间过大, 计算复杂性增加和虚假航迹增多.

Liou 等提出的高阶相关算法充分进行了多帧图像之间的相关性分析, 给出了一种递归表达式, 通过不断加长相关的图像达到检测的目的. 理想的情况下, 杂波的拒绝率可以达到 98%. 但是它的实现依赖于多层前馈神经网络, 训练和计算都比较复杂, 而且高阶相关算法所处理的原始图像必须是利用传感器得到的二值图像, 通用性较差.

鉴于上述缺陷, 本文提出一种新的算法, 利用原始图像信息, 可以跟踪运动位移不超过 4 pixel、速度未知、具有平滑的直线或者曲线运动轨迹的点目标, 同时能够有效地剔除缓慢变化的背景杂波和孤立的噪声.

2 相关算法简介

2.1 管道流水算法

管道流水算法实际是一个简单的开环结构: 采样图像—与管道滤波—检测管道. 它包含两个管道(按照“先进先出”原则组织的队列): 一个由两帧图像组成的连续滤波管道, 另一个为由 n 帧图像组成的检测管道. 滤波管道的主要作用就是利用相关性原理进行基于相邻两帧图像之间的相关性滤波, 这样可以剔除掉不满足两点相关的噪声, 而具备时空高度相关特性的目标则可以顺利通过. 检测管道则是对经过滤波管道后的图像展开检测工作, 最后将

确定下来的目标位置信息全部累积于一帧图像中. 这样既检测出了目标也得到了目标的轨迹, 因此是一个典型的边检测边跟踪系统. 算法的大致流程是这样的:

(1) 将原始图像依次推入滤波管道, 利用相关性原理进行滤波去噪, 得到一个新的图像序列, 其中每一帧中的每一个像素都与其下一帧图像中的某个像素满足两点相关, 可以构成两点轨迹片断.

(2) 将滤波后的图像顺序推入检测管道. 在检测管道内, 对于这 n 帧图像, 以每一个像素为中心, 以目标的帧间最大运动位移 $|v|$ 为半径划分搜索窗, 沿着时间轴可以构成局部的三维空间, 在每个子空间内进行像素强度的累加, 计算窗口的质心, 将标记满足阈值要求的窗口作为候选目标.

(3) 将目标的位置信息标记在一帧图像中. 这样按照图像的采样率, 滤波管道和检测管道不断得到更新, 每更新一次, 就可以得到一个目标轨迹点, 从而可以实时地检测和跟踪目标.

2.2 高阶相关算法

该算法实际是管道流水算法中“与管道”思想的引申和发展. 在图像信噪比较低时, 某些高强度噪声极易通过“与管道”, 从而在后期的轨迹互联时导致相当大的计算量和虚警的产生, 所以高阶相关算法给出一种递归表达式, 通过反复迭代计算相邻三帧图像之间的相关性, 不断延长相关的图像来最终确定真实目标. 该递归表达式如下所示

$$Y^{(k)}(x, y, t_n) = g \left[Y^{(k-1)}(x, y, t_n) \times \sum_{i_1=-|v|}^{|v|} \sum_{j_1=-|v|}^{|v|} Y^{(k-1)} \times (x+i_1, y+j_1, t_{n+1}) \times \sum_{i_2=-|v|}^{|v|} \sum_{j_2=-|v|}^{|v|} Y^{(k-1)} \times (x+i_1+i_2, y+j_1+j_2, t_{n+2}) \right] \quad (1)$$

$k=1$ 时,

$$Y(x, y, t_n) = g \left[F(x, y, t_n) \times \sum_{i_1=-|v|}^{|v|} \sum_{j_1=-|v|}^{|v|} F(x+i_1, y+j_1, t_{n+1}) \times \sum_{i_2=-|v|}^{|v|} \sum_{j_2=-|v|}^{|v|} F(x+i_1+i_2, y+j_1+j_2, t_{n+2}) \right] \quad (2)$$

表示三帧图像之间的一阶相关. 其中 $g(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$ 是一个硬判决函数. $F(x, y, t_n)$ 表示 t_n 时刻采样得到的图像. k 表示递归次数, (i_1, j_1) 表示从图像 t_n 到 t_{n+1} , 像素沿 x, y 轴的运动位移, (i_2, j_2) 表示从图像 t_{n+1} 到 t_{n+2} , 像素沿 x, y 轴的运动位移, $(-|v|, |v|)$,

$|v|$)表示目标像素的可能运动范围。

当 $Y(x, y, t_n) = 1$ 时,表示对于图像 t_n 中的一点 (x, y) ,根据相关性原理,可以在相邻的图像 t_{n+1} 和 t_{n+2} 中找到与之相关的像素,分别处于以 (x, y) 为中心, $|v|$ 为半径的小邻域和以 (x, y) 为中心, $2|v|$ 为半径的小邻域中.这相关的三点就可以构成连续的轨迹片断.高阶相关算法就是利用递归公式(式(1))迭代地计算相邻三帧图像之间的相关性,不断增加相关的图像,从而可以最终确定满足高度相关性和连续性的目标轨迹.如果 $Y^k(x, y, t_n) = 1$,说明以 (x, y) 为起点,存在一条轨迹,从图像 t_n 一直延伸到 $t_{n+1}, t_{n+2}, \dots, t_{n+2k}$.

3 闭环 pipeline 算法

3.1 单帧图像的预处理

前面提到的两种算法,在进行序列图像的相关性分析之前,都缺乏对单帧图像的预处理工作.对于云天背景下的点目标检测问题,图像中往往会存在大面积缓慢变化的云团,它们同真实目标一样极易满足高阶相关特性,往往是构成虚警的主要因素.如果能够在进行序列图像分析之前,尽可能地抑制一些杂波,则不仅会降低算法的复杂性,而且会削弱杂波形成的轨迹造成的虚警,显著地减少对于真实目标的干扰.

对于采样得到的每一帧图像,一般存在三种信号:目标、噪声与杂波.分析它们的特点可以知道,目标与噪声都呈现为孤立点,与周围小邻域内的像素平均强度相比,亮度较大,对比度较高,而缓慢变化的大面积杂波,与周围小邻域内的像素强度均值相比并不明显,明显低于目标或孤立噪声的对比度.鉴于这种图像特性的分析,本文给出一种基于单帧对比度门限的预处理算法,利用合适的门限,能够有效地剔除杂波,简化后续工作.局部对比度的定义:

$$lc(x_i, y_i) = \frac{I(x_i, y_i)}{\frac{1}{8} \left(\sum_{(x_k, y_k) \in (area_k)} I(x_k, y_k) \right)} \quad (3)$$

其中, $I(x_i, y_i)$ 表示图像中位于 (x_i, y_i) 处的像素的强度, $area_i$ 表示第 i 个 3×3 小邻域, (x_k, y_k) 表示位于该小邻域内的像素.根据计算得到的对比度 $lc(x_i, y_i)$ 会存在两种情况:

(1) $0 < lc(x_i, y_i) \leq th_contrast$, 该情况说明,该点是缓慢变化的云杂波,可以将其去掉.

(2) $lc(x_i, y_i) > th_contrast$, 该情况说明,该点

是目标或者是孤立的噪声,所以保留.

其中, $th_contrast$ 表示分割的门限,针对不同云天背景下的图像序列, $th_contrast$ 是不同的.门限选取的原则是既要保证尽可能多地抑制杂波,同时还要保证不漏警. $th_contrast$ 可以参考计算得到的图像的局部对比度均值而确定.

经过预处理之后,杂波的抑制率一般可以达到 80% 以上,大大地减少了后期的计算量.

3.2 基于三帧图像相关性分析的连续滤波

预处理之后,为了进行序列图像的相关性分析,必须进行图像的二值化分割.由于原始图像已经被分割为多个 3×3 的小区域,此时只需将超过阈值的像素置成“1”,其它的像素置成“0”即可.

经过分割之后的图像为二值图像,表达式如下:

$$F(x, y, t_n) = s(x, y, t_n) + [1 - s(x, y, t_n)]N(x, y, t_n) \quad (4)$$

其中, x, y 表示离散的二维平面的位置, t_n 表示第 n 个采样时刻.图像 F 由目标 s 和噪声 N 组成.因此, $F=1$ 表示该点或者是目标,或者是噪声.

本文在借鉴高阶相关算法的基础上,设计了基于三帧图像的一阶相关性滤波器,提高了传统与管道中相关图像的数目,同时又避免了式(1)中繁琐的迭代过程,利用管道结构实现,简单易行.由于前期的预处理工作已经剔除掉大部分的杂波,因此两者的结合可以达到理想的效果.

基于三帧图像的滤波管道算法:

1. 初始化,构建一个由三帧图像组成的相关性滤波管道,依次将三帧图像推入管道.由于目标的位置没有确定,此时跟踪窗设置为整个图像.

2. 在滤波管道内完成下述操作:

2.1 在跟踪窗内,对于管道底部图像中的每一个像素,根据式(2)计算其与顶部两帧图像之间的相关性.

2.2 如果管道底部图像 t_n 中存在满足式(2)的像素,则将它作为三点轨迹片段的起点保留在图像 t_n 中,同时相应地保留图像 t_{n+1}, t_{n+2} 中与该点相关的像素.

3. 更新滤波管道,将管道底部的图像 t_n 输出到检测管道,同时从管道顶部推入下一帧,转步 2.

原始的图像序列经过滤波管道之后,杂波和噪声得到了进一步地抑制,保留下来的具备三点相关的像素要远远少于通过传统“与管道”得到的两点相关的像素,噪声的抑制率可以提高将近 50%.

3.3 目标位置的初定位

这一节的主要任务就是利用得到的滤波图像累积目标的轨迹片断,然后利用这些轨迹片断初步锁定目标的位置.

3.3.1 基于检测管道进行轨迹累加

(1) 初始化, 构造一个由 n 帧图像组成的检测管道以及一个空白帧. 检测管道用来累加图像, 空白帧用来存储检测管道的输出.

(2) 在 n 个时间步, 依次地向滤波管道顶部推入三帧图像完成相关性滤波, 将滤波管道的输出推入到检测管道.

(3) 将检测管道内所有图像进行累加, 存入空白帧并输出, 此时已经得到了具有 n 点轨迹序列的累加和图像.

(4) 将检测管道内的 n 帧图像全部撤消.

在传统的管道算法中, 检测管道每更新一次, 推入 1 帧, 撤消 1 帧. 在本文中, 检测管道每更新一次, 推入 n 帧, 相应的撤消 n 帧, 由于提高了管道的吞吐率所以可以显著地加快算法的运行速度.

3.3.2 目标位置的初定位

在传统的管道流水算法中, 检测管道每更新一次都以整幅图像作为跟踪窗. 实际上, 根据目标的运动特点, 目标只会出现在图像中的某个小区域中, 如果能够对目标的位置进行初步的定位, 就可以提前移除不存在目标的跟踪窗. 这样, 检测管道进行更新时, 就无需处理整幅图像, 而只需在其中很少一部分的跟踪窗内进行搜索, 算法的运算速度将会成倍地减少. 下述的工作就是解决如何进行目标位置的初定位的.

对于检测管道输出的累加和图像, 有两项工作要做:

(1) 进行轨迹互联, 提取满足目标轨迹连续性要求的轨迹片断, 也可以理解为另一种意义上的“聚类”.

① 划分窗口. 因为目标的运动范围有限, 轨迹片断只占据图像的很小一部分, 所以可以将图像按照从左至右, 从上至下的扫描顺序划分成多个窗口, 在窗口内展开并行搜索. 因为目标在相邻两帧图像之间的运动位移不会超过 $|v|$ 个像素, 假定不存在漏检, 则对于长度为 n 的轨迹, 窗口尺寸的下限为 $|v| \times n$, 实际操作中可以适当调整. 同时为了保证轨迹的完整性, 窗口之间允许有部分的重叠区域.

② 聚类分析. 聚类分析的主要目的是得到连续的长度至少为 n 的轨迹片断, 每个轨迹片断称为一类. 下面给出一些相关定义.

定义 1. 某一窗口中的所有像素叫做“叶子”节点, 也叫“基类”.

定义 2. 将每一窗口中的基类按照聚类算法进行聚类分析之后得到的类叫做“新类”.

聚类分析过程:

1. (时间聚类) 为了满足目标的运动点迹按照时间顺序出现的性质, 将“叶子”数目大于 n 的窗口中的所有叶子按照时间顺序聚为 n 个新类, 记作 $mid_cluster$. 即: 对于某一窗口中的叶子节点 $point_i$, 有

$$point_i \in mid_cluster_m, \text{ if } point_i \in F_{t_m}, m=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中, F_{t_m} 表示 t_m 时刻采样得到的图像. 这样在第一帧图像中出现的“叶子”节点聚为第一类; 第二帧中出现的“叶子”节点聚为第二类... 直至第 n 帧中出现的“叶子”节点聚为第 n 类.

2. (轨迹互联) 通过聚类过程, 提取连续的轨迹片断. 生成若干个新类, 记作 $final_cluster_w, w=1, 2, \dots$.

下面的算法步骤针对 $final_cluster_1$ 的形成过程:

1. 初始化, 设 $m=1$, 表示聚类分析从顺序聚类得到的第一个新类 $mid_cluster_m$ 开始, 实际上是从轨迹的起点开始进行轨迹互联. $class=1, final_cluster_{class}=\{\}$, 新类初始化为空.

2. 设 $mid_cluster_m$ 中的叶子节点总数为 $count_m$. $i=1$, 从 $mid_cluster_m$ 中取出第一个叶子 $point_{mi}$, $final_cluster_{class}=final_cluster_{class} \cup \{point_{mi}\}$.

3. 对于 $final_cluster_{class}$ 中新合并进来的所有叶子, 分别在 $mid_cluster_{m+1}$ 中寻找满足下式的叶子节点 $point_{(m+1)j}$.

$$\begin{cases} 0 < dist(point_{mi}, point_{(m+1)j})_x = \\ \quad | (point_{mi})_x - (point_{(m+1)j})_x | \leq |v| \\ 0 < dist(point_{mi}, point_{(m+1)j})_y = \\ \quad | (point_{mi})_y - (point_{(m+1)j})_y | \leq |v| \end{cases} \quad (6)$$

其中, 下标 x, y 表示沿着 x, y 轴的坐标分量. 它们必须满足轨迹片断的距离约束.

3.1 如果节点存在, 则称这些叶子节点为后继节点, 相应的称 $final_cluster_{class}$ 中与之满足式(6)约束的叶子节点为直接前趋. 沿着每个直接前趋向前回溯, 会得到一条轨迹分支, 该分支上的节点称为此后继节点的间接前趋.

逐个测试后继节点:

① 如果该后继节点与它所有的间接前趋既不同行也不同列, 则将之归入新类 $final_cluster_{class}$.

② 如果后继节点与它的某个间接前驱同行或者同列, 则拒绝该后继节点.

测试完毕后, $m=m+1$, 指向下一个 $mid_cluster_m$, 转步 4.

3.2 如果叶子节点不存在, 转步 5.

4. 如果 $m \leq n$, 转步 3; 否则转步 5.

5. 结束.

注. 上述的聚类过程不允许两个叶子同行或者同列, 是为了满足目标在相邻图像间运动位移大于 0 以及目标不发生机动的假定. 对于作直线运动的目标, 只需将式(6)中的两个分量的某一个下限“ $<$ ”改成“ $=$ ”, 同时去掉上限, 另一个式子维持不变即可, 即允许两个叶子同行或者同列.

(2) 剔除轨迹片断中出现的尖峰、分叉和急剧的

拐点从而保证轨迹的平滑。

经过聚类分析之后,一个 *final_cluster* 就是一条候选轨迹。由于噪声也可能被聚类进来,所以轨迹的叶子数目会超过 n 。噪声的存在会使得窗口内的轨迹呈现急剧变化的尖峰(毛刺),破坏了轨迹的平滑性约束,本文采用如下方法进行剔除:

1. 寻找过零点。为了找到毛刺而不漏检,本文给出一种通过寻找过零点剔除毛刺的方法。

1.1 首先对于窗口中的候选轨迹计算相邻两点构成的直线片段的斜率。

1.2 其次,进行 0,1 编码,对于负值,记为 0,其它标记为 1,这样得到一个二进制串。

1.3 在串内寻找具有 101,或 010 这种类似脉冲的像素,由于这些点的存在,导致了直线片段的斜率经历了由正变负,由负变正的过程,所以该点是过零点,肯定为噪声。

例如:设某条候选轨迹中各点的坐标向量为 $coordinate = [(3,2), (5,5), (8,7), (10,11), (12,10), (14,15)]$,基于离散点差分计算斜率 $k = [1.5, 0.6, 2, -0.5, 2.5]$,编码后形成的串为 $str = [1\ 1\ 1\ 0\ 1]$,按照上述标准,该例中点(12,10)应该被剔除。

2. 模板匹配。对于剔除了毛刺之后的轨迹,如果已经成为相对平滑的曲线,斜率的变化也是平缓的,它编码后应该是全 0 或者是全 1 的二进制串。这时候可以利用一个向量模板 $[0\ 0\ 0\ 0\ \dots]$ 或者 $[1\ 1\ 1\ 1\ \dots]$ 与该串进行逐点匹配,对于满足者再进行下一步。

3. 曲率约束。步 1,2 还只是从比较粗的尺度上衡量轨迹的平滑性,对于轨迹还必须考虑曲率的变化,所谓曲率实际上就是轨迹中相邻三点之间的转角。

设某条候选轨迹中连续的三点坐标为

$$point_{t_k} = (x_k, y_k), \quad (7)$$

$$point_{t_{k+1}} = (x_{k+1}, y_{k+1}),$$

$$point_{t_{k+2}} = (x_{k+2}, y_{k+2})$$

t_k 到 t_{k+1} 的方位角为

$$\alpha_{k,k+1} = \arctan \frac{(y_{k+1} - y_k)}{(x_{k+1} - x_k)} \quad (8)$$

t_{k+1} 到 t_{k+2} 的方位角为

$$\alpha_{k+1,k+2} = \arctan \frac{(y_{k+2} - y_{k+1})}{(x_{k+2} - x_{k+1})} \quad (9)$$

两个方位角之差应该满足:

$$|\alpha_{k,k+1} - \alpha_{k+1,k+2}| \leq 30^\circ \quad (10)$$

其中 30° 为相邻三次采样后目标的最大运动曲率, t_k 表示图像下标索引。

对于每一个窗口中得到的候选轨迹进行上述操作,最终可以确定一条或多条平滑的轨迹片断,这些就是候选的目标。将它们累加到一帧图像中保留下来,未来的跟踪窗就可以依据这些轨迹片断来确定。

3.4 跟踪窗的动态调整

现在已经初步锁定了目标所在的区域,则后续图像的跟踪范围就可以依此得到。在 3.3 节中已经得到了候选目标轨迹,该轨迹的终点可以表征目标未来的运动趋势,目标在后继到来的第 $n+1$ 帧图像中的位置就可以根据该点和斜率的符号进行预测,具体的位置调整如图 1 所示。

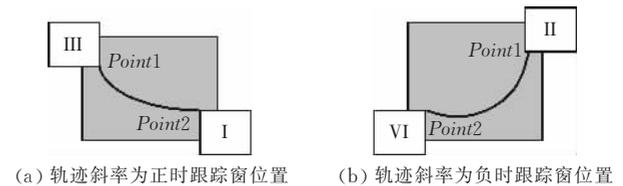


图 1 跟踪窗的位置调整

图 1 给出了不同斜率情况下跟踪窗的位置变化,小的矩形表示跟踪窗,大的矩形表示已经得到的轨迹片断。 $point1, point2$ 分别表示已经得到的 n 点轨迹序列的两个端点。 I, II, III, IV 分别表示最后得到的跟踪窗所处的象限。

具体调整规则如下。

情况 1. 初始 n 点轨迹斜率为正,如果 $point2$ 为轨迹终点,则跟踪窗位于象限 I。即以 $point2$ 为左上角坐标,长度为 $n \times |v|$ 的矩形窗作为跟踪窗。如果 $point1$ 为轨迹终点,跟踪窗位于象限 III,即以 $point1$ 为右下角坐标,长度为 $n \times |v|$ 的矩形窗口作为跟踪窗。

情况 2. 初始 n 点轨迹斜率为负,如果 $point1$ 为轨迹终点,则跟踪窗位于象限 II,即以 $point1$ 为左下角坐标,长度为 $n \times |v|$ 的矩形窗作为跟踪窗。如果 $point2$ 为轨迹终点,跟踪窗位于象限 IV,即以 $point2$ 为右上角坐标,长度为 $n \times |v|$ 的矩形窗口作为跟踪窗。

3.5 完整的闭环管道算法

前述的 3.1 节~3.4 节实际就是闭环管道算法的第一次迭代过程,或者说是初始化。因为算法引入了目标位置的初定位和跟踪窗调整这一环节,此时算法的实现已经不仅仅是文献[6]给出的简单的开环结构,而是引入了具有反馈机制的闭环结构。通过每一次迭代,利用 n 帧图像确定候选的目标所在区域,这个结果会反馈给下一次操作,修正检测和跟踪的区域,如此迭代进行,相对于简单的开环结构,计算量更小,速度更快,定位也更准确。

完整的闭环管道算法(流程见附录):

1. 初始化,设 $time = 1$,将 3.1 节~3.4 节所述步骤作为第一次迭代。

2. 修改迭代次数, $time = time + 1$ 。

3. 采样 $n-1$ 帧图像, 进行预处理得到 $n-1$ 帧二值图像.

4. 将 $time = time - 1$ 时, 存储了候选目标的图像(该图像保留了 n 点轨迹序列)以及在第 3 步得到的 $n-1$ 帧图像依次推入滤波管道, 利用 n 次循环完成检测管道的初始化:

4.1 更新滤波管道.

4.2 对于管道内的三帧图像在 $time = time - 1$ 时确定的跟踪窗内进行相关性计算, 在每一帧图像中只保留满足三帧相关的像素.

4.3 将管道底部的图像抽出输入到检测管道, 同时从管道顶部推入下一帧.

5. 将检测管道内的 n 帧图像映射到一个空白帧, 累加所有的 n 点轨迹片断, 对于该累加和图像进行下述操作:

5.1 目标位置的初定位(参见 3.3.2 节).

5.2 跟踪窗的动态调整, 确定未来的跟踪范围(参见 3.4 节).

6. 更新检测管道, 将管道内的 n 帧图像撤消.

7. 重复步 2~6.

4 实验结果及其分析

仿真实验(结果如图 2~图 13 所示). 选取的两个序列图像均为真实的云天背景, 嵌入作曲线运动的点目标. 目标的帧间运动位移不超过 4 个像素, 曲率不超过 30° , 加入高斯白噪声(均值 0, 方差 0.1), 信噪比 $SNR = (\text{目标平均强度} - \text{图像背景像素均值}) / \text{背景图像的标准差}$.

实验序列 1. 图像大小为 84×126 像素, $SNR = 2.66$, 嵌入一个作曲线运动的点目标.



图 2 原始加噪图像中的一帧



图 3 对比度分割之后的二值图像



图 4 相关性滤波之后的一帧图像

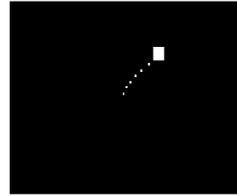


图 5 最后检测出的目标轨迹片断

实验序列 2. 图像大小为 90×120 像素, $SNR = 2.39$, 嵌入一个作曲线运动的点目标.

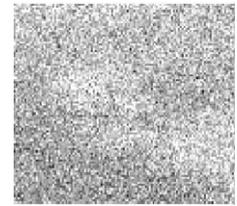


图 6 原始加噪图像中的一帧

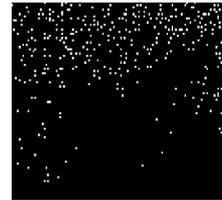


图 7 经过对比度分割之后的图像

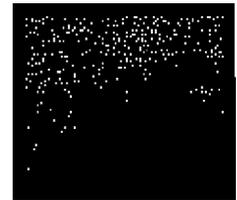


图 8 相关性滤波之后的一帧图像

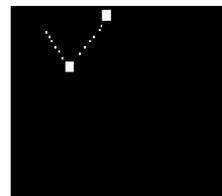


图 9 最后得到的目标轨迹和跟踪窗

真实图像序列. 从外场录像带中截取的一段, 原始图像为云天背景下由东向北飞行的一架飞机. 图像经裁减之后尺寸为 92×142 像素, $SNR = 3.19$.



图 10 真实图像序列中的一帧



图 11 对比度分割之后的图像



图 12 累加和图像

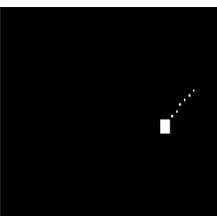


图 13 最后检测出的飞机轨迹

从上述的实验结果可以看出,由于受到具体图像的背景复杂程度、信噪比以及目标的运动轨迹等诸多因素的影响,图像的分割结果和最后的检测结果是十分不同的.对于实验序列 1 和真实的图像序列来说,信噪比较高,杂波干扰较小,所以检测结果不存在虚警,检测率达到了 100%,下一步进行搜索的跟踪窗分别位于 II, IV 象限(图 5 和图 13 中用白色矩形框表示).实验序列 2 中图像的背景杂波干扰较大,信噪比较低,得到的检测结果包括一条虚假航迹,存在两个搜索窗,其中位于象限 I 的为真实目标,位于象限 II 的为虚警(见图 9 中白色矩形框).但是伴随迭代的进行,后续图像的加入,利用目标具有的连续性和高度相关特性一定能够将虚假航迹剔除.实验证明本文提出的算法是切实有效的.

本文实验环境:主板 Intel(R)4,主频 1.3GHz,内存 128MB.

运行时间:由于图像的尺寸和复杂程度不一,所以本文只给出一个平均的运行时间.

初始化的平均运行时间为 90s(窗口串行处理).

一次迭代的平均运行时间为 25s.

5 结 论

本文提出的算法具有下述主要贡献:

(1)预处理算法针对原始灰度图像进行处理,目标检测算法则面向二值图像,避免了文献[6]算法中过度依赖于目标能量信息导致检测位置的不准确,同时也弥补了文献[7]中单纯的依赖于二值图像而没有利用图像的灰度信息进行预处理,尽量压缩计算量的缺憾.

(2)改进了传统的基于两帧图像相关性分析的“与管道”滤波器,设计了基于三帧图像相关性分析的高阶滤波器,提高了噪声抑制率,同时避免了式(1)中繁琐的迭代过程,采用管道结构实现,简单有效.

(3)在进行轨迹互联时,给出了过零点和曲率约束两种有效的去噪方法,通过顽固噪声点的剔除有力地约束了轨迹产生突变的趋势,满足轨迹的平滑性、一致性要求.

(4)在传统的管道结构中,引入了预测环节,通过跟踪窗的动态调整机制,使得滤波管道、检测管道成为具有反馈能力的一体化闭环结构,提高了管道的吞吐率,简化了点目标的检测和跟踪过程,缩小了搜索范围,降低了计算复杂度.

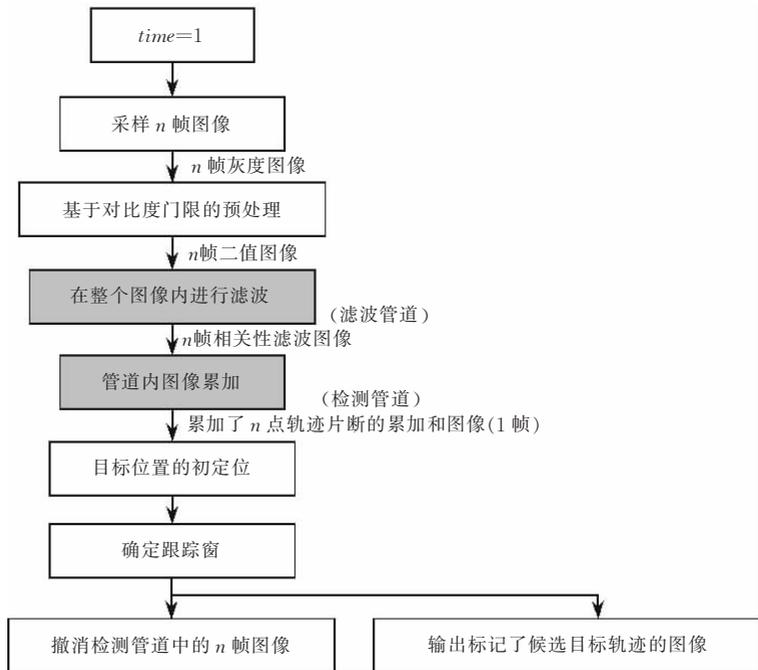
致 谢 作者诚挚地感谢各位审稿老师对于本文细心负责的审理,他们的意见使本文的条理更加清晰,内容更加准确、充实!

参 考 文 献

- 1 Reed I., Gagliardi R., Stotts L.. Optical moving target detection with 3d matched filtering. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(4): 327~335
- 2 Porat B., Friedlander B.. A frequency domain algorithm for multiframe detection and estimation of dim targets. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 4(12): 398~402
- 3 Cafer C. E., Silverman Jerry, Mooney J. M.. Optimization of point target tracking filters. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1): 15~24
- 4 Blostein S. D., Huang T. S.. Detecting small moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(7): 1611~1623
- 5 Tzannes A. P., Brooks D. H.. Detecting small moving objects using temporal hypothesis testing. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(2): 570~585
- 6 Wang Gan, Inigo R. M.. A single pixel target detection and tracking system. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition, USA, 1990, 99~103
- 7 Liou R. J., Azimi-Sadjadi M. R.. Dim target detection using high order correlation method. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(3): 841~855

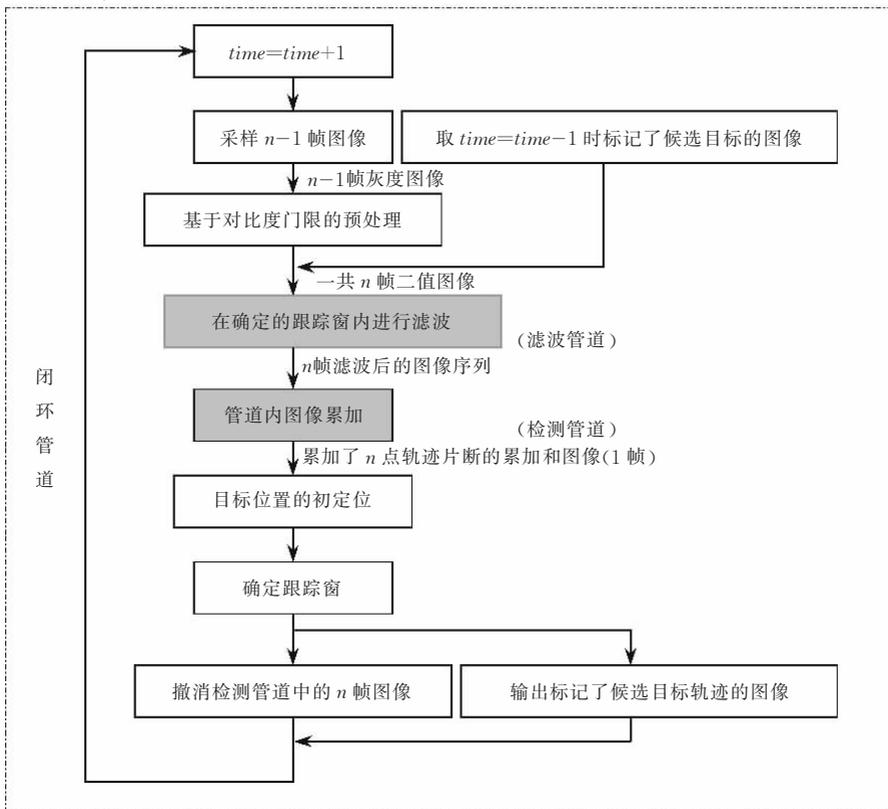
附录. 算法框图

初始化部分:



注:由于进行初始化的时候还没有确定目标所在的区域,因此处理的是整个图像,将前 n 帧图像推入检测管道之后,进行累加,然后根据累加和图像进行目标位置的初定位,跟踪窗的位置依据已经得到的轨迹片断按照文中叙述的规则进行调整.通过上述步骤得到了已经标记了候选目标轨迹的图像(1 帧),同时得到了下一步进行搜索的跟踪窗,最后将检测管道内的 n 帧图像全部撤消.

迭代部分:



注:迭代的时候,由于已经确定了候选目标所在的区域,搜索的范围仅限于跟踪窗,所以速度要远远快于初始化部分.由于在初始化部分已经得到了前 n 帧图像的轨迹片断,为了保证轨迹的连续性和一致性,所以在进行下一次迭代时,将 $time = time - 1$ 时候输出的存储了 n 点轨迹序列的图像推入滤波管道,同时再采样 $n - 1$ 帧图像,这样一共是 n 帧图像.然后在新确定的跟踪窗内进行滤波,如此反复迭代.



ZHANG Hai-Ying, born in 1974, Ph. D. Her research interests include target detection and tracking, image processing, computer vision and pattern recognition.

ZHANG Tian-Wen, born in 1940, professor and Ph. D. supervisor. His research interests include computer vision, pattern recognition and virtual reality.

Background

The subject of the paper is weak point target detection and tracking. It is the key technique in missile interception and space warning system fields. When a target of small size ($<10\text{m}$ in length) is remote from the sensor ($>100\text{km}$), it is imaged at only one pixel or less than one pixel. This type of target is referred to as "pixel-sized" target or "point target". The difficulties of the detection and tracking task are clear: for pixel-sized targets, conventional pattern recognition methods fail for lack of shape information; some randomly distributed high-intensity noise pixels have the same appearance as the targets in a frame. With little knowledge about the trajectories in the time sequence, the task becomes

extremely difficult. The main purpose of the subject is to present new methods for clutter rejection and dim target detection from heavy background accurately and effectively.

The subject has been studied for two years. This year, authors apply for the fund supporting aerospace technique for 2005. Several papers contributed to national journals. The algorithm put forward in the paper deals with the single point detection and tracking problem, giving an efficient clutter resistance preprocessing and two kinds of noise removal scheme. Test result shows that the algorithm is advantageous over the traditional one in terms of searching space, computational complexity and clutter resistance.

2005 年全国开放式分布与并行计算学术会议 征文通知

由中国计算机学会开放系统专业委员会主办、上海大学计算机学院承办、上海计算机学会协办的“2005 年全国开放式分布与并行计算学术会议”将于 2005 年 10 月 27 日~29 日在上海召开。

征文范围

论文范围包括但不限于下列方面:

- 开放式分布与并行计算模型及体系结构;
- 下一代开放式网络,数据通信,网络与信息安全,业务管理技术;
- 开放式海量数据存储与 Internet 索引技术,分布与并行数据库及数据/Web 挖掘技术;
- 开放式机群计算,网格计算,Web 服务,P2P 网络及中间件技术;
- 开放式移动计算,自组网与移动代理技术;
- 分布式人工智能,多代理与决策支持技术;
- 分布与并行计算算法及其在科学与工程中的应用;
- 开放式虚拟现实技术与分布式仿真;
- 开放式多媒体技术,包括媒体压缩、内容分送、缓存代理、服务发现与管理技术。

征文要求

论文必须是未正式发表的、或者未正式等待刊发的研究成果。论文格式仿照《计算机应用与软件》刊物的格式,应包括题目、作者、所属单位、摘要、关键词、正文和参考文献。论文中、英文均可,一般不超过 5000 字,一律用 Word2002 格式排版,提供 A4 激光打印稿一式两份,并将论文电子版上传到会议网站上或发送 E-mail 至 bfzhang@staff.shu.edu.cn。经程序委员会审查合格的论文,将收入论文集,在中国计算机学会会刊《计算机应用与软件》上发表。

重要日期

会议时间: 2005 年 10 月 27 日~29 日

截稿日期: 2005 年 7 月 15 日

录用通知: 2005 年 7 月 30 日

联系方式

投稿地址: 上海延长路 149 号上海大学计算机学院 缪淮扣 收(请在信封上注明 DPCS2005) 邮政编码: 200072

电 话: 021-56331669

电子邮件: bfzhang@staff.shu.edu.cn (请在邮件主题中注明 DPCS2005)

会议主页: <http://www.cs.shu.edu.cn/DPCS2005> 可查询进一步的会议信息

专委会联系人: 南京大学计算机系 陈贵海 联系电话: 025-58916715 电子邮件: gchen@nju.edu.cn