

# 基于混合高斯模型的多目标跟踪算法<sup>①</sup>

## Multi-Target Tracking Algorithm Based on Gaussian Mixture Model

胡峰俊 郭彩虹 (浙江树人大学 现代教育技术中心 浙江 杭州 310014)

王万良 (浙江工业大学 软件学院 浙江 杭州 310014)

**摘要:** 以杭州市的实际交通状况作为研究背景,提出了基于混合高斯模型的多目标跟踪算法的研究。通过建立基于灰度的混合高斯背景模型的基础上,利用当前帧和背景帧的差分,并经过形态学处理,提取目标的轮廓、重心等数学特征,建立目标特征向量组,提出使用相似度算子来搜索帧间特征向量匹配的目标。实验结果表明,该算法在强烈光照变化的动态背景下,能达到对目标的准确跟踪。

**关键词:** 多目标跟踪 混合高斯模型 相似度算子 两帧差分

### 1 引言

随着科学技术和世界经济飞速的发展,交通流量日益加大,交通拥挤堵塞现象日趋严重,交通问题已经成为城市管理中的主要问题,阻碍和制约着城市经济建设的发展。面对日益严重的交通问题,我们不能单纯依靠,如修建和改建道路或采用信号灯控制等措施来缓解这种局面。

为了改善交通拥挤和阻塞,提高路网通行能力和整个交通系统的机动性、安全性和效率,对城市现有道路交通流量和道路交通状况进行调查分析,准确掌握交通流信息就有着十分重要的现实意义。在交通流信息视频检测中,运动车辆的检测和跟踪是一个重要的研究领域,本文采用基于灰度空间的混合高斯算法<sup>[1-5]</sup>检测运动车辆,采集目标特征<sup>[6]</sup>,使用相似度算子来进行多目标跟踪。

### 2 混合高斯分布模型

#### 2.1 混合高斯分布模型原理

本文中混合高斯算法的工作原理是:使用混合高斯分布模型来表征图像帧中每一个像素点的特征,表征的特征只采用灰度空间,如果没有运动目标(车辆)存在,则视频图像相对静止,每一像素点随时间变化都服从一定的统计模型,该算法中每一个像素点由几

个高斯分布的混合模型来表征。当获得新的图像帧时,更新混合高斯分布模型,如果当前图像的像素点与混合高斯分布模型相匹配,则判定该点为背景点,否则判定该点为前景点。

#### 2.2 车辆检测、特征提取

以下所叙述的每一个像素处理都是一系列在固定摄像机下,从高分辨率 CCD 摄像机取得 R、G、B 颜色空间图像序列,当然包括噪声信号,用中值滤波对图像滤波除噪。对处理过的图像序列进行颜色空间的转化,将 R、G、B 颜色空间转化成灰度空间。

$$(\text{灰度空间}) = (R * 0.299 + G * 0.587 + B * 0.114) \quad (1)$$

输入视频图像序列为 $\{1, 2, \dots, t, \dots\}$ , 即在第  $t$  帧视频图像中, 处理第  $i$  个像素点的值  $x_{i,t} [R_{i,t}, G_{i,t}, B_{i,t}]$ , 第  $k$  个高斯分布的概率密度函数为:

$$\eta_k(x_{i,t}, \mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-1/2(x_{i,t} - \mu_k)^T \Sigma^{-1} (x_{i,t} - \mu_k)} \quad (2)$$

式中  $\mu_k$  表示均值矢量,  $\Sigma_k$  表示协方差矩阵。像素点  $i$  当前的特征与该像素点过去时刻的特征有关, 其概率计算式为:

$$P(x_{i,t}) = \sum_{k=1}^k \omega_{i,t-1,k} * \eta_k(x_{i,t}, \mu_{i,t-1,k}, \Sigma_{i,t-1,k}) \quad (3)$$

① 基金项目:国家自然科学基金(60573123)

收稿时间:2009-01-06

式中  $t$  为时间序列,  $\mu_{i,t-1,k}$  和  $\sum_{i,t-1,k}$  是像素点  $i$  在  $t-1$  帧的第  $k$  个高斯分布模型的均值矢量和协方差矩阵,  $\omega_{i,t-1,k}$  为与高斯分布相对应的权值。

背景建模包括以下步骤:

① 对处理过的图像序列进行颜色空间的转化, 将 R、G、B 颜色空间转化成灰度空间。

② 设定算法的参数, 全局背景阈值  $T$  取  $T=0.7$ , 学习率  $\alpha$  一般取值范围  $[0.01, 0.001]$ ,  $K$  的一般取值范围  $[3, 5]$ , 初始化权重  $\omega$  取  $\omega=0.05$ 。

③ 读取图像的亮度空间, 将第一帧图像每一个像素点的亮度值作为混合高斯的均值, 方差为预定的经验值, 建立高斯混合背景模型;

④ 读取第  $t$  帧图像, 将每个像素与该像素的已有的  $k(k \leq K)$  个高斯模型相比较, 比较公式(3)是否成立:

$$|x_{i,t} - \mu_{i,t,k}| < 2.5\sigma_{i,t,k}^2 \quad (4)$$

式中,  $\sigma_{i,t,k}^2$  为像素点  $i$  在  $t$  时刻的第  $k$  个高斯分布模型的灰度方差。

a) 如果匹配, 更新第  $k$  个混合高斯模型的参数和权重, 参数包括期望、方差、学习因子:

$$\begin{aligned} \mu_{i,t,k} &= (1-\rho)\mu_{i,t-1,k} + \rho x_{i,t,k} \\ \sigma_{i,t,k}^2 &= (1-\rho)\sigma_{i,t-1,k}^2 + \rho(x_{i,t,k} - \mu_{i,t,k})^T(x_{i,t,k} - \mu_{i,t,k}) \\ \rho &= a\eta_k(x_{i,t} | \mu_{i,t,k}, \sigma_k) \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $\mu_{i,t,k}$  和  $\sigma_{i,t,k}^2$  分别是像素点  $i$  在  $t$  时刻的第  $k$  个高斯分布模型的均值矢量和亮度方差,  $a$  为学习率,  $\rho$  是模型适应的学习因子, 作用与  $a$  相似。

如果不匹配, 且  $k < K$ , 增加第  $t$  帧图像的高斯模型, 新的高斯模型分布取  $X_{i,t}$  的值为均值, 方差、权重  $\omega$  为经验值;

b) 如果不匹配而且  $k=K$ , 用新的高斯分布代替权重最低的高斯分布。均值和方差的取值同上。

c) 权重  $\omega$  的更新公式为:

$$\omega_{k,t} = (1-\alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha(M_{k,t}) \quad (6)$$

上式中,  $\omega_{k,t}$  为当前的权重,  $\alpha$  为学习率,  $\omega_{k,t-1}$  为上一帧的对应权重;  $M_{k,t}$  为匹配量化值, 如果匹配:

$M_{k,t}=1$ , 如果不匹配:  $M_{k,t}=0$ ;

⑤ 将建立的背景模型  $f_b$  与当前图像帧  $f_t$  进行绝对值差分  $|f_t - f_b| \geq T_1$ ,  $T_1$  为阈值, 如图 1 是西湖隧道背景差分效果图, 最后提取运动目标的特征, 经过处理得到车辆轮廓、区域面积, 区域重心等车辆特征。



(a)当前帧 (b)背景帧 (c)差分结果

图 1 当前帧和混合高斯背景模型的差分图

### 3 多目标的特征跟踪

#### 3.1 联合相似度算子

目标跟踪<sup>[7-9]</sup>处理中常用的方法是首先获取目标的特征向量集, 然后根据特征点集来寻找相应匹配的目标, 简述如下:

设图像中任一帧  $t$  和它后面一帧  $t+1$  中有任意两个目标  $\varphi_i$  和  $\delta_j$ :

设前一帧中目标  $\varphi_i$  有  $i$  个特征点, 为了分析及分类方便, 可用该  $M$  个特征点所组成的向量  $a$  来描述: 后一帧中目标  $\delta_j$  有  $N$  个特征点, 可用该  $N$  个特征点所组成的向量  $b$  来描述:

$$P(\varphi_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \\ \vdots \\ a_{M-1,i} \end{bmatrix} \quad P(\delta_j) = \begin{bmatrix} b_{0,j} \\ b_{1,j} \\ b_{2,j} \\ \vdots \\ b_{N-1,j} \end{bmatrix} \quad (7)$$

对相邻两帧  $t$  和  $t+1$ , 假设分别有  $i$  和  $j$  个连通区域, 一个区域对应一个目标(其中,  $1 \leq i \leq A, A$  为  $t$  帧中连通区域的总数,  $1 \leq j \leq B, B$  为  $t+1$  帧连通区域的总数), 在相邻两帧中可能同时出现新目标或者旧目标消失的情况。

相邻两帧  $t$  和  $t+1$ , 第  $i$  个目标和第  $j$  个目标的重心位置相似度为:

$$\theta_d(i, j, t) = \log_a(|d_{i,t} d_{j,t+1}| + r_d) \quad (8)$$

这两个目标的重心坐标分别为:

$$\begin{aligned} \bar{x}_{i,t} &= 1/S \sum_{(x,y) \in A_{i,t}} x, & \bar{y}_{i,t} &= 1/S \sum_{(x,y) \in A_{i,t}} y \\ \bar{x}_{j,t+1} &= 1/S \sum_{(x,y) \in A_{j,t+1}} x, & \bar{y}_{j,t+1} &= 1/S \sum_{(x,y) \in A_{j,t+1}} y \end{aligned} \quad (9)$$

$$|d_{i,t}d_{j,t+1}| = \sqrt{(\bar{x}_{i,t} - \bar{x}_{j,t+1})^2 + (\bar{y}_{i,t} - \bar{y}_{j,t+1})^2} \quad (10)$$

$\gamma_d$  是一个正的常数, 当重心位置相似度达到最大值是  $\log_a(\gamma_d)$ , 这里  $a$  取 0.5。

相邻两帧  $t$  和  $t+1$ , 第  $i$  个目标和第  $j$  个目标的最小外接矩形位置的左上角, 右下角的坐标相似度分别为:

$$\theta_{r,1}(i, j, t) = \log_a(|r_{i,t,1}r_{j,t+1,1}| + r_{r,1})$$

$$\theta_{r,2}(i, j, t) = \log_a(|r_{i,t,2}r_{j,t+1,2}| + r_{r,2}) \quad (11)$$

$$|r_{i,t,1}r_{j,t+1,1}| = \sqrt{(x_{i,t,1} - x_{j,t+1,1})^2 + (y_{i,t,1} - y_{j,t+1,1})^2}$$

$$|r_{i,t,2}r_{j,t+1,2}| = \sqrt{(x_{i,t,2} - x_{j,t+1,2})^2 + (y_{i,t,2} - y_{j,t+1,2})^2}$$

$\theta_{r,1}(i, j, t)$  是目标  $i$  和目标  $j$  左上角的相似度。

$\theta_{r,2}(i, j, t)$  是目标  $i$  和目标  $j$  右下角的相似度。

相邻两帧  $t$  和  $t+1$ , 第  $i$  个目标和第  $j$  个目标的灰度和方差的相似度为:

$$\theta_l(i, j, t) = \log_a(|l_{i,t}l_{j,t+1}| + r_l) \quad (12)$$

$|l_{i,t}l_{j,t+1}| = \sqrt{(E_{i,t} - E_{j,t+1})^2 - (D_{i,t} - D_{j,t+1})^2}$  于是联合的相似度算子  $\theta_{d,r,l}$  定义如下:

$$\theta_{d,r,l} = \theta_d(i, j, t)\theta_{r,1}(i, j, t)\theta_{r,2}(i, j, t)\theta_l(i, j, t) \quad (13)$$

### 3.2 多运动目标的匹配

对于  $t$  时刻的第  $i$  个目标, 如果能搜索到使相似度算子取得最大值的目标  $j$ , 且

$$MAX\theta_{d,r,l}(i, j, t) \geq \eta_\theta \quad (14)$$

$\eta_\theta$  是相似度算子门限值, 目标匹配。但是  $MAX\theta_{d,r,l}(i, j, t) < \eta_\theta$ , 则  $t+1$  在时刻, 目标已经驶出范围。

如果  $t+1$  帧中出现的目标  $j$ , 在  $t$  帧中没有出现的话, 即出现了新目标, 如上部分内容所介绍的, 采集各种参数, 保存在结构体中。如上图 2, 是目标跟踪和匹配的过程。

图 2(a) 中出现两个新目标, 建立两个特征向量组  $P(\sigma_1)$  和  $P(\sigma_2)$ 。



(a) 目标出现 (b) 目标匹配, (c) 一个目标消失 新目标出现

图 2 多目标的检测与跟踪

图 2(b) 中又出现了一个新目标, 建立三个特征向量组  $P(\phi_1)$ 、 $P(\phi_2)$ 、 $P(\phi_3)$ , 使用相似性算子对(a)图和(b)图目标的特征向量进行匹配, 可以发现  $P(\phi_3)$  是新出现的目标, 计数器加 1, 并根据两图的间隔时间和实际距离计算速度, 并用特征向量  $P(\sigma_1)$ 、 $P(\sigma_2)$  分别代替  $P(\phi_1)$ 、 $P(\phi_2)$ 。

图 2(c) 中已经有一个目标消失在监控视频范围之内, 找不到其匹配的特征值。

## 4 实验结果

为验证本文算法的检测效果, 如图 3 西湖隧道是车流量比较大、光照变化剧烈的路段。



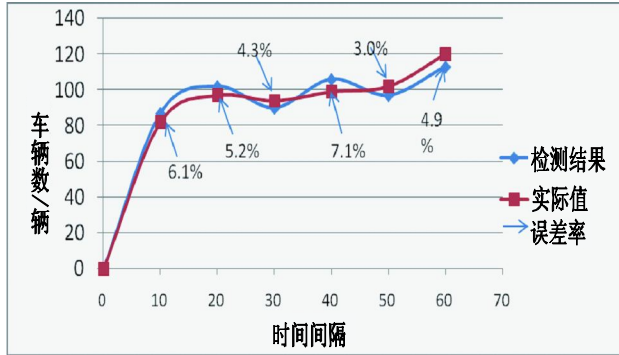
图 3 西湖隧道检测效果图

使用奔腾 4, 2.4GHz 的 PC 机运行本检测算法, 每秒种可处理 20 帧。本算法能准确的跟踪多目标, 黄色矩形框内出现了误检的情况, 这是在光照剧烈变化, 不可避免出现的情况, 但是系统采用轮廓、重心等数学特征进行匹配, 在下一帧中这些误检都不会出现, 所以可以大大提高了采集精度。

表 1 是在西湖隧道每隔 10 分钟的检测结果分析表, 检测精度达到 93% 左右。由于路面对光线的反射, 形成较强的干扰, 或者检测目标过大, 在图像形态学

的处理过程中容易造成目标的分裂,也会造成检测结果偏差,在天气良好的状况下,本算法能达到更好的检测效果。

表 1 西湖隧道每隔 10 分钟检测结果分析表



## 5 结论

本文提出了基于混合高斯模型和相似度算子的多目标跟踪方法。该方法用混合高斯建立的背景模型和当前帧差分,检测出运动目标,采集多运动目标的数学特征,建立特征向量组,通过相似度函数在向量组间的搜索,有效地跟踪目标,实验结果证明本方法的有效性,不仅提高了多目标跟踪的精度,并能一定程度上解决遮挡和其它因素干扰的问题。

### 参考文献

1 Huwer S, Niemann H. Adaptive Change Detection for Real-time Surveillance Applications. Proceedings 3rd IEEE International Workshop on Visual Surveillance. 2000:37-46.

2 Wern CR, Azarbayciani A, Darrell T, et al. Pfunder: Real-time Tracking of Human Body. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19:780-785.

3 Stauffer C, Grimson WEL. Adaptive Background Mixture Models for real-time Tracking. IEEE Conf, on CVPR. 1999,2:246-252.

4 Elgammal A, Harwood D, Davis L. Nonparametric model for background subtraction. Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision. Dublin, Ireland, 2000:751-767.

5 Gordon G, Darrel T, Harville M, et al. Background Estimation and Removal Based on Range and Color. IEEE Conf, on CVPR. 1999,2:459-464.

6 Segen J, Pingali S. A camera-based system for tracking people in real time. Proceedings International Conference on Pattern recognition, Vienna, Austria, 1996:63-67.

7 Nummiaro K, Merier EK, Gool LV. An adaptive color-based particle filter. Image and Vision Computing, 2003,21(1):99-110.

8 Lee Mun-wai, Cohen I, Soon Ki-Jung. Particle filter with analytical inference for hunman body tracking. Proceedings of IEEE.

9 Collins RT. Mean-shift blob tracking through scale space. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recongnition, Madison, W I, USA, 2003:234-240.