

基于自适应高斯混合体模型的相控阵雷达 TWS 跟踪技术

薛建儒¹, 郑南宁¹, 郑朝晖², 权 炜¹

(1. 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 陕西西安 710049; 2. 西安导航技术研究所, 陕西西安 710043)

摘 要: 本文提出了一种在相控阵雷达回波数据序列中用高斯混合体模型(GMM)检测与跟踪运动目标的在线算法。首先, 回波数据中的每一固定位置的历史数据用点过程描述, 然后用 GMM 逼近此点过程。GMM 参数随新数据的到来不断更新。接着建立具有自适应特性的背景模型, 将每帧回波数据分割为背景和前景, 对已标记为前景的数据用连通分支进行分类, 求出目标的中心位置、大小、径向运动速度、角速度。最后用卡尔曼滤波器对运动目标进行跟踪。试验结果表明, 本文算法对于复杂场景中运动目标的检测与跟踪具有较好的鲁棒性和实时性, 具有较强的实用价值。

关键词: 边扫描边跟踪(TWS); 高斯混合体; 连通分支; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 03-0433-04

TWS Tracking Techniques Based on Adaptive Gaussian Mixture Model in Phased Array Radar

XUE Jian-ru¹, ZHENG Nan-ning¹, ZHENG Zhao-hui², QUAN Wei¹

(1. Artificial Intelligence and Robot Institute of Xi'an JiaoTong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China;

2. Xi'an Navigation Technologies Institute, Xi'an, Shaanxi 710043, China)

Abstract: An on-line real-time tracking algorithm for radar image sequences is proposed. First, a GMM (Gaussian mixture model) is used to approximate values of a particular pixel of the radar image sequences, and parameters of the GMM are updated each time. Then, we use a simple heuristic to hypothesize which Gaussian of the mixture is most likely to be part of the adaptive background model. After the background model is established, pixel values that don't match the pixel's "background" Gaussians are grouped using connected components. Features of the targets such as center position, size, radial and angular velocities are also computed in the mean time. Finally, the connected components are tracked across frames using a Kalman filter-based tracker. The experimental result shows that the algorithm is robust in clutter and easy to implement on-line.

Key words: track-while-scan; Gaussian mixture; connected component; Kalman filter

1 引言

本文研究了相控阵雷达 TWS (Track-While-Scan) 方式中目标检测和跟踪问题^[1-5], 提出了一种新的基于背景模型的目标检测和跟踪方法。简单的自适应背景的建模方法是通过对一段时间内的图像序列取平均以逼近真实背景, 要求背景没有遮挡一直可见、目标一直运动等。对于有多个慢速运动目标的场景效果不好。Ridder^[8]和 Koller 等^[9]用卡尔曼滤波器对每个像素建模, 鲁棒性较好, 但模型恢复较慢。无法处理双模背景。Finder^[10]对目标使用多类统计模型, 但对背景使用单个高斯建模, 该方法只能用于室内环境, 且初始化时要求条件苛刻。

与以往方法不同, 本文构造了基于自适应高斯混合体的背景模型, 将雷达二维 B 式图像中每一像素数值随时间的分布用高斯混合体逼近, 用由混合体中的每一高斯元的持续性

和不一致性而确定的背景模型对回波数据分类, 再利用连通分支得到各运动目标的位置和形状信息, 然后利用自适应卡尔曼预测器实现对运动目标的跟踪。文章最后对跟踪器的性能进行了分析和讨论, 并给出了实验结果。

2 模型

2.1 在线混合体模型

雷达回波数据 B 式图像中每个像素含有二维信息: 距离 (B 显图像行) 和方位 (B 显图像列) 表示, 数值大小表示目标反射强度。每个像素数值随时间变化的分布用“点过程”表示, 在 t 时刻, 某一特定位置 (x_0, y_0) 的历史数据可表示为:

$$\{X_1, \dots, X_t\} = \{I(x_0, y_0, i) \mid 1 \leq i \leq t\} \quad (1)$$

这里 I 是回波帧序列, 此点过程是一个多模分布^[6], 可用高斯混合体逼近, t 时刻, 该点历史数据序列 $\{X_1, \dots, X_{t-1}\}$, 当前观测值的概率是:

$$P(X_i) = \prod_{i=1}^K w_{i,t} * (X_i, u_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (2)$$

这里 K 是高斯元个数, $w_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯元在混合体中的权值(即此高斯元对混合体的贡献), $u_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$ 分别是 t 时刻混合体中第 i 个高斯元的均值和协方差矩阵, 为高斯分布的概率密度函数.

$$(X_i, u, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_i - u)^T \Sigma^{-1}(X_i - u)} \quad (3)$$

K 由系统存储能力和计算能力决定. 本文试验中, 取为 3 或 5. 出于同样考虑, 假设协方差矩阵为以下形式:

$$\Sigma_{k,t} = \frac{2}{k} I \quad (4)$$

这可能与协方差矩阵的实际情况不符. 但由此避免了矩阵求逆的计算量, 简化了计算.

新观测数据与混合体中权值最大的高斯元对应. 并导致模型更新. 若把每个点过程看作平稳过程, 可用 EM 算法^[7]求观测数据的似然函数极大值. 但由于 B 式图像中每一点对应一个高斯混合体, 在最近历史数据窗口中实现 EM 算法计算量很大, 并且回波中的噪声和目标的突然出现(或消失)等因素使得当前观测数据和历史数据之间的相关性大大降低. 因此, 本文使用在线 K 均值逼近方法更新混合体模型, 以简化计算.

定义当前观测值 X_t 与高斯混合体中高斯元匹配的标准为: 若 X_t 落入某个高斯元的标准方差的 2.5 倍范围之内, 则认为 X_t 与此高斯元匹配. 实际上这为场景中每点设置了一个自适应阈值, 此阈值的微小扰动对算法性能影响极小, 对场景中不同区域噪声程度不同的情况极为有用, 克服了统一阈值会使噪声较强的区域内目标消失的缺点.

若混合体中无与当前观测值匹配的高斯元时, 以此观测值为均值构造一个具有较大的方差、较低先验权值的高斯元替换混合体中权值最小的高斯元. 在 t 时刻, 高斯元的权值按如下公式更新:

$$w_{k,t} = (1 - \alpha) w_{k,t-1} + \alpha (M_{k,t}) \quad (5)$$

这里 α 为学习因子, 匹配高斯元的 $M_{k,t}$ 为 1. 未匹配的高斯元的 $M_{k,t}$ 为 0. $1/\alpha$ 定义了决定参数变化的时间常数. $w_{k,t}$ 的实质是从 0 时刻到 t 时刻的观测值与混合体模型匹配的后验概率经过因果低通滤波之后的均值. 与当前观测数据匹配的高斯元的参数 u 、 Σ 按如下方式更新

$$u_t = (1 - \alpha) u_{t-1} + \alpha X_t \quad (6)$$

$$\Sigma_t = (1 - \alpha) \Sigma_{t-1} + \alpha (X_t - u_t)^T (X_t - u_t) \quad (7)$$

$$= (X_t | u_k, \Sigma_k) \quad (8)$$

这里 α 是模型适应的学习因子, 作用与 α 相似, 未匹配高斯元参数保持不变.

要自适应选择 α , 需要解式(5)~(8)组成方程组, 比较困难. 但可以看出 α 的选择与表征背景模型的高斯元的方差有关, 因此可考虑根据背景高斯元的方差的加权平均值. 依此选择 α .

2.2 背景模型估计

对场景中持续存在并静止的物体. 该“背景”分布的支持证据便会随时间积累, 方差变小. 新目标出现时, 通常不会有

高斯元与其匹配, 会产生新高斯元或者导致某个高斯元的方差增加, 并且表征运动目标分布的方差会一直大于背景分布直到该运动目标停止运动. 显然最能描述背景是那些具有最大权值和最小方差的高斯元.

为此将混合体中高斯元按 w/Σ 值顺序排列, 构成开环队列, 最能描述背景的高斯元位于队列最前面, 可能性最小的高斯元下沉并最终被新的高斯元代替. 选最前面的 B 个高斯元为背景模型:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \quad (9)$$

这里 T 为阈值, 应该合理选择, 使模型与数据能较好拟合. 如果 T 选的过小, 背景模型为单峰, 这时只使用最可能的高斯元作为背景模型, 会节省处理时间. 如果 T 值选的过大, 背景模型为多峰, 背景中会融入重复性背景运动(如海浪运动等), 形成透明背景的效果.

可以看出, T 的选择与动目标速度有关, 因此可根据要监视的目标的运动速度选择 T , T 值直接影响慢速运动物体融入背景所需时间, T 过小, 融入越慢或者无法融入背景.

3 连通分支

经过背景模型的分割, 便得到了二值标记图像, 因此后续处理主要针对标记为前景和背景的二值图像进行. 我们使用两次连通分支算法对此二值图像进行分割, 得到不同的运动目标, 分割的同时可得到各个运动目标的位置(用中心矩表示)、尺寸大小两个特征. 这两个特征将用于后续跟踪过程.

连通分支算法采用六连通

邻域结构, 即认为 N, E, SE, S, W 和 NW ($\uparrow, \rightarrow, \searrow, \downarrow, \swarrow, \nwarrow$)

六个方向上相邻数据为邻域. 扫描顺序为从左到右, 从上到下,

如图 1 中箭头所示, A 为当前要

标记像素, B, C, D 为 A 的近邻.

算法用伪 PASCAL 语言描述如下:

Begin

CASE A is Zero ,NOP;

CASE D is labeled

Copy the label to A ;

EXIT;

CASE B or C is labeled

IF both B and C is labeled ,THEN

IF B 's label equal C 's label ,THEN

Copy the label to A ;

EXIT;

ELSE IF

Chang B 's label to C ;

Copy the label to A ;

EXIT;

END IF

END IF

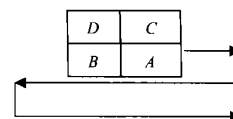


图 1 六连通邻域及扫描示意

Copy the Label to A ;

EXIT

CASE neither B nor C is labeled

Choose a new label to A ;

EXIT;

End

用上述算法第一遍扫描,得到分割的初始结果,比较零散.第二遍扫描完成区域合并,并计算各目标位置(中心矩),大小(面积).得到各目标中心矩和大小后,用 $(dis, \theta, dis, \theta, size)$ 便可完全表示运动目标,其中 dis 为目标距离, θ 为目标方位角, dis 为目标运动径向运动速度, θ 为目标运动角速度, $size$ 为目标大小.

4 卡尔曼预测跟踪器

跟踪目标时,用在线方法管理描述每帧中连通区域的中心位置和尺寸信息的卡尔曼滤波器组.分三步实现:(1)滤波器与能解释的连通区域以一定概率匹配,即用当前尺寸大于2(或3)的所有连通区域校验当前滤波器组.拟合率由预测误差方差的倒数决定.若无匹配,可以先假设为“空”匹配,然后用一固定因子减小其拟合率.这样当目标丢失后又重新出现在一个可预测的区域时,卡尔曼滤波器就能重新跟踪此目标.(2)用无法被当前卡尔曼滤波器充分解释的连通区域产生新的卡尔曼滤波器.(3)剔除拟合率低于阈值的卡尔曼滤波器.第(3)步的目的是为了避免在噪声情况下可能产生的组合爆炸.当过多滤波器存在时,剔除其中拟合率最小的滤波器以限制当前模型的最大数目.

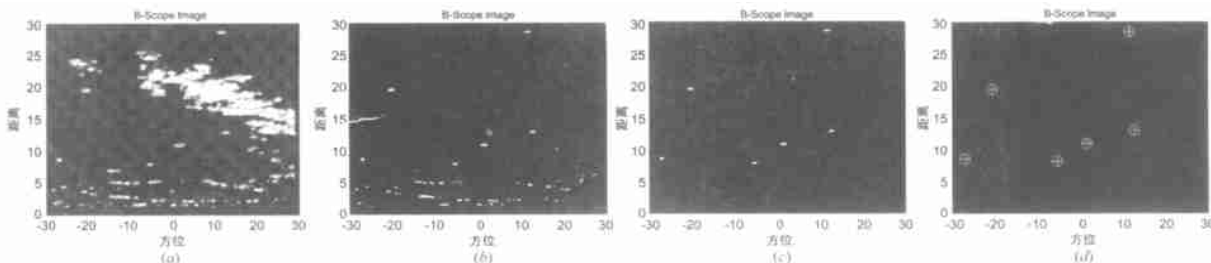


图2 量程为30km时,对海监视回波B-Scope图像 (a)为经过信号处理机的回波;(b)静止目标融入背景模型;(c)慢速运动目标融入背景模型;(d)经过连通分支处理后,多目标跟踪图

6 结论

本文针对相控阵雷达在TWS工作方式时运动目标的检测跟踪问题,提出了基于高斯混合体的自适应背景模型,用此模型对回波帧序列进行分割,检测出运动目标,然后用连通分支算法得到目标参数,并用卡尔曼滤波器组完成多目标跟踪.与常规的动目标跟踪方法MTI、MTD和杂波图相比,本文算法优点为:(1)只需存储相邻3帧回波数据,存储量与目标批数无关;(2)算法的前期处理如模型更新、目标分类的计算复杂性为 $O(n)$,与距离和角度分辨率有关,目标批数对计算量的影响几乎可以忽略不计;(3)卡尔曼跟踪部分的计算量与常规算法相同,避免了航迹相关等复杂处理,易于实时实现.

实验结果表明,此方法对于各种气象环境下的不同海况

5 实验结果与分析

本文方法在自行研制的高速信号处理系统上以流水线机制实现^[11].用于某型对海雷达,处理速度为10帧/sec,帧大小为500×500,16bit.图2为对海监视B-Scope回波画面,视距30km,视角以相控阵天线为零点正负30度.回波数据已经过旁瓣相消、求模积累等处理.高斯元个数为5, $\sigma = 0.3$, $T = 0.6$.(a)为雷达视野中的场景,即开机画面,此时背景模型尚未作用;(b)图为开机5.73秒后被背景模型标记为前景的目标回波,可以明显看出已有部分回波消失,背景模型开始作用.经过实地侦察,消失部分为山脉;(c)图为10秒后被背景模型标记为运动目标的回波,此时与(b)图相比,部分回波被背景模型标记为背景,经证实此部分回波为海浪及地雾;(d)图为跟踪画面,即经过连通分支后用卡尔曼滤波器跟踪结果,用圆圈加十字表示目标中心位置.

三个月的实验表明系统初始化后,经过10~20秒的过渡后,在各种海况和气象环境下能稳定跟踪所有检测到的目标,具有较好的鲁棒性,能适应场景中非目标的重复运动(如海浪运动)、目标的跟踪、慢速移动目标、目标的突然出现(或消失)等多种不确定情况,并且应具有自适应性,能够学习重复性变化(如海浪运动),目标突然消失(如潜艇)时,模型也能快速恢复.但对于运动轨迹交错的运动目标,系统会出错和无法分辨高度遮挡的目标等问题.可通过增加混合体高斯元的数目或引入全协方差矩阵或对每个高斯元加入预测(如卡尔曼滤波方法)等技术途径提高算法的精度和鲁棒性.此外,还考虑引入邻域内点过程之间的相关性以解决目标遮挡问题.

具有较好的鲁棒性.本文的方法还可用于进一步的运动目标识别和分类.对于目标遮挡和运动轨迹交错问题可通过引入邻域点过程的相关性以期得到解决,这将是下一步的工作.

参考文献:

- [1] D R Billeter. Multifunction Array Radar [M]. Norwood, MA: Artech House, 1989.
- [2] S S Blackman. Multiple-Target Tracking with Radar Applications [M]. Dedham: Artechhouse, INC, 1986.
- [3] Y Bar-Shalom. Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances [M]. Vol II, Boston, London: Artechhouse, INC, 1992.
- [4] Farina A, Studer F A. Radar Data Processing [M]. 1985.
- [5] 杨晨阳,毛士艺,李少洪.相控阵雷达中的TWS和TAS跟踪技

术[J]. 电子学报, 1999, 27(6): 1 - 4.

- [6] D Beymer, P McLauchlan, B Coifman, J Malik. A real-time computer vision system for measuring traffic parameters [A]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C]. June 1997. 495 - 501.
- [7] A Dempster, N Laird, D. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. Journal of the Royal Statistical Society 39 (Series B) , 1977 : 1 - 38.
- [8] Christif Ridder, Olaf Munklet, Harald Kirchner. Adaptive background estimation and foreground detection using Kalman-filtering [A]. Proceedings of ICRA 95 [C]. 1995. 193 - 199.
- [9] D Koller, J Weber, T Hung, J Mailk, G Ogasawara. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time [A]. Proc of ICPR [C]. Israel : Nov, 1994. 126 - 131.
- [10] Wren, Christopher. Pfister: Real-time tracking of the human-body [J]. IEEE Trans, 1999, PAMI-19(7) : 780 - 785.
- [11] 薛建儒, 王娉. 基于视觉的地面车辆辅助导航系统 [R]. 西安: 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 2001.

作者简介:



薛建儒 男, 1972 年 1 月生于陕西, 1994 年毕业于西安理工大学自动控制专业获学士学位; 1999 年于西安交通大学人工智能与机器人研究所获模式识别与智能系统专业硕士学位后, 留校任教并攻读博士学位至今, 研究领域: 计算机视觉、统计模式识别、信号编码等。



郑南宁 男, 1952 年 12 月生于南京, 1985 年获日本庆应大学工学博士学位, 现为西安交通大学教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 研究领域: 计算机视觉、模式识别、数字电视、计算机图形学等。

www.cnki.net