移动相机下运动目标检测

指导老师: 张萍

季存远 2015050201014 胡震宇 2015050201021 吴昊 2015050201008



研究背景





□ 基于形貌特征的

- ❖提取目标特征 训练模型 特征匹配
- **❖**卷积神经网络
- **SVM**
- **❖**AdaBoost...

□基于运动行为的

- ❖背景抽取
- ❖光流法
- 稀疏光流
- 致密光流

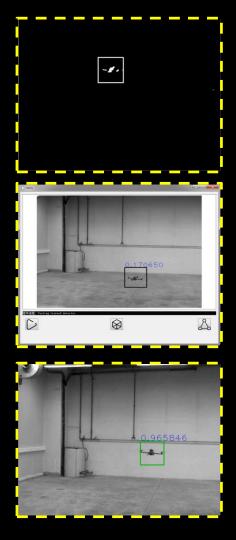
□ 项目源代码已经上传至Git仓库 https://github.com/pigtamer/UAV 2017

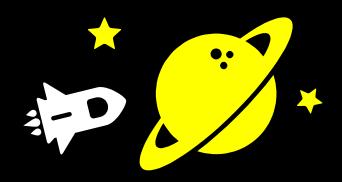




工作 内容

- □ 差分, 均值漂移
- □ HOG2D特征实验
- □ HOG3D方法探索





差分法

最基本和快速的方法 不稳定,实际效果不佳

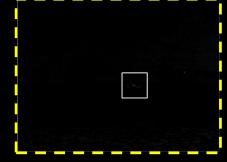


背景 差分



- □ 制备背景图一幅, 亦可用高斯混合模型等进行背景建模;
- □ 每次都用当前帧与背景模板相差;
- □ 在相差得到图像上检峰并标注.

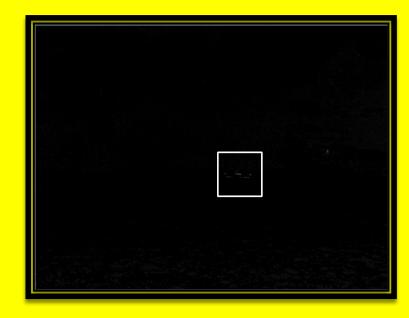






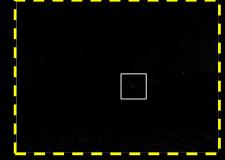


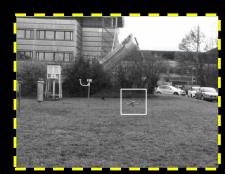
背景 差分



- □ 制备背景图一幅, 亦可用高斯混合模型等进行背景建模;
- □ 每次都用当前帧与背景模板相差;
- □ 在相差得到图像上检峰并标注.

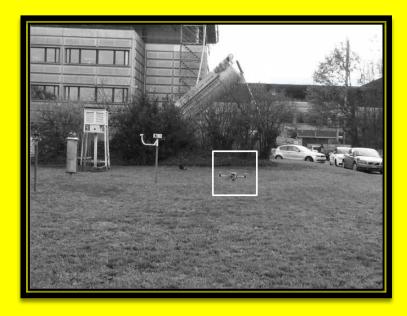






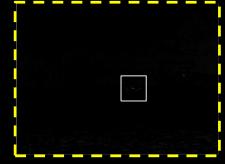


背景 差分



- □ 制备背景图一幅,亦可用高斯混合模型等进行背景建模;
- □ 每次都用当前帧与背景模板相差;
- □ 在相差得到图像上检峰并标注.

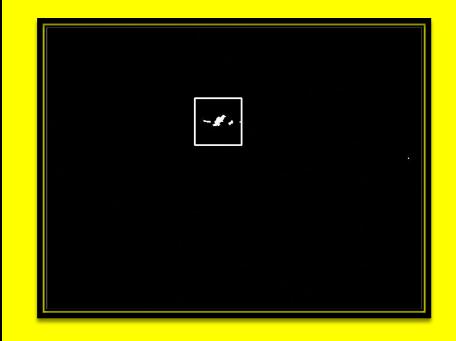








帧间 差分



- □ 每次都用当前帧与前一帧相差;
- □ 在相差得到图像上检峰并标注.









帧间 差分

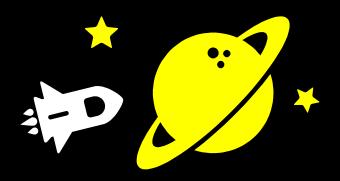


- □ 每次都用当前帧与前一帧相差;
- □ 在相差得到图像上检峰并标注.









基于HOG特征

方向梯度直方图



HOG 特征 算法流程





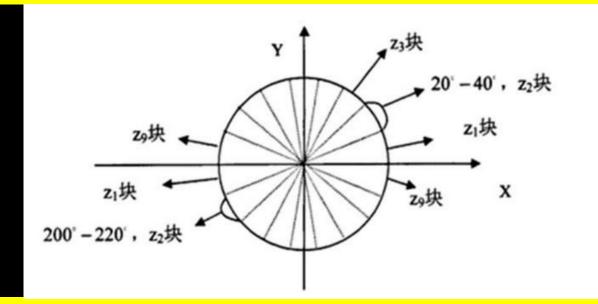
HOG 2D 特征描述



- 图像分割为 "胞" 和 "块"
- □ 在各个分块中计算梯度方向的统计特性



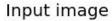
HOG 2D 特征描述



- 图像分割为 "胞" 和 "块"
- □ 在各个分块中计算梯度方向的统计特性



HOG 2D 特征描述





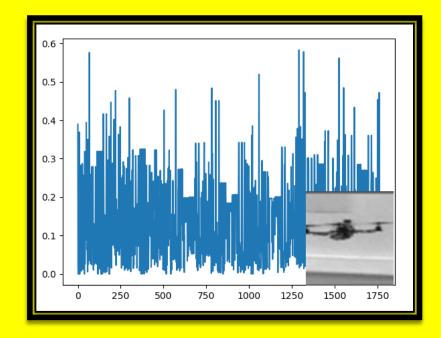
Histogram of Oriented Gradients



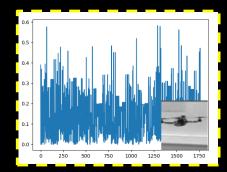
- □ 图像分割为 "胞" 和 "块"
- □ 在各个分块中计算梯度方向的统计特性



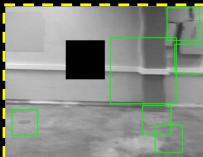
HOG 特征 训练模型



- □ 从训练视频生成正负样本集合
- □ 计算样本HOG特征
- □ 训练SVM二分类器

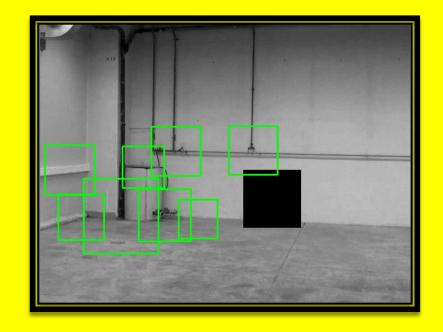




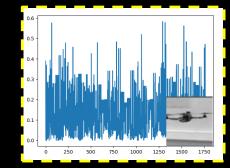


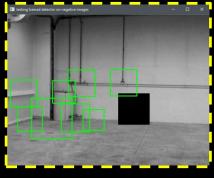


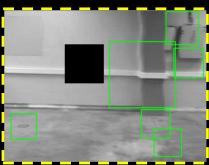
HOG 特征 训练模型



- □ 用当前分类器在负样本集随机多尺度 采样
- □ 将误分为正样本者加入负样本集合
- 更新数据集后重新训练SVM,直至达 到迭代代数

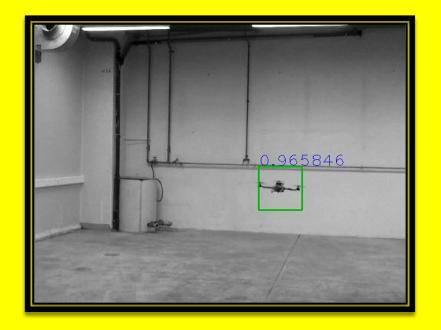




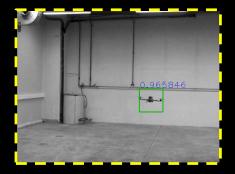


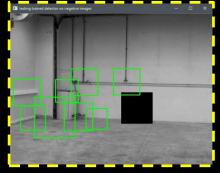


HOG 特征 视频测试



- □ 图为无人机视频上的测试效果
- □ 正负样本分别通过人工标注和在遮挡 后的帧上随机多尺度采样生成
- □ 检出帧上标注目标位置和SVM预测值

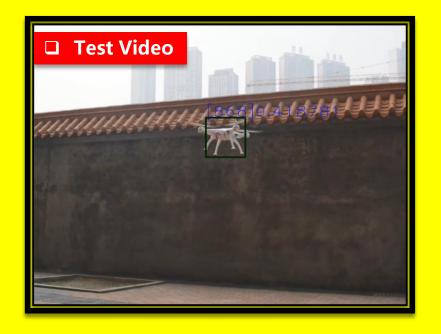








HOG 特征 视频测试



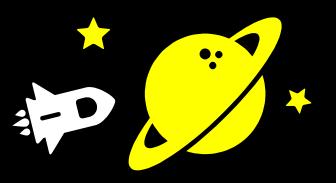
- □ 正负样本分别通过人工标注和在遮挡 后的帧上随机多尺度采样生成
- □ 检出帧上标注目标位置和SVM预测值
- □ 在无目标帧(SVM得分未达阈值者)显示警告信息







2/2



基于时空HOG



HOG3D 检测流程

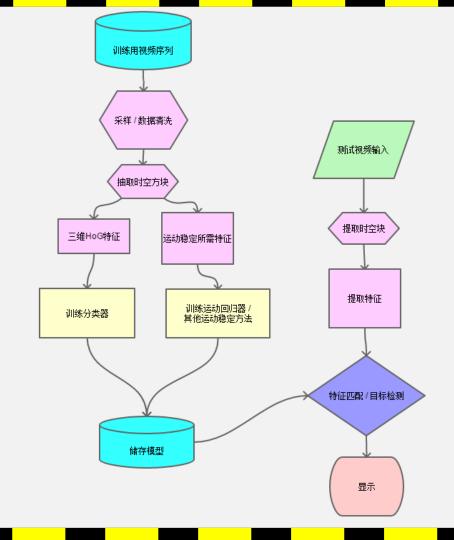


- □ 采用三维特征
- □ 为改良运动偏移,进行运动回归

HOG3D 目标检测 系统结构图

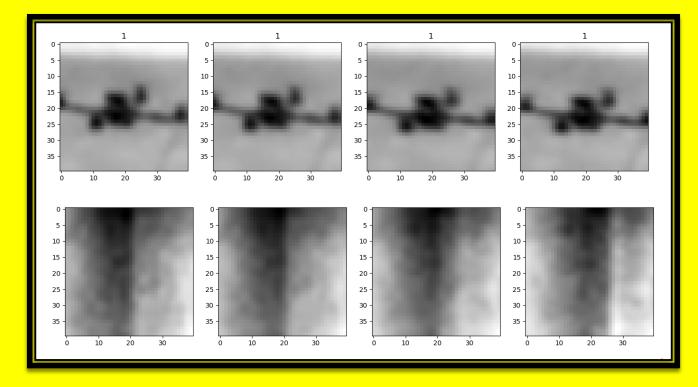
Artem Rozantsev, Vincent Lepetit, and Pascal Fua. Flying objects detection from a single moving camera.

Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 07-12-June:4128–4136, 2015.





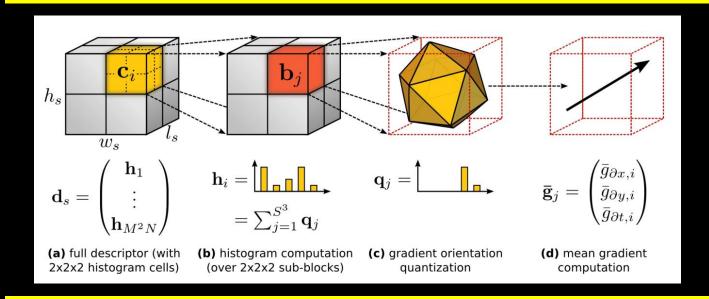
HOG 3D 特征描述



□ 提取时空立方之正负样本。每次均在数帧间领域内采样



HOG 3D 特征描述



- 同样进行网格化
- □ 计算一个小区块的平均梯度
- 在投影坐标架下进行直方图量化

A Spatio-Temporal Descriptor Based on 3D-Gradients. Procedings of the British Machine Vision

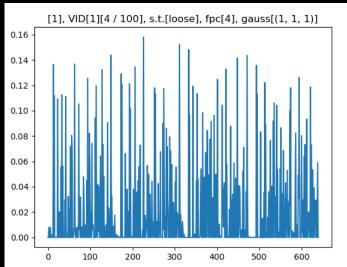
A. Klaeser, M. Marszalek, and C. Schmid.

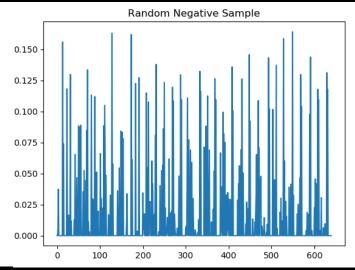
Conference 2008, pages 99.1–99.10, 2008.

2/3



HOG 3D 特征描述





- 」左右分别为根据正负立方样本计算得到的HOG3D特征
- □ 样本的特征数据随后被送入GBDT或SVM分类器



Algorithm 1: Gradient_Boost

- $F_0(\mathbf{x}) = \arg\min_{\rho} \sum_{i=1}^{N} \Psi(y_i, \rho)$
- For m=1 to M do:

$$\tilde{y}_i = -\left[\frac{\partial \Psi(y_i, F(\mathbf{x}_i))}{\partial F(\mathbf{x}_i)}\right]_{F(\mathbf{x}) = F_{m-1}(\mathbf{x})}, \ i = 1, N$$

$$\mathbf{a}_m = \arg\min_{\mathbf{a},\beta} \sum_{i=1}^{N} [\tilde{y}_i - \beta h(\mathbf{x}_i; \mathbf{a})]$$

$$\mathbf{a}_{m} = \arg\min_{\mathbf{a},\beta} \sum_{i=1}^{N} [\tilde{y}_{i} - \beta h(\mathbf{x}_{i}; \mathbf{a})]^{2}$$

$$\rho_{m} = \arg\min_{\rho} \sum_{i=1}^{N} \Psi(y_{i}, F_{m-1}(\mathbf{x}_{i}) + \rho h(\mathbf{x}_{i}; \mathbf{a}_{m}))$$

$$F_m(\mathbf{x}) = F_{m-1}(\mathbf{x}) + \rho_m h(\mathbf{x}; \mathbf{a}_m)$$

endFor end Algorithm

3

- **Gradient Boost Machine**
- □ 用CART来做弱学习器
- □ 人工产生样本偏移,在回归时拟合它

Jerome H. Friedman.

Greedy Function Approximation, A Gradient

Boosting Machine, 1999

Thanks!

Any questions?

You can contact us at cygee99@gmail.com

