

自主空中加油视觉导航系统中的锥套检测算法

宋春华,高仕博,程咏梅

(西北工业大学 自动化学院,陕西 西安 710072)

摘要:在软管式自主空中加油视觉相对导航系统中实现锥套的准确检测至关重要,由于加油机尾流及气流的影响,做随机运动的锥套区域的准确检测是具有一项挑战性的任务。将加油机锥套检测考虑为运动目标检测问题,提出了一种多尺度低秩和稀疏分解锥套检测算法。首先,对锥套图像序列进行平稳小波分解,得到多尺度低频图像序列;再将较粗尺度低频图像序列获得的目标作为下一较细尺度低频图像序列的目标可信图,再进行该尺度的低秩和稀疏分解获得稀疏项,即目标锥套区域。通过在真实加油机锥套图像数据上的实验结果表明,所提算法在进行锥套检测时是有效的。

关键词:自主空中加油; 图像处理; 锥套检测; 低秩; 多尺度

中图分类号: V249 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)04-1089-06

Drogue detection algorithm in visual navigation system for autonomous aerial refueling

Song Chunhua, Gao Shibo, Cheng Yongmei

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Drogue detection is important for relative navigation system for probe-and-drogue autonomous aerial refueling. It is a challenging task to detect the drogue with random motion due to disturbances caused by both the tanker wake vortex and atmospheric turbulence. In this paper, the problem of drogue detection was considered as moving object detection. A method based on multi-scale low rank and sparse decomposition was proposed for drogue detection. Firstly, the image sequences were decomposed by stationary wavelet transform respectively. Then the object in the low frequency sub-band image sequences of coarse scale was used as object confidence map to feedback the low sub-band image sequences of next fine scale for low rank and sparse decomposition. The experimental results show that the proposed algorithm is effective for drogue detection in real autonomous aerial refueling data.

Key words: autonomous aerial refueling; image processing; drogue detection; low rank; multi-scale

收稿日期:2012-08-10; 修订日期:2012-09-15

基金项目:航空科学基金(20100853010)

作者简介:宋春华(1968-),男,研究员,博士生,主要从事空中自主加油、视觉导航、目标检测方面的研究。

Email:songch609@163.com

导师简介:程咏梅(1960-),女,教授,博士,主要从事信息融合、模式识别方面的研究。Email:chengym@nwpu.edu.cn

0 引言

自主空中加油(AAR)技术是未来航空领域的发展趋势,AAR在降低空中加油的风险、增加无人机航程等方面有广泛应用前景。实现自主空中加油是现代航空领域中的一项具有挑战性的任务。目前主要有两种常用的空中加油方式^[1-2]:软管式加油方式和硬管式加油方式。软管式加油是美国及其他国家空军的标准加油方式^[3],在该加油方式中^[2,4],加油机在尾部释放一根长的、柔软的软管,在软管的末端有一个筐形的锥套,受油机通过受油口插头与锥套相连进行加油,软管式加油系统如图1所示。



图1 软管式加油系统示意图^[2]

Fig.1 Sketch map of probe-and-drogue refueling system

完整的加油过程包括3个阶段^[1-2]:接近阶段,加油阶段和分离阶段。在接近阶段,加油机需要平稳直线飞行,依靠受油机的操纵实现受油口插头与锥套的接近和连接。由于加油机尾流及气流的影响,锥套做与加油机运动不一致随机运动,此时,利用机载惯导、GPS及机间数据链不能实现受油口插头与锥套相对位姿计算,目前有人驾驶飞机依靠受油机飞行员,通过目视完成受油口插头与锥套相对位姿估计,进一步控制受油机飞行实现受油口插头与锥套的接近和连接。通常受油口插头与锥套相对位置估计精度要求在10 cm以内^[5],只有经验丰富的飞行员才能胜任此项工作。无人受油机没有人操作,因此,自主空中加油技术应运而生。

视觉系统广泛用于近距离的高精度测量中,精度可达厘米级^[5-9],另外基于视觉的AAR技术还具有价格低廉、质量轻、不需主动通讯等优点^[6],作为一种可行的方法在最近得到广泛研究,相关研究机构包括:美国NASA、美国诺斯罗普·格鲁曼公司、美国德州农工大学和西弗吉尼亚大学及意大利比萨大学等。

基于视觉的AAR系统中,视觉传感器安置在受油机适当的位置,在接近阶段通过视觉传感器对锥

套进行成像,通过解算准确确定锥套和受油口插头的相对位姿,并借助鲁棒的飞行控制算法完成受油机位姿控制,实现受油口插头与锥套的接近和连接。这里的一个关键技术是如何在图像中精确检测锥套,由于受到加油机尾气扰动以及气流影响^[6],锥套会不规则地运动,同时锥套的特征较弱,这些因素造成锥套检测的困难。

虽然加油机和受油机在空中高速飞行,但在接近阶段两者的相对运动较为平稳,安装在受油机上的视觉传感器得到的图像中包括锥套、加油机和天空等。加油机释放的锥套,由于尾气扰动及气流影响,锥套四处摇摆,锥套做与加油机运动不一致的随机运动,从接近阶段的每一短时间内来看,图像序列中的锥套理论上是该过程图像中唯一运动的物体,因此,可以将锥套的检测问题看作是运动目标的检测问题,相应的背景为加油机和天空等。然而,图像序列中的天空背景会随着飞机的飞行时时变化,同时加油机会受气流影响轻微震动,即背景是变化的;另外,安置在受油机上的视觉传感器也会随着受油机的震动而晃动,使得产生的视频图像晃动,增加了锥套检测的难度。这时传统的运动目标检测算法,如:帧间差分、混合高斯背景建模、统计估计背景建模等方法^[10-12]很难取得好的效果。

这里采用一种新的基于多尺度低秩和稀疏分解的锥套检测方法,将锥套图像序列分解为低秩项和稀疏项,其中,稀疏项则表示运动目标,即锥套。同时锥套具有较好的结构信息,为了抑制背景杂波、噪声等非结构信息对锥套检测的影响,将较粗尺度低频图像序列获得的目标作为较细尺度低频图像序列的目标可信图,再进行该尺度的低秩和稀疏分解获得目标。通过在真实加油机锥套图像数据上的实验验证,结果表明:文中提出的多尺度低秩和稀疏分解算法对锥套检测是有效的。

1 低秩和稀疏分解运动目标检测算法

假设安装在受油口上的视觉传感器获得的锥套图像序列为 $\{f_1, f_2, \dots, f_T\}$,其中 T 表示帧数,每个图像 f_t 的大小为 $m \times n$ 。该图像序列中包含有目标和背景,也就是对于第 t 帧图像 f_t ,其由背景项 b_t 和目标项 d_t 组成,即 $f_t = b_t + d_t$,其中目标项 d_t 就是笔者试图在第 t 帧图像得到的锥套。若将图像像素向量化,即将大小为 $m \times n$ 的 f_t 排列成列向量 $F_t = \text{vec}(f_t)$,并令 $F = [F_1, F_2, \dots, F_T] \in \mathbb{R}^{m \times T}$,

则有 $F=B+D$, 其中 $B=[\text{vec}(d_1), \dots, \text{vec}(d_T)] \in \mathbb{R}^{m \times T}$ 是背景项, $D=[\text{vec}(d_1), \dots, \text{vec}(d_T)] \in \mathbb{R}^{m \times T}$ 为目标项, 目的是将目标项 D 从图像序列 F 中分解出来。

考虑目标和背景具有的一些内在约束特性^[13] (此时假定获取的视频图像不存在晃动, 图像序列的晃动问题将在后面予以考虑)。背景项 B : 理想情况下, 图像序列中的背景应该基本保持不变, 也就是不同帧的背景项之间存在很强的线性相关性, 这意味着背景项 B 应是一个低秩矩阵; 目标项 D : 一个合理的假设是运动目标占据的像素数相比于图像的总像素数通常只占相对小的一部分, 因此, 前景运动目标项具有非零个数约束, 即 0 范数约束。整合上述合理假设, 图像序列 F 进行低秩和稀疏分解运动目标检测算法代价函数表示为^[13-14]:

$$\min_{B, D} (\text{rank}(B) + \lambda \|D\|_0), \text{ s.t. } F=B+D \quad (1)$$

式中: λ 为权重参数; $\text{rank}(\cdot)$ 为矩阵秩; $\|\cdot\|_0$ 为 0 范数, 运动目标 D 可以通过优化上述低秩和稀疏估计代价函数求解得到。

2 多尺度低秩和稀疏分解锥套检测算法

2.1 多尺度低秩和稀疏分解模型

从图 2 锥套的视频序列图像中可以看出, 锥套具有完整的结构信息, 但是气流变化和飞机运动会带来未知的背景杂波, 同时也存在噪声干扰, 为了克服背景杂波、噪声等非结构信息对锥套检测的影响, 提出了一种多尺度方法进行运动目标检测。

通过融合多尺度低秩和稀疏分解的检测结果进行锥套检测, 这里采用平稳小波变换(SWT)对图像序列进行分解。每个图像 f_i 在尺度 j 通过 SWT 可以分解为 4 个与原图像大小相同的图像: 一个低频子带图像和 3 个高频子带图像。其中 3 个高频子带图像分别包含了图像的水平、竖直和对角信息, 如边缘和噪声等; 而低频子带图像 f_i^j 则揭示了图像的结构信息。背景杂波、噪声等作为非结构信息, 主要分布于高频子带图像中, 在低频子带图像中这些非结构信息能被明显抑制, 且粗尺度的低频子带图像要比细尺度的低频子带图像能更好地反映锥套的结构信息, 因此, 利用粗尺度低频子带图像序列的目标作为细尺度的目标可信图, 类似于参考文献[14], 对细尺度低频子带图像序列的低秩和稀疏分解进行约束, 可以较好地融合锥套图像序列信息。将该约束引入

到公式(1)中, 给出的多尺度低秩和稀疏分解锥套检测模型可以表示为:

$$\begin{aligned} \underset{B^j, D^j}{\text{argmin}} (\text{rank}(B^j) + \lambda^j \|\Gamma(D^{j+1}) \odot D^j\|_0), \\ \text{s.t. } F^j = B^j + D^j \end{aligned} \quad (2)$$

式中: B^j 和 D^j 分别表示尺度 j 的背景项和目标项; \odot 表示点乘; $(\Gamma(D^{j+1}))_{pq} = \begin{cases} 0, D_{pq}^{j+1} \neq 0 \\ 1, D_{pq}^{j+1} = 0 \end{cases}$ 是尺度 j 上像素 pq 的目标可信图, 目标可信图使得尺度 j 的目标区域 D^j 与尺度 $j+1$ 的目标区域 D^{j+1} 尽量一致, 该模型能较好地融合锥套的结构信息, 又能反映锥套的局部信息。真实的锥套视频图像会产生晃动, 现在考虑图像序列的晃动问题, 引入一种二维参数变换 τ 补偿由于视觉传感器震动引起的图像晃动^[13,15], 这样公式(2)变为如下代价函数:

$$\begin{aligned} \underset{B^j, D^j, \tau^j}{\text{argmin}} (\text{rank}(B^j) + \lambda^j \|\Gamma(D^{j+1}) \odot D^j\|_0), \\ \text{s.t. } F^j \circ \tau^j = B^j + D^j \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $F^j \circ \tau^j = [F_1^j \circ \tau_1^j, \dots, F_T^j \circ \tau_T^j]$ 表示尺度 j 上的第 t 帧图像 F_t^j 经过参数变换向量 $\tau_t^j \in \mathbb{R}^\theta$ 后的晃动补偿 (也就是将图像序列进行矫正对齐), 其中 θ 是运动模型参数 (θ 取 6 时表示仿射变换、 θ 取 8 时表示投影运动变换), 可以对场景的变换、旋转和二维形变进行建模。直接求解公式(3)较为困难, 可以采用二值

矩阵对公式(3)进行变换, 令 $(I(D^{j+1}))_{pq} = \begin{cases} 1, D_{pq}^{j+1} \neq 0 \\ 0, D_{pq}^{j+1} = 0 \end{cases}$,

表示像素 pq 属于目标像素时取 1、不属于目标像素时取 0。很明显, 有 $\|D^j\|_0 = \|\mathcal{I}\|_0$ 和 $\|\Gamma(D^{j+1}) \odot D^j\|_0 = \|\Gamma(\mathcal{I}^c) \odot \mathcal{I}\|_0$ 与参考文献[12]讨论的相同, 目标锥套区域应是连续的, 也就是说在时空邻域内的图像像素应该具有相似的属性, 可以用 Ising 模型来定义该空间光滑性代价函数, 即: $\sum_{(pq, p'q') \in \mathcal{N}} \|I_{pq} - I_{p'q'}\|$, 其中

$(pq, p'q') \in \mathcal{N}$ 表示邻域像素集合, 上式可以采用向量形式表示为 $\|\text{Avec}(\mathcal{I})\|_1$, 其中 \mathbf{A} 为邻域像素的关联矩阵。同时 $F^j \circ \tau^j = B^j + D^j$ 可以变换为另一种等价形式: $\min \|\mathcal{I} \circ \tau^j \odot (\mathcal{I}^c)^2\|_F^2$, 其中 (\mathcal{I}^c) 表示 \mathcal{I} 的补集, 综上所述, 最终代价函数为:

$$\begin{aligned} \underset{B^j, \mathcal{I}^j \in \{0,1\}, \tau^j}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathcal{I} \circ \tau^j - B^j\|_F^2 + \gamma \text{rank}(B^j) + \\ \theta \|\text{Avec}(\mathcal{I}^j)\|_1 + \lambda^j \|\Gamma(\mathcal{I}^{j+1}) \odot \mathcal{I}^j\|_0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: γ, λ^j 和 θ 为非负参数。由于矩阵秩 $\text{rank}(\cdot)$ 和 l_0 范数 $\|\cdot\|_0$ 的存在, 公式(4)是一个非凸函数, 通

常可用矩阵 \mathbf{B}^j 的奇异值之和 $\|\mathbf{B}^j\|_1$ 来代替矩阵秩 $\text{rank}(\mathbf{B}^j)$, 用 l_1 范数 $\|\mathbf{I}\|_1$ 来代替 l_0 范数 $\|\mathbf{I}\|_0$, 因此, 最终代价函数可以表示为:

$$\arg\min_{\mathbf{B}^j, \mathbf{I}^j \in \{0,1\}, \tau^j} \frac{1}{2} \|\mathbf{F}^{j_0} \tau^j - \mathbf{B}^j\| \odot (\mathbf{I}^j)^c \|_{\mathbf{F}}^2 + \gamma^j \|\mathbf{B}^j\|_1 + \theta \|\text{Avec}(\mathbf{I}^j)\|_1 + \lambda^j \|\Gamma(\mathbf{I}^{j+1}) \odot \mathbf{I}^j\|_0 \quad (5)$$

从上述叙述中不难看出, 目标可信图 $\Gamma(\mathbf{D}^{j+1}) = (\mathbf{I}^{j+1})^c$. 对最粗尺度低频子带图像序列, 目标可信图可以选取为全 1 矩阵, 最细尺度低频子带图像序列的检测结果 \mathbf{I}^j 即为最终的锥套检测结果。

2.2 模型求解

如果在公式(5)的求解过程中, 同时最优化全部变量 \mathbf{B}^j 、 \mathbf{I}^j 和 τ^j 是一项困难的任务, 可采用交替优化算法, 即在固定其他变量情况下只优化其中一个变量, 交替优化所有变量优化上述代价函数公式(5)。

(1) 固定稀疏项 \mathbf{I}^j 和变换参数 τ^j , 采用截断奇异值算法(SVT)^[16]更新低秩项 \mathbf{B}^j , 因为

$$\arg\min_{\mathbf{B}^j} \frac{1}{2} \|\mathbf{F}^{j_0} \tau^j - \mathbf{B}^j\| \odot (\mathbf{I}^j)^c \|_{\mathbf{F}}^2 + \gamma^j \|\mathbf{B}^j\|_1 =$$

$$\arg\min_{\mathbf{B}^j} \frac{1}{2} \|\mathbf{F}^{j_0} \tau^j \odot (\mathbf{I}^j)^c - \mathbf{B}^j \odot (\mathbf{I}^j)\|_{\mathbf{F}}^2 + \gamma^j \|\mathbf{B}^j\|_1,$$

先对 $\mathbf{F}^{j_0} \tau^j \odot (\mathbf{I}^j)^c - \mathbf{B}^j \odot (\mathbf{I}^j)$ 进行奇异值分解, 即: $\mathbf{S} \Sigma \mathbf{D}^T = \mathbf{F}^{j_0} \tau^j \odot (\mathbf{I}^j)^c - \mathbf{B}^j \odot (\mathbf{I}^j)$, 其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$ 为奇异值矩阵, $\sigma_1, \dots, \sigma_r$ 为奇异值 ($\sigma_i \geq 0$), 采用 SVT 对 \mathbf{B}^j 的更新可以表示为:

$$\hat{\mathbf{B}}^j = \mathbf{S} \Psi_{\lambda}(\Sigma) \mathbf{D}^T \quad (6)$$

式中: $\Psi_{\lambda}(\Sigma) = \text{diag}(\Psi_{\lambda}(\sigma_1), \dots, \Psi_{\lambda}(\sigma_r))$, $\Psi_{\lambda}(\sigma_i)$ 为软

阈值运算, 定义为 $\Psi_{\lambda}(\sigma_i) = \begin{cases} \sigma_i - \lambda_k, & \sigma_i > \gamma^j \\ 0, & \sigma_i \leq \gamma^j \end{cases}$ 。

(2) 固定低秩项 \mathbf{B}^j 和变换参数 τ^j , 更新稀疏项 \mathbf{I}^j , 因为

$$\arg\min_{\mathbf{I}^j \in \{0,1\}} \frac{1}{2} \|\mathbf{F}^{j_0} \tau^j - \mathbf{B}^j\| \odot (\mathbf{I}^j)^c \|_{\mathbf{F}}^2 +$$

$$\lambda^j \|\Gamma(\mathbf{I}^{j+1}) \odot \mathbf{I}^j\|_1 + \theta \|\text{Avec}(\mathbf{I}^j)\|_1 =$$

$$\arg\min_{\mathbf{I}^j \in \{0,1\}} \frac{1}{2} \sum_{pq} \left[\frac{1}{2} ((\mathbf{F}^{j_0} \tau^j)_{pq} - \mathbf{B}_{pq}^j)^2 (1 - \mathbf{I}_{pq}^j) + \lambda^j (\Gamma(\mathbf{I}^{j+1}))_{pq} \mathbf{I}_{pq}^j \right]$$

$$\theta \|\text{Avec}(\mathbf{I}^j)\|_1 =$$

$$\arg\min_{\mathbf{I}^j \in \{0,1\}} \frac{1}{2} \sum_{pq} \left[\frac{1}{2} ((\mathbf{F}^{j_0} \tau^j)_{pq} - \mathbf{B}_{pq}^j)^2 + \lambda^j (\Gamma(\mathbf{I}^{j+1}))_{pq} \right] \mathbf{I}_{pq}^j +$$

$$\theta \|\text{Avec}(\mathbf{I}^j)\|_1 \quad (7)$$

可以看出: 上式转化为二值标签的一阶马尔可夫场问题, 可以采用图剪切算法最优化上述问题^[13]。

(3) 固定低秩项 \mathbf{B}^j 和稀疏项 \mathbf{I}^j , 更新变换参数 τ^j , 即: $\arg\min_{\tau^j} \|\mathbf{F}^{j_0} \tau^j - \mathbf{B}^j\| \odot (\mathbf{I}^j)^c \|_{\mathbf{F}}^2$, 采用递增更新算法求解该变换参数问题^[13,15], 对每一次迭代通过下式进行更新 τ^j , 即

$$\tau^{j+1} = \tau^j + \arg\min_{\Delta \tau^j} \|\mathbf{F}^{j_0} \hat{\tau}^j + \mathbf{J}_{\tau^j} \Delta \tau^j - \mathbf{B}^j\| \odot (\mathbf{I}^j)^c \|_{\mathbf{F}}^2 \quad (8)$$

式中: $\Delta \tau^j$ 表示微小的 τ^j 递增, \mathbf{J}_{τ^j} 为雅可比矩阵 $\mathbf{J}_{\tau^j} = \left. \frac{\partial \mathbf{F}^j}{\partial \tau^j} \right|_{\tau^j}$ 。

经过上述步骤(1)到步骤(3)的多次更新迭代可以最优化公式(5), 得到的最细尺度低频子带图像序列的分解结果 \mathbf{I}^j 即为最终的锥套检测结果。

3 实验结果与分析

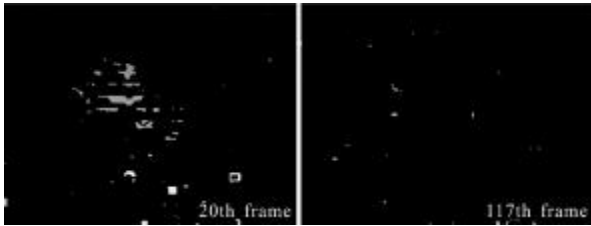
在真实的锥套图像序列数据上验证所提算法(Ms-LRSD)的有效性, 其中平稳小波选取 bior1.3 小波, 进行 4 层小波分解, 采用适合动态背景建模的贝叶斯建模运动目标检测算法(BMDS)^[17]、低秩和稀疏分解运动目标检测算法(DECOLOR)^[13] 作为对比算法。在 i5 3.1 GHz Pentium CPU 和 8 GB 内存计算机上采用 MATLAB R2010a 进行测试。对于低秩和稀疏分解运动目标检测算法及文中算法的参数选取采用参考文献[13]给的选取方法, 其中 $\theta = 30 \lambda$ 。先采用一组初始阶段的锥套图像数据, 图像大小为 432 × 576, 图像序列有 120 帧, 人为消去其中的文字图标, 实验结果如图 2 所示。

为了便于评价整个图像序列的锥套检测性能, 这里定义多帧检测精度曲线, 检测精度定义方法如下: $\rho = \varepsilon(Y_t \cap \Theta_t) / \varepsilon(Y_t \cap \Theta_t)$, 其中 Θ_t 表示第 t 帧检测到的目标区域, Y_t 表示第 t 帧真实锥套区域, $\varepsilon()$ 表示区域内的像素数, 该检测误差 ρ 的分子表示检测到的真实目标像素数, 分母表示存在的目标所有像素数, ρ 越大表示检测误差越小, 则表示检测误差越大, 图 2 所示检测算法对锥套序列的检测精度曲线如图 3 所示。

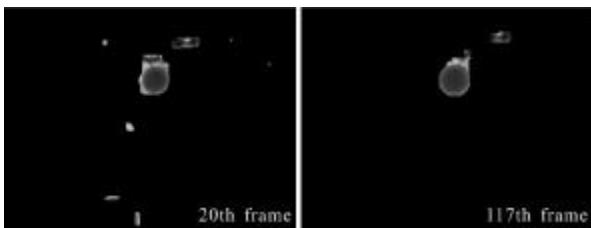
从实验结果可以看出: BMDS 难以对运动场景完成较好的背景建模, 从而得到的检测结果较差, 检测出的目标区域基本上不包含锥套区域, 难以将锥套区域从背景中分离; DECOLOR 算法虽能初步确



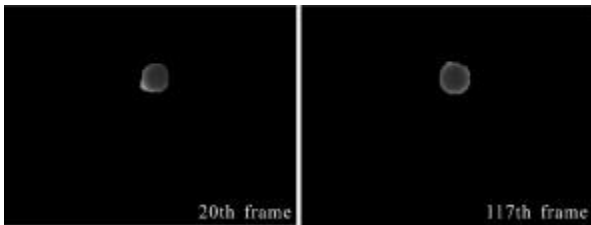
(a) 锥套图像
(a) Drogue image



(b) BMDS 检测结果
(b) Detection results of BMDS



(c) DECOLOR 检测结果
(c) Detection results of DECOLOR



(d) 文中算法检测结果
(d) Detection results of presented method

图 2 锥套序列图像检测结果

Fig.2 Detection results of drogue image sequence

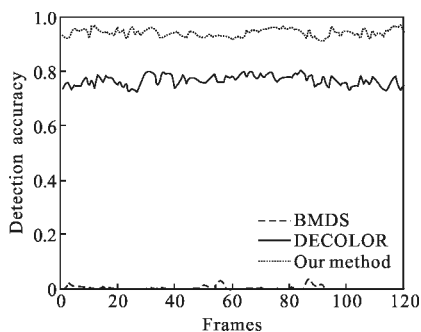
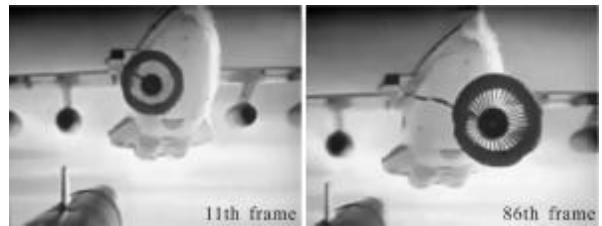


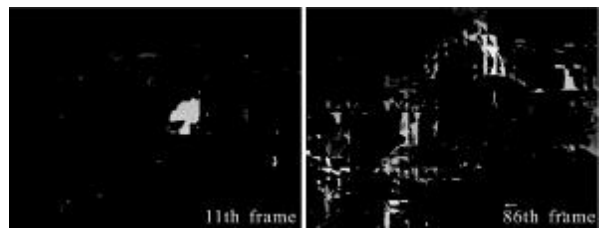
图 3 锥套序列图像检测精度曲线

Fig.3 Detection accuracy of drogue image sequence

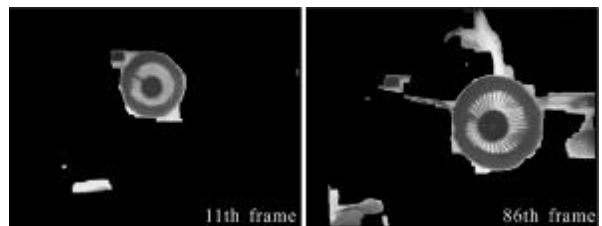
定锥套区域的大致位置,但是气流及加油机飞行造成的背景杂波被锥套区域的检测产生较大的干扰,难以准确确定锥套区域;文中算法则保护了锥套的结构信息,抑制了非结构信息,能较好检测出锥套区域部分,对整个锥套图像序列检测精度较高。再采用一组末阶段的锥套图像数据进行测试,图像大小也为 432×576 , 图像序列有 100 帧,人为消去其中的文字图标,实验结果如图 4 所示,其相应的锥套序列检测精度曲线如图 5 所示。



(a) 锥套图像
(a) Drogue image



(b) BMDS 检测结果
(b) Detection results of BMDS



(c) DECOLOR 检测结果
(c) Detection results of DECOLOR



(d) 文中算法检测结果
(d) Detection results of presented method

图 4 锥套序列图像检测结果

Fig.4 Detection results of drogue image sequence

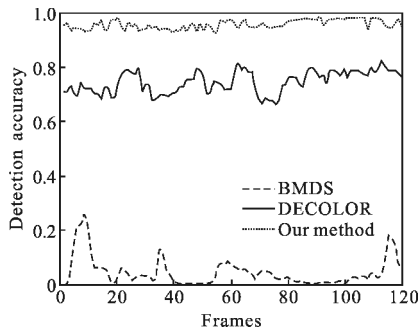


图 5 锥套序列图像检测精度曲线

Fig.5 Detection accuracy of drogue image sequence

从实验结果可以看出,文中算法对末阶段的锥套图像序列也能取得较好的锥套区域检测结果,明显好于 BMDs、DECOLOR 等其他传统算法,通过对多个阶段的锥套图像序列中的锥套区域进行较精确的检测,可以为后续的相对位姿解算提供前期的预处理。

4 结论

文中实现了一种软管式自主空中加油视觉相对导航系统中的锥套检测方法,将锥套检测问题转化为短时间内的运动目标检测问题,提出了多尺度低秩和稀疏分解的锥套检测算法,实验结果证明了该算法的有效性,适合在复杂背景和条件下的锥套检测,能较好实现锥套的锁定和定位,便于后续的油机相对位姿解算和控制。视觉导航系统的基础是借助视觉传感器成像,在夜间、云层遮挡或光照干扰等复杂情况下成像效果并不理想时,很难实现加油机锥套的成像及有效检测,笔者将来需要进一步考虑的问题是设计更具有显著性特征的锥套,提高锥套检测的精度与适应性。

参考文献:

- [1] Mao W, Eke F O. A survey of the dynamics and control of aircraft during aerial refueling [J]. *Nonlinear Dynamics and Systems Theory*, 2008, 8(4): 375-388.
- [2] Chen Chao I, Roger Stettner. Drogue tracking using 3D flash lidar for autonomous aerial refueling [C]//*SPIE*, 2011, 8037: 80370Q.
- [3] Valasek J, Gunnam K, Kimmet J, et al. Vision-based sensor and navigation system for autonomous air refueling [J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2005, 28(5): 832-844.
- [4] Doebbler James, Spaeth Theresa, Valasek John, et al. Boom and receptacle autonomous air refueling using a visual pressure snake optical sensor [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2007, 30(6): 1753-1769.
- [5] Xie Hongwen, Wang Honglun. Binocular vision-based short-range navigation method for autoums aerial refueling [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2011, 37(2): 206-209. (in Chinese)
- [6] Zouhair Mahboubi, Zico Kolter J, Tao Wang, et al. Camera-based localization for autonomous uav formation flight[C]//*Proceedings of the AIAA Infotech Conference*, 2011.
- [7] Giampiero C, Marcello R N, Mario L F. Simulation environment for machine vision based aerial refueling for UAVs[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(1): 138-151.
- [8] Tandale M D, Bowers R, Valasek J. Trajectory tracking controller for vision-based probe and drogue autonomous aerial refueling [J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2006, 29(4): 846-857.
- [9] Soujanya V, Giampiero C, Marcello R, et al. Addressing corner detection issues for machine vision based UAV aerial refueling [J]. *Machine Vision and Applications*, 2007, 18(5): 261-273.
- [10] Oliver N, Rosario B, Pentland A. A bayesian computer vision system for modeling human interactions [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2000, 22: 831-843.
- [11] Zivkovic Z. Improved adaptive gaussian mixture model for background subtraction[C]//*ICPR*, 2004, 2: 28-31.
- [12] Lopez-Rubio E, Luque-Baena R M. Stochastic approximation for background modeling [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115(6): 735-749.
- [13] Zhou X, Yang C, Yu W. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-rank representation [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2013, 35(3): 597-610.
- [14] Oreifej O, Li X, Shah M. Simultaneous video stabilization and moving object detection in turbulence [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2013, 35(2): 450-462..
- [15] Peng Y, Ganesh A, Wright J, et al. RASL: Robust alignment via sparse and low-rank decomposition for linearly correlated images [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2012, 34(11): 2233-2246.
- [16] Cai J, Candes E, Shen Z. A singular value thresholding algorithm for matrix completion [J]. *SIAM J on Optimization*, 2010, 20(4): 1956-1982.
- [17] Sheikh Y, Shah M. Bayesian modeling of dynamic scenes for object detection [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2005, 27(11): 1778-1792.