

基于概率加权求和投影的多维信号检测技术研究

艾斯卡尔·艾木都拉¹, 陈 颖², 贾振红¹

(1. 新疆大学数学学科博士后科研流动站, 乌鲁木齐 830046; 2. 中电科技集团第 10 研究所, 四川成都 610036)

摘 要: 在多维信号检测中, 通常需要采用投影法来进行降维处理, 从而减少计算量, 简化检测过程. 本文在待投影的众多样本中只有一个样本可能为目标的情况下, 提出了一种新的投影算法, 它充分利用每个样本点是否为目标概率信息来构造组合样本; 推导了每个样本是否为目标概率分配公式. 作为验证, 将其运用到了红外图像序列中微弱点状运动目标的检测领域, 给出了其性能分析和仿真结果, 并与常用的最大值投影算法进行了性能对比. 结果表明, 本文算法综合性能优于属本文算法特例的后者, 并且对低信噪杂波比情况下的目标检测, 其性能有较大的提高.

关键词: 概率加权求和投影; 最大值投影; 点状目标; 图像序列; 检测与估计

中图分类号: TN911. 71 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 07-1331-03

A Probabilistic Weighted Summation Projection Technique for Multidimensional Signal Detection

Handulla·Askar¹, CHEN ying², JIA zhen hong¹

(1. Postdoctoral Research Workstation of Mathematics, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

2. China Electronics Technology Group Corporation No. 10th Research Institute, Chengdu, Sichuan 610036, China)

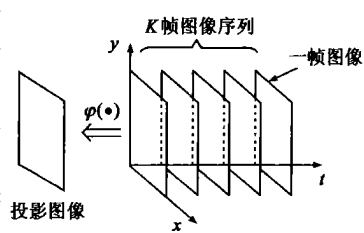
Abstract: In multidimensional signal detection, there is often too much data to process. By using the concept of projection, the dimensionality of data may be reduced, thereby simplifying the detection process. In this paper, a projection technique wherein the probabilistic weighted sum of a set of samples is chosen as the projected sample is presented in the case of only one sample in the set of samples projected onto a single sample may contain the signal. And the probability assignment formula of each sample being signal is derived. As verification, it is used in the fields of detection of dim moving point targets in IR image sequences, the performance analysis and experimental results are also given in this paper. Meanwhile, its performance is compared to the popular technique of maximum value projection wherein the maximum value of a set of samples is chosen as the projected sample. From the comparison, it is concluded that our algorithm is superior to the latter which is belong to the special case of ours and it has a higher detection performance even at low signal to noise ratios than the latter.

Key words: probabilistic weighted summation projection; maximum value projection; dim point target; image sequences; Detect and estimation

1 引言

从序列图像中检测微弱点状运动目标对空中或地面的远程监控系统有重要的意义. 由于目标距离较远, 在成像系统中表现为点状目标特性, 在这种情况下, 目标几乎完全淹没在背景及噪声之中, 几乎不可能在单帧图像中检测出目标来, 故目前的检测算法多采用基于多帧的方法. 对于多帧检测技术存在两种检测思路, 一种是直接三维时空搜索检测^[1,2]. 在理想情况下, 此类算法都可以达到最佳检测性能, 但它们都要求直接处理三维数据, 计算量太大, 很难实时实现. 另一种是先将三维图像序列映射到二维组合图像中(如图 1 所示), 再在组合图像上进行二维搜索检测^[3]. 图 1 中, $\varphi(\bullet)$ 为映射算子, 不同的映射方法将导致不同的检测性能. 投影帧又被称为“组合帧”. 目标在三维时空上的轨迹将被映射到二维图像平面上, 在“组合帧”上将留下轨迹段. 若令 $Q = w \times h$ 为单帧图像中包含的像素点的总个数, 则在一组连续的 K 帧图像序列中, 可能存在的轨迹有 Q^K 种, 而在组合帧内, 可能存在的轨迹数

有 C_Q^K 种. 因此, 通过沿时间轴投影变换后, 将需要搜索的目标轨迹由 Q^K 种减少到 C_Q^K 种, 从而大大减少计算量, 有利于实时实现. 但在映射过程中, 将引入一定的信息损失, 从而导致图 1 图像序列投影到二维平面的示意图检测性能的略微下降. 在多数应用中, 这种检测损失只有在较高的信噪杂波比(SCNR)下才能被接受. 在较高的 SCNR 下, 目前有一种常用投影算法: 它是从众多样本值中选取最大的作为投影结果来构造组合帧. 文献[3]也分析了其渐进最优性. 从概率论角度看, 不难发现, 对于每个样本值是否为目标概率分配上, 它对于其中取值最大的一个样本赋予 1, 其余的则赋予 0, 显然是属于极端情况. 本文研究的投影检测算法则是充分利用这些样本点是否为目标概率信息来构造组合帧, 然后再在组合帧内搜索目标运动轨迹. 显然, 本文投影算法所



引入的检测损失比最大值投影算法小,而且后者属于前者的一种特例.

背景杂波抑制后含有点状运动目标图像序列观测模型为:

$$I(\mathbf{r}, k) = \sum_{i=1}^{m_k} \mu_i \delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_i, t - k) + N(\mathbf{r}, k), k = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中, $\mathbf{r} = (x, y)$ 为图像的二维空间坐标, k 为离散时间采样点; m_k 为在 k 时刻的未知总目标数; μ_i (本文假定短时平稳) 和 \mathbf{r}_i 分别为第 i 个目标的亮度值和位置; $N(\mathbf{r}, k)$ 是方差为 σ^2 , 均值为零的高斯白噪声.

2 基于样本置信概率加权求和的投影技术

2.1 算法描述

常用的基于最大值投影的降维处理技术只是选择某个取值最大的样本点作为目标点,而忽略了其他各个样本所包含的是否为目标的目标的概率信息.本节研究的投影算法充分利用这些样本点是否为目标的目标的概率信息构造组合帧,故我们称之为基于样本置信概率加权求和的投影方法.

令 k 时刻,空间位置 (x, y) 处单个像素点的灰度值为 $I(x, y, k)$;令连续 K 帧图像、空间位置 (x, y) 处像素点序列的灰度值集合为:

$$I(x, y) = \{I(x, y, k)\}_{k=1}^K \quad (2)$$

针对序列图像中的微弱点状运动目标,假设以下两个条件成立,即:(1)若在时空三维空间中,某一点如 $I(x, y, k)$ 处有目标,则在组合帧相应点 (x, y) 处最多只有一个样本为目标(在多目标运动情况下,只要不出现不同时刻但相同位置上的运动目标即可满足上述条件);(2)若在时空三维空间中,所有 K 个点 $\{I(x, y, k)\}_{k=1}^K$ 处无目标,则在组合帧相应点 (x, y) 处无目标存在.

在以上两个基本条件下,基于置信概率加权求和投影算法的推导如下:

令:事件 θ_k 表示像素点 $I(x, y, k)$ 是目标.

事件 θ_0 表示连续 K 帧图像、空间点位置 (x, y) 处所有像素点都不是目标.

则各事件以观测值集合 $I(x, y)$ 为条件的概率为:

$$\beta_k = P\{\theta_k | I(x, y)\} \quad (3)$$

且满足:

$$\sum_{k=0}^K \beta_k = 1 \quad (4)$$

通过概率加权构成组合帧,如式(5)所示:

$$d_c(x, y) = \sum_{k=0}^K \beta_k I(x, y, k) \quad (5)$$

为便于对比,现给出最大值投影算法中构造组合帧的公式为:

$$d_{\max}(x, y) = \max[I(x, y, 1), I(x, y, 2), \dots, I(x, y, K)] \quad (6)$$

当空间点位置 (x, y) 处所有 K 个像素点都不是目标时,以式(7)所示的方式定义 $I(x, y, 0)$:

$$I(x, y, 0) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I(x, y, k) \quad (7)$$

考虑组合帧上的像素点 $d_c(x, y)$ 的物理意义:仅考虑两个极端情况.假设像素集合 $I(x, y)$ 中含有目标,不仿设 (x, y, k) 处的像素为目标,则 $\beta_k \rightarrow 1$, 而 $\beta_l \rightarrow 0, l = 0 \dots K, l \neq k$, 由式(5)可知, $d_c(x, y)$ 趋向真实的目标灰度值;若像素集合 $I(x, y)$ 不含目标,当 $\beta_l \rightarrow 1/(1+K), l = 0 \dots K$ 时,则由式(5)可知, $d_c(x, y)$ 趋向 $I(x, y, 0)$. 易知, $I(x, y, 0)$ 的均值和方差分别为:

$$E(I(x, y, 0) | \theta_0) = 0, \quad \text{Var}(I(x, y, 0) | \theta_0) = \sigma^2/K \quad (8)$$

从式(8)可看出, $I(x, y, 0)$ 的均值与单个噪声像素点的均值相同,而方差则减小为原来的 $1/K$ 倍,有利于最终的判决.

参考图像序列观测模型如式(1),有:(1)若观测值是目标,则它服从均值为 μ , 方差为 σ^2 的高斯分布;(2)若观测值非目标,则它服从均值为 0, 方差为 σ^2 的高斯分布.

利用上述条件,推导 β_k 的过程如下:

$$\begin{aligned} \beta_k &= P\{\theta_k | I(x, y)\} = P\{\theta_k | I(x, y, k), I(x, y, \bar{k})\} \\ &= \frac{1}{c} P\{I(x, y, k) | \theta_k, I(x, y, \bar{k})\} P\{\theta_k | I(x, y, \bar{k})\} \quad (9) \end{aligned}$$

式(9)中, c 为归一化常数, $I(x, y, \bar{k})$ 为像素集合 $I(x, y)$ 中去掉元素 $I(x, y, k)$ 后剩余的像素集合,即:

$$I(x, y, \bar{k}) = I(x, y) - \{I(x, y, k)\} \quad (10)$$

又因为各像素点 $I(x, y, k), k = 1 \dots K$ 之间相互独立,故 $P\{I(x, y, k) | \theta_k, I(x, y, \bar{k})\}$

$$= P\{I(x, y, k) | \theta_k\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(I(x, y, k) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (11)$$

$$P\{\theta_k | I(x, y, \bar{k})\} = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right]^{K-1} \exp\left\{-\sum_{l=1, l \neq k}^K \frac{I^2(x, y, l)}{2\sigma^2}\right\} \quad (12)$$

将式(11)、(12)代入式(9)有:

$$\beta_k = \frac{1}{c} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right]^K \exp\left\{-\frac{(I(x, y, k) - \mu)^2 + \sum_{l=1, l \neq k}^K I^2(x, y, l)}{2\sigma^2}\right\} \quad (13)$$

$$\beta_0 = \frac{1}{c} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right]^K \exp\left\{-\frac{\sum_{l=1}^K I^2(x, y, l)}{2\sigma^2}\right\} \quad (14)$$

联合式(13)、(14)及式(4)可解得:

$$\beta_k = \frac{e_k}{b + \sum_{l=1}^K e_l} \quad (15)$$

$$\beta_0 = \frac{b}{b + \sum_{l=1}^K e_l} \quad (16)$$

$$\text{式中: } e_k = \exp\left[-\frac{\mu^2 - 2\mu I(x, y, k)}{2\sigma^2}\right], b = 1 \quad (17)$$

设背景(杂波)抑制后的信噪杂波比为:

$$\text{SCNR} = \mu / \sigma \quad (18)$$

图2给出了一个图像序列中的几帧.图3给出了对图2所给出的图像序列采用基于最大值的投影法后最终所产生的组合帧.图4给出了对图2所给出的图像序列采用基于概率

加权求和投影法后最终所产生的组合帧. 可见, 图 4 比图 3 更多地保留了原图像序列中关于目标和噪声的信息. 这在低 SCNR 下, 极为重要. 经过上述处理后, 构成组合帧图像 $d_c(x, y)$. 在组合帧 $d_c(x, y)$ 内, 点状运动目标将留下一段轨迹, 可以假设在短时间内, 目标轨迹为一段直线. 对组合帧图像中的每个象素点, 定义一个 $n^* n$ 的小邻域, 在邻域内, 按八个方向搜索运动轨迹, 如图 5 所示.

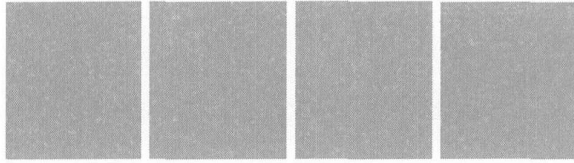


图 2 图像序列

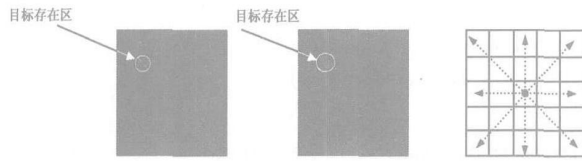


图 3 基于最大值投影的组合图像

图 4 依概率加权求和的组合图像

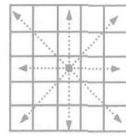


图 5 假设的运动轨迹示意图

综上所述, 基于概率加权的投影积累检测算法的具体实现步骤如下: (1) 通过式(7)计算 $I(x, y, 0)$; (2) 通过式(15)、(16)、(17)计算各象素点为目标概率 β_k ; (3) 通过式(5)构造组合图像 $d_c(x, y)$; (4) 在组合图像 $d_c(x, y)$ 内, 沿二维轨迹搜索目标运动, 从而检测出目标.

由于在构造组合图像 $d_c(x, y)$ 时涉及大量的非线性运算, 故很难从理论上估计该检测算法的性能. 我们将在下节通过蒙特卡罗仿真估计该检测算法的性能.

2.2 仿真实验

接收机运行性能(receiver operating characteristic, ROC) 曲线是描述检测概率及虚警概率关系的曲线. 被广泛的应用于测试各类检测算法的性能. 本文也利用 ROC 曲线描述投影检测算法的性能. 在实验中, 随机产生了一组图像序列, 图像大小为 $256^* 256$, 其噪声服从独立高斯分布, 并在图像上叠加了三个不同运动方向的点状运动目标. 对每种投影检测算法, 分别考虑了 SCNR = 2, 3, 3.5, 4 等不同 SCNR 情况下的检测性能, 对每种情况分别进行了 100 次独立蒙特卡罗仿真实验, 实验结果如图 6 所示. 图 6(a) 和图 6(b) 中, 分别给出了参与投影的图像帧数为 $K = 5$ 和 $K = 10$ 时, 在不同的恒虚警概率下, 最大值投影算法的检测概率. 图 6(c) 和图 6(d) 中, 在相同的条件下, 给出了本文投影算法的检测概率. 可见, 两者检测性能都随着 K 的增加而提高, 不过本文算法的检测性能增长率比最大值投影算法快, 并且对低信噪杂波比的情况下的目标检测, 其性能有较大的提高(对比图 6(a) 和图 6(c) 或图 6(b) 和图 6(d)). 这些虽然是以增加计算量(主要是 β_k 的计算)为代价的, 但是从性能计算量比来看, 所付出的代价是值得的. 式(15)、(16)和(17)中可见, β_k 的计算中实数加法运算有 $K + 2$ 个, 实数乘法运算有 $2K$ 个, 其计算复杂度并不高.

3 结论

在加性高斯白噪声环境中, 待投影处理的众多观测样本中只有一个样本可能为目标的情况下, 本文研究了一种新的投影算法: 它充分利用每个样本点是否为目标的概率信息来构造组合样本, 研究结果表明其性能优于目前常用的最大值投影算法. 在分析其性能和仿真实验中, 本文还假定目标尺寸为像素, 亮度为短时平稳, 目标运动速度为 1ppf(pixel per frame). 本文投影算法的推导过程可以进一步扩展到更复杂(众多样本中存在不止一个的样本可能为目标, 不同尺寸, 可变亮度以及不同运动速率等)的情形, 这些将是后续研究工作的主题.



图 6 两类投影积累算法 ROC 性能对比

参考文献:

- [1] S C POHLIG. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 1995, 32(2): 608- 616.
- [2] P F Singer. SPIE, 3163: 96- 107.
- [3] Paul Wei, et al. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 1995, 31(1): 238- 246.
- [4] P L Chu. IEEE Trans on ASSP 36, 1988, 5: 775- 786.
- [5] G H Watson, S K Watson. SPIE, 3163: 45- 53.
- [6] Y Bar shamm, K Bimiwal. IEEE trans on Automatic control, 1983, 19: 431- 437.

作者简介:



艾斯卡尔·艾木都拉 男, 1972 年出生, 维吾尔族, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向多媒体通信和信息处理技术, 视频图像目标检测、识别与跟踪、多媒体信息内容分层与检索.