

# 一种新的空间直方图相似性度量方法及其在目标跟踪中的应用

姚志均\*

(船舶重工集团公司 723 所 扬州 225001)

**摘要:** 在基于空间直方图的目标跟踪中, 选择一种合适的度量两个空间直方图之间相似性的方法至关重要。该文提出一种新的空间直方图相似性度量方法。将空间直方图中的每个区间所对应像素的空间分布看作一个高斯分布, 其均值和协方差矩阵为该区间内所有像素坐标的均值和协方差矩阵, 然后用 Jensen-Shannon Divergence(JSD)计算对应区间的空间分布相似度, 而颜色特征的相似度采用具有强区分能力的直方图相交法来计算。理论和实验证明该文提出的相似性度量的稳定性好, 区分能力强, 其在静态图像上的整体性能优于已有度量方法, 视频跟踪结果比已有方法更精确。

**关键词:** 目标跟踪; 空间直方图; Jensen-Shannon 散度; 高斯分布; 粒子滤波

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2013)07-1644-06

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2012.01535

## A New Spatiogram Similarity Measure Method and Its Application to Object Tracking

Yao Zhi-jun

(The 723 Institute of China Shipbuilding Industry Corporation, Yangzhou 225001, China)

**Abstract:** For spatiogram based object tracking, suitable similarity measure is critical. In this paper, a new spatiogram similarity measure is presented. The spatial distribution of the pixels corresponding to each bin is regarded as a Gaussian distribution, where the mean vector and covariance matrix are computed with all pixels belonging to the corresponding bin. Then, the similarity of two spatial distributions is computed with the Jensen-Shannon Divergence (JSD). The similarity of color feature is calculated by using histogram intersection, which is more discriminative than Bhattacharyya coefficient. Both theoretically and experimentally, the proposed measure is stable, and gives superior discriminative power than existing methods, and achieves promising performance in tracking object from single or sequence of images.

**Key words:** Object tracking; Spatiogram; Jensen-Shannon Divergence (JSD); Gaussian distribution; Particle filter

### 1 引言

在计算机视觉研究领域中, 颜色直方图是一种常用的目标建模方法, 其具有计算简单, 实时性高的优点, 已被广泛应用于均值漂移(Mean Shift, MS)<sup>[1]</sup>和粒子滤波(Particle Filter, PF)目标跟踪算法<sup>[2-4]</sup>中。然而, 颜色直方图仅仅计算颜色特征的频率, 丢失了目标的空间结构信息, 容易被外观相似的其它目标或背景混淆而导致跟踪失败。为了解决这个问题, 学术界已提出了多种解决方法。文献[5]用核密度估计法(Kernel Density Estimation, KDE)估计出目标的特征——空间联合分布, 然后在变换空间中最大化基于相似性的目标函数而实现目标跟踪。文献[6]提出一种(Spatial-color Mixture Of

Gaussians, SMOG)空间颜色混合高斯模型, 并成功应用于与粒子滤波目标跟踪算法中。Birchfield 等人<sup>[7]</sup>将空间分布信息和颜色信息相结合, 提出了空间直方图(spatiogram)的概念。二阶空间直方图不但计算了像素颜色特征的频率, 而且还统计了直方图中每个区间中所有像素坐标的均值和协方差。二阶空间直方图在目标跟踪中表现了很好的性能<sup>[7-11]</sup>, 近年来对空间直方图的研究日益受到重视。

本文关注的问题是如何提高基于空间直方图的相似性度量的性能, 从而使得目标跟踪更稳定, 更精确。在粒子滤波目标跟踪算法<sup>[8,11]</sup>中, 用什么度量方法计算目标模型与当前帧中候选目标模型之间的相似度至关重要。文献[7]用巴氏系数度量对应区间之间颜色特征的相似度, 用基于概率乘积的方法度量对应区间之间的空间分布相似度, 然而该方法不能保证空间直方图自身之间最相似, 因而不夠稳

定<sup>[10]</sup>。文献[10]用巴氏系数(Bhattacharyya Coefficient, BC)去计算对应区间之间的颜色特征和空间分布的相似度,虽然该方法克服了文献[7]的问题,但是由于基于巴氏系数的度量其区分能力不强<sup>[6,12]</sup>,故目标跟踪性能受限。

本文提出了一种新的空间直方图相似性度量,将空间直方图中的每个区间的空间分布视作一个高斯分布,然后用JSD(Jensen-Shannon Divergence)计算两个空间分布之间的相似度,而颜色特征的相似度用区分能力更强的直方图相交法<sup>[13]</sup>(Histogram Intersection, HI)代替原来的巴氏系数来度量,最后将其应用到粒子滤波目标跟踪算法中。理论和实验证明本文提出的相似性度量的稳定性好,区分能力强,其在静态图像上的整体性能优于已有度量方法,视频跟踪结果比已有方法更精确、更稳定。

## 2 粒子滤波

粒子滤波的核心思想是通过从后验概率密度中采样得到的粒子(或样本)来近似表达其分布。记 $\theta_t$ 为目标 $t$ 时刻的状态变量, $z_{1:t}$ 为截止到 $t$ 时刻时的所有观测变量。假设从后验概率密度 $p(\theta_t | z_{1:t})$ 采样得到一组带权重的粒子 $\Theta_t = \{(\theta_t^{(n)}, \pi_t^{(n)}) | n=1, \dots, N\}$ ,其中 $\sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} = 1$ 。若每次跟踪完后都做一次重采样,即有 $\pi_{t-1}^{(n)} = 1/N$ ,则 $t$ 时刻每个粒子的权重完全正比于其本身的似然概率 $p(z_t | \theta_t^{(n)})$ <sup>[2,3]</sup>,即

$$\pi_t^{(n)} \propto p(z_t | \theta_t^{(n)}) \quad (1)$$

这样,目标在 $t$ 时刻的最终状态可以用粒子的加权平均估计得到

$$E(\Theta_t) = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} \theta_t^{(n)} \quad (2)$$

目标跟踪中粒子的似然概率是通过计算粒子与目标模型之间的相似度或距离得到的,具体的计算方法与目标表示方法有关,本节以常用的目标表示模型——直方图和巴氏系数度量方法为例来说明如何求取粒子的似然概率。假设目标模型为 $\{q_b\}_{b=1, \dots, B}$ ,第 $n$ 个粒子所表示的区域的直方图为 $\{p_b^{(n)}\}_{b=1, \dots, B}$ ,则该粒子与目标模型之间的相似度为

$$\rho(q, p^{(n)}) = \sum_{b=1}^B \sqrt{q_b \cdot p_b^{(n)}} \quad (3)$$

该粒子与目标模型之间的巴氏距离<sup>[1]</sup>为

$$d(q, p^{(n)}) = \sqrt{1 - \rho(q, p^{(n)})} \quad (4)$$

该粒子的似然概率可写为

$$p(z | \theta^{(n)}) \propto \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{(1-\rho)}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中 $\sigma$ 是观测噪声的标准方差。

由式(1),式(2),式(5)可见,粒子与目标模型之间越相似,则粒子的似然概率就越大,其权重也越大,从而对最终状态估计的贡献也就越大。因此,对于处于目标中心附近且尺度变化不大的粒子,希望其具有较高的似然概率,如图1中的黑色虚线矩形框;而对于远离真实目标中心的粒子,或尺度变化过大的粒子,希望它们具有较小的似然概率,如图1中的白色点线矩形框。注,图1中的实线矩形框表示要跟踪的目标,黑色虚线和白色点线矩形框表示粒子,目标的最终状态就是用这些带权重的粒子加权得到的。为此,有必要寻找一种区分能力强的相似性度量方法,使得在目标中心附近且尺度变化不大的粒子与目标模型之间具有较高的相似度,而远离目标中心或尺度变化太大的粒子与目标模型之间的相似度下降得越快越好,这样可以提升目标跟踪的精确度和稳定性。

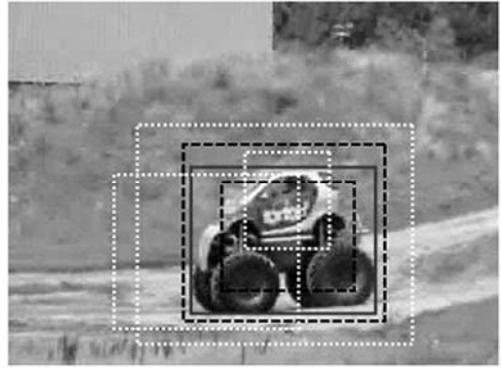


图1 目标与粒子示意图

## 3 本文提出的空间直方图相似性度量方法

设目标的空间直方图分布即目标模型为 $h = \{n_b, \mu_b, \Sigma_b\}_{b=1, \dots, B}$ ,其中 $n_b, \mu_b, \Sigma_b$ 分别是指每个区间的概率、每个区间中所有像素坐标的均值向量和协方差矩阵, $B$ 是空间直方图区间个数,候选目标区域的空间直方图分布为 $h' = \{n'_b, \mu'_b, \Sigma'_b\}_{b=1, \dots, B}$ ,则 $h$ 和 $h'$ 之间的相似度可用式(6)来度量。

$$\rho(h, h') = \sum_{b=1}^B \psi_b \phi_b \quad (6)$$

其中 $\psi_b$ 和 $\phi_b$ 分别表示颜色直方图区间(即颜色特征)相似度和空间相似度。 $\psi_b$ 有多种计算方法,如巴氏系数,直方图相交等,文献[7,10]采用Mean Shift目标跟踪算法,故要求度量方法是可微的,从而选择了巴氏系数,而本文采用粒子滤波目标跟踪算法,故可以采用不可微但区分能力强的直方图相交法。 $\phi_b$ 由 $\mu_b, \Sigma_b, \mu'_b, \Sigma'_b$ 这4个参数计算得到,本文的重点是研究 $\phi_b$ 的参数计算方法。

首先, 给定一个空间直方图  $h$ , 本文将每个区间中所有像素的空间分布看作一个高斯分布, 其均值和协方差为像素坐标的均值  $\mu_b$  和协方差矩阵  $\Sigma_b$ , 则该高斯分布可用式(7)表示:

$$f_b(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_b|^{1/2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{u}_b)^T \Sigma_b^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{u}_b)\right] \quad (7)$$

其中  $\mathbf{x}$  表示像素的空间位置向量  $[x, y]$ ,  $d$  为空间特征维数(本文中  $d=2$ )。然后计算两个高斯分布  $f_b(\mathbf{x})$  到  $f'_b(\mathbf{x})$  之间的散度  $\text{JSD}^{[14]}$ , 其计算公式为

$$\text{JSD}(f_b, f'_b) = \text{KL}(f_b \parallel \hat{f}_b) + \text{KL}(f'_b \parallel \hat{f}_b) \quad (8)$$

其中  $\hat{f}_b(\mathbf{x})$  是由  $f_b(\mathbf{x})$  和  $f'_b(\mathbf{x})$  估计得到的高斯分布, 其参数由式(9)估计得到

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mu}_b &= \frac{1}{2}(\mu_b + \mu'_b) \\ \hat{\Sigma}_b &= \frac{1}{2}(\Sigma_b + \Sigma'_b) + \frac{1}{4}(\mu_b - \mu'_b)^T (\mu_b - \mu'_b) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

由于分布  $f_b(\mathbf{x})$  到分布  $\hat{f}_b(\mathbf{x})$  的 KL 散度<sup>[15]</sup>为

$$\begin{aligned} \text{KL}(f_b \parallel \hat{f}_b) &= \frac{1}{2} \left\{ \ln(|\hat{\Sigma}_b|) - \ln(|\Sigma_b|) + \text{Tr}[(\hat{\Sigma}_b)^{-1} \Sigma_b] \right. \\ &\quad \left. - d + \frac{1}{4}(\mu_b - \mu'_b)^T (\hat{\Sigma}_b)^{-1} (\mu_b - \mu'_b) \right\} \quad (10) \end{aligned}$$

故两个高斯分布之间的 JSD 为

$$\begin{aligned} \text{JSD}(f_b, f'_b) &= \ln(|\hat{\Sigma}_b|) + \frac{1}{2} \text{Tr}[(\hat{\Sigma}_b)^{-1} (\Sigma_b + \Sigma'_b)] \\ &\quad - d + \frac{1}{4}(\mu_b - \mu'_b)^T (\hat{\Sigma}_b)^{-1} (\mu_b - \mu'_b) \\ &\quad - \frac{1}{2} \ln(|\Sigma_b| |\Sigma'_b|) \quad (11) \end{aligned}$$

显然, 由于 KL 散度是不小于零的, 则由式(8)所得的 JSD 值也是不小于零的。

通常相似度的取值范围为  $[0, 1]$ , 故本文提出基于 JSD 的空间直方图相似度计算公式为

$$\rho(h, h') = \sum_{b=1}^B \min(n_b, n'_b) \exp[-\text{JSD}(f_b, f'_b)] \quad (12)$$

这样, 基于本文提出的相似性度量方法的粒子似然概率可写为

$$p(z | \theta) \propto \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(1 - \rho(h, h'))\right] \quad (13)$$

下面分析本文提出的度量方法的性能。

首先, 计算空间直方图自身之间的相似度。根据式(9)可得  $\hat{\mu}_b = \mu_b = \mu'_b$ ,  $\hat{\Sigma}_b = \Sigma_b = \Sigma'_b$ , 从而有

$$\begin{aligned} \text{JSD}(f_b, f'_b) &= \ln(|\Sigma_b|) + \frac{1}{2} \text{Tr}[(\Sigma_b)^{-1} (\Sigma_b + \Sigma_b)] \\ &\quad - 2 + 0 - \frac{1}{2} \ln(|\Sigma_b| |\Sigma_b|) = 0 \end{aligned}$$

故有  $\rho(h, h') = \sum_{b=1}^B n_b \exp[0] = 1$ , 这表明本文提出的度量方法保证了空间直方图自身之间的相似度达到最大值 1。

其次, 本文提出的度量方法比 Conaire 法<sup>[10]</sup>的区分能力更强。第 1 步先比较直方图相似度  $\psi_b$  的区分能力。Conaire 法的直方图相似度  $\psi_b^{\text{BC}}$  是用巴氏系数来度量的, 即  $\psi_b^{\text{BC}} = \sqrt{n_b n'_b}$ , 而本文方法中的直方图相似度  $\psi_b^{\text{HI}}$  是用直方图相交法来度量的, 即  $\psi_b^{\text{HI}} = \min(n_b, n'_b)$ 。显然,  $\min(n_b, n'_b) \leq \sqrt{n_b n'_b}$  (当且仅当  $n_b = n'_b$  时取等号), 故直方图相交法的区分能力比巴氏系数强。

第 2 步比较空间相似度  $\phi_b$ 。对于具有相同定义域的两个离散概率分布  $f, g$ , 则它们之间的巴氏距离 (Bhattacharyya Distance, BD) 定义如下:

$$\text{BD}(f, g) = -\ln[\text{BC}(f, g)] \quad (14)$$

其中  $\text{BC}(f, g) = \sum_{x \in X} \sqrt{f(x)g(x)}$  为巴氏系数。当  $f, g$  均为 1 维高斯分布时, 即  $f = N(x; \mu_f, \sigma_f^2)$ ,  $g = N(x; \mu_g, \sigma_g^2)$ , 则它们之间的巴氏距离<sup>[16]</sup>为

$$\text{BD}(f, g) = \frac{1}{4} \frac{(\mu_f - \mu_g)^2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2} + \frac{1}{2} \ln \left[ \frac{\sigma_f^2 + \sigma_g^2}{2\sigma_f \sigma_g} \right] \quad (15)$$

而对于 JSD, 根据式(11)可得 1 维分布时的 JSD:

$$\text{JSD}(f, g) = \ln \left[ \frac{1}{2} (\sigma_f^2 + \sigma_g^2) + \frac{1}{4} (\mu_f - \mu_g)^2 \right] - \ln(\sigma_f \sigma_g) \quad (16)$$

为了简单起见, 令  $\mu_f = \mu_g$ , 记  $t = \sigma_f / \sigma_g$ , 则有

$$\text{BD}(f, g) = \frac{1}{2} \ln \left[ \frac{1+t^2}{2t} \right] \quad (17)$$

$$\text{JSD}(f, g) = \ln \left[ \frac{1+t^2}{2t} \right] \quad (18)$$

根据式(12)可得本文方法中的空间相似度  $\phi_b^{\text{JSD}}$  为

$$\phi_b^{\text{JSD}} = \exp[-\text{JSD}(f, g)] = \frac{2t}{1+t^2} \quad (19)$$

同理, 根据式(17)可得 Conaire 法的空间相似度  $\phi_b^{\text{BC}}$  为

$$\phi_b^{\text{BC}} = \exp[-\text{BD}(f, g)] = \sqrt{\frac{2t}{1+t^2}} \quad (20)$$

图 2 说明了不同  $t$  下的两种空间相似度, 当  $t=1$  即两个分布一样时, 两种度量的相似度都为 1, 而当  $t$  远离 1 时,  $\phi_b^{\text{JSD}} < \phi_b^{\text{BC}}$ 。

结合这两步的比较, 并根据式(6)可得到两种度量方法存在如下关系:  $\rho_b^{\text{BC}} = \psi_b^{\text{BC}} \phi_b^{\text{BC}} \geq \psi_b^{\text{HI}} \phi_b^{\text{JSD}} = \rho_b^{\text{JSD}}$ , 这表明本文提出的相似性度量方法的区分能力强于文献[10]提出的基于巴氏系数的度量方法 (即 Conaire 法)。

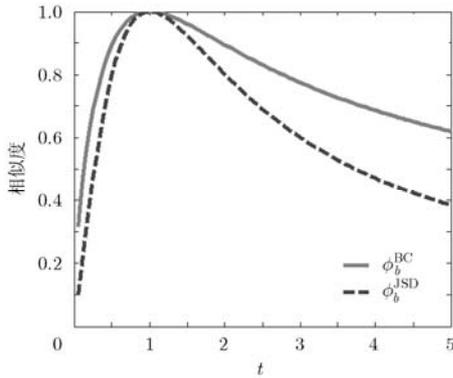


图2 基于巴氏系数(BC)(实线)和JSD(虚线)的相似度比较

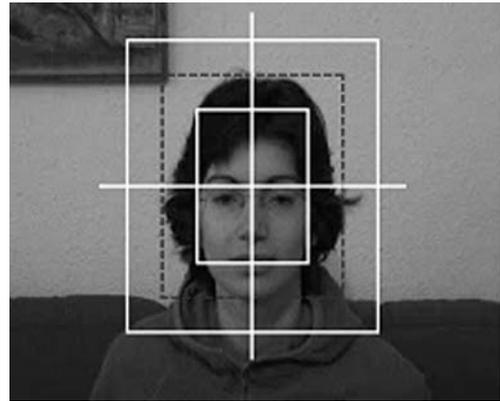


图3 测试对象(虚线框)

### 4 实验结果

第1个实验是比较3种相似性度量的区分能力，包括 Birchfield 法<sup>[7]</sup>、Conaire 法<sup>[10]</sup>和本文提出的度量方法。图3中的虚线框是目标，然后测试左右、上下偏移或伸缩变化后的相似性变化。每种变化都是以像素为单位，外面的实线框是目标变化的最大范围，里面的实线框是目标变化的最小范围。图4是3种度量在各种变化下的相似度。理想情况下，当没有发生偏移或尺度变化时相似度最高，即目标的空间直方图跟自身比较最相似，且随着偏移或尺度变化的增大而快速下降。本文对 Birchfield 法的相似度做归一化处理，即除以每种变化下的最大值。从图4可以看出，本文提出的基于JSD的度量方法优于其它两种方法。

第2个实验是评价3种相似性度量对目标跟踪的影响。首先在初始帧中人工选取跟踪目标，然后用空间直方图对目标建模，再分别用 Birchfield 法，Conaire 法和本文提出的度量方法去计算目标模型与候选目标图像区域之间的相似度，最后用粒子滤波目标跟踪算法<sup>[11]</sup>来跟踪目标。 $\theta = \{x, y, \dot{x}, \dot{y}, H_x,$

$H_y\}$  为目标  $t$  时刻的状态变量，其中  $x, y$  为目标(用外接矩形框表示)中心的坐标位置， $\dot{x}, \dot{y}$  为目标在  $X$  轴和  $Y$  轴方向的移动速度， $H_x, H_y$  为矩形框的宽度和高度。本文采用文献[14]中的两种方法来评估跟踪的稳定性和精确度：欧式距离误差和面积误差比。为了减少误差，本文对目标做了5次跟踪，每次跟踪结果都用上述两种方法评估跟踪精度。

跟踪实验选择了走廊上的行人作为跟踪对象，序列为“EnterExitCrossingPaths1cor.mpg(384×288, 25 fps)”<sup>[17]</sup>，该场景相对复杂，目标附近存在干扰对象，且有遮挡发生。图5给出了3种度量方法的部分跟踪结果，5次跟踪结果的评估情况见表1和表2，图6是对5次跟踪平均后得到的每一帧中的距离误差曲线图，Birchfield法的平均误差为27.5个像素，Conaire法的平均误差为7.3个像素，而本文方法的平均误差为4.5个像素；图7是对5次跟踪平均后得到的每一帧中的面积误差比曲线图，Birchfield法的平均误差比为4.9，Conaire法的平均误差比为1.0，而本文方法的平均误差比为0.6。

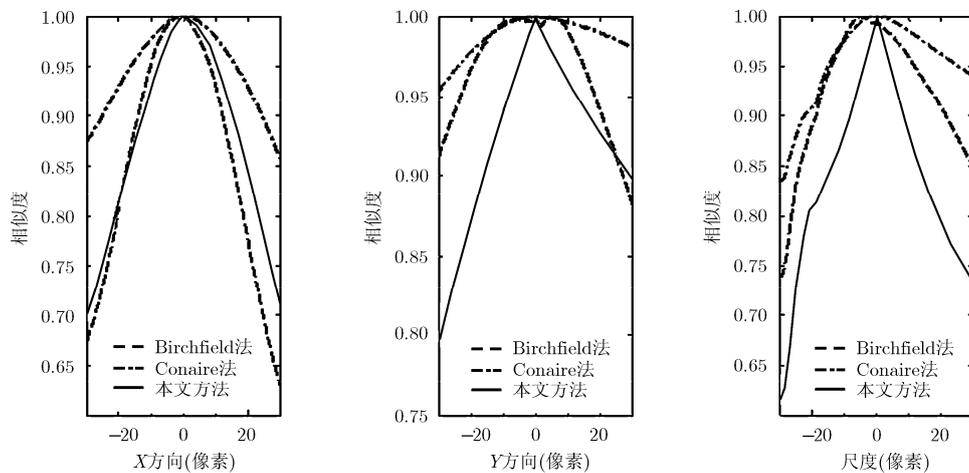


图4 3种相似性性能比较

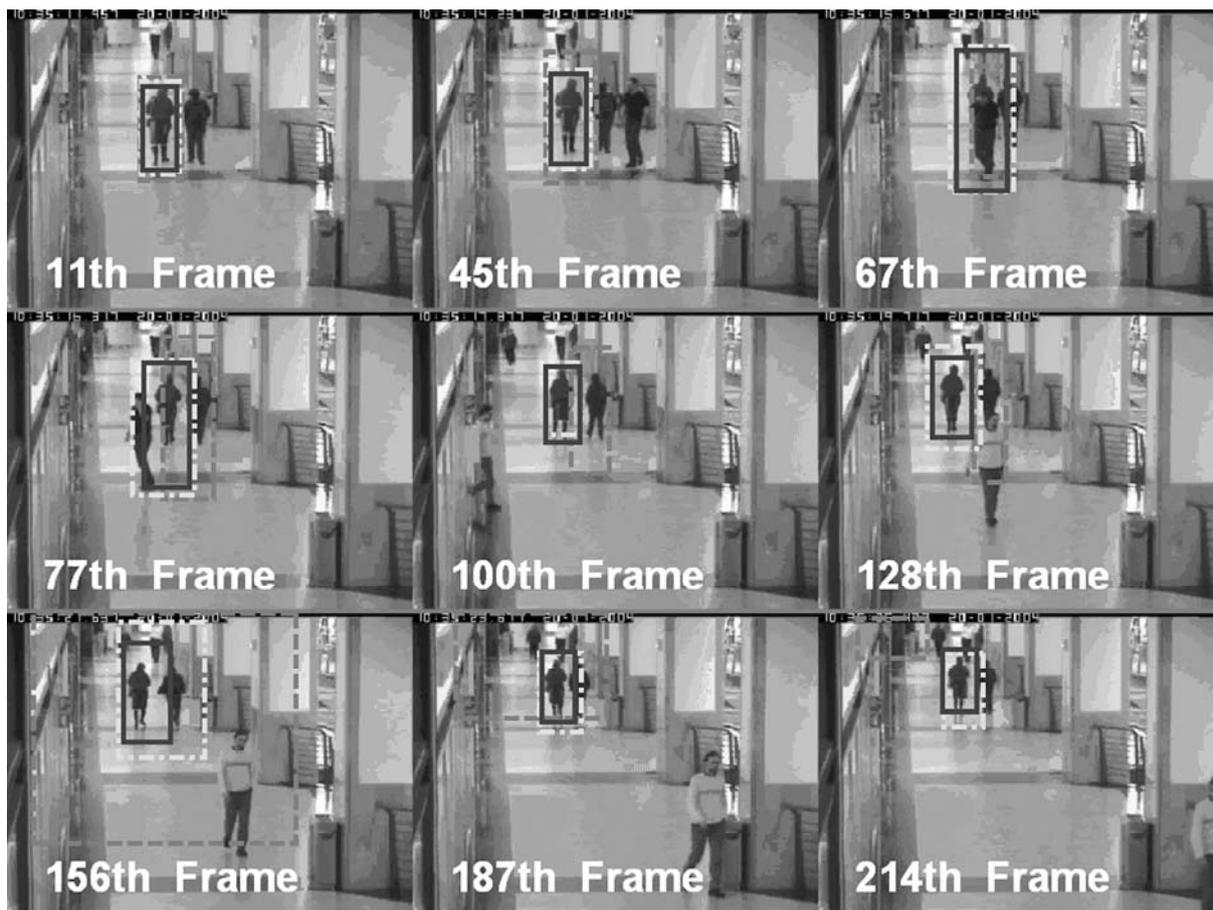


图5 3种度量的部分跟踪结果(虚线为 Birchfield 法, 点虚线为 Conaire 法, 实线为本文提出的方法)

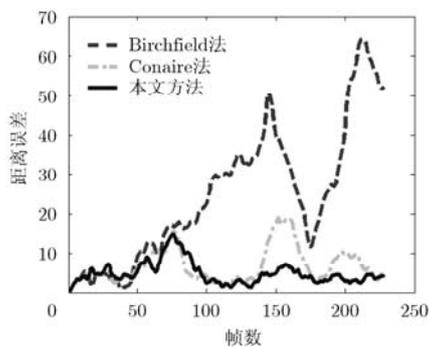


图6 目标跟踪结果的距离误差曲线图

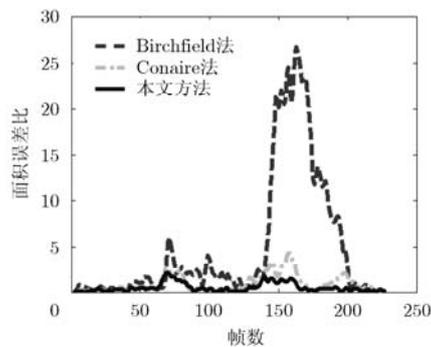


图7 目标跟踪结果的面积误差比曲线图

表1 3种相似性度量方法对应每次目标跟踪的距离误差(单位: 像素)

	1	2	3	4	5	评价误差
Birchfield 法	27.4	26.1	28.1	25.1	30.9	27.5
Conaire 法	7.2	6.4	7.3	6.9	8.8	7.3
本文方法	4.7	3.7	5.1	5.0	4.3	4.5

表2 3种相似性度量方法对应每次目标跟踪的面积误差比

	1	2	3	4	5	评价误差比
Birchfield 法	5.69	3.62	3.78	4.89	6.75	4.9
Conaire 法	1.01	1.12	0.91	0.95	1.17	1.0
本文方法	0.66	0.64	0.61	0.52	0.60	0.6

### 5 结束语

为了使空间直方图在粒子滤波目标跟踪算法的应用中具有更好的跟踪性能, 选择一种稳定且具有

较强区分能力的空间直方图相似性度量方法是至关重要的。本文提出了一种新的空间直方图相似性度量, 它能够保证目标自身最相似, 从而保证目标跟

踪比较稳定, 同时该相似性度量方法具有较强的区分能力, 故能有效提高目标跟踪的精度。本文用静态图像和视频序列对本文提出的度量方法进行实验验证, 并与已有相关度量方法进行对比, 实验结果表明本文方法相比于已有方法能更有效地提高跟踪性能。

本文实验中所选择的场景的光照条件变化不大, 故没有更新模型的情况下也能较好地跟踪目标, 然而一般情况下目标光照条件变化比较大, 因此, 如何更新目标模型是我们进一步研究的问题。

### 参 考 文 献

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer P. Kernel-based object tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] Dunne P and Matuszewski B. Choice of similarity measure, likelihood function and parameters for histogram based particle filter tracking in CCTV grey scale video[J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(2/3): 178-189.
- [3] Gordon N, Arulampalam M S, Maskell S, et al. A tutorial on particle filters for online non-linear/nongaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [4] Nummiaro K, Koller-Meier E, and Van Gool L. An adaptive color-based particle filter[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
- [5] Elgammal A, Duraiswami R, and Davis L S. Probabilistic tracking in joint feature-spatial spaces[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, 2003: 781-788.
- [6] Wang H, Suter D, Schindler K, et al. Adaptive object tracking based on an effective appearance filter[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(9): 1661-1667.
- [7] Birchfield S T and Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005: 1158-1163.
- [8] Huang C, Li Y, Ai H, et al. Robust head tracking with particles based on multiple cues[C]. Proceedings of ECCV Workshop on HCI, Graz, 2006: 1-11.
- [9] O'Connor N E, O'Conaire C, and Smeaton A. Thermo-visual feature fusion for object tracking using multiple spatiogram trackers[J]. *Machine Vision and Application*, 2008, 19(5/6): 483-494.
- [10] Smeaton A F, O'Conaire C, and O'Connor N E. An improved spatiogram similarity measure for robust object localization[C]. Proceedings of ICASSP, Honolulu, 2007: 1067-1072.
- [11] Birchfield S T and Rangarajan S. Spatial histograms for region-based tracking[J]. *ETRI Journal*, 2007, 29(5): 697-699.
- [12] Davis L, Yang C, and Duraiswami R. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure[C]. Proceeding of IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005: 176-183.
- [13] Birchfield S. Elliptical head tracking using intensity gradients and color histograms[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Santa Barbara, 1998: 232-237.
- [14] 姚志均, 刘俊涛, 赖重远, 等. 一种改进的 JSD 距离的空间直方图相似性度量及目标跟踪[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1464-1473.
- Yao Zhi-jun, Liu Jun-tao, Lai Zhong-yuan, et al. An improved Jensen-Shannon divergence based spatiogram similarity measure for object tracking[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12): 1464-1473.
- [15] Hershey J R and Olsen P A. Approximating the Kullback-Leibler divergence between Gaussian mixture models[C]. Proceedings of ICASSP, Honolulu, 2007: 317-320.
- [16] Rigazio L, Tsakam B, and Junqua J C. An optimal Bhattacharyya centroid algorithm for Gaussian clustering with applications in automatic speech recognition[C]. Proceedings of ICASSP, Istanbul, 2000: 1599-1602.
- [17] Fisher R. CAVIAR test case scenario [OL]. <http://groups.inf.ed.ac.uk/vision/CAVIAR/CAVIARDATA1/>, October 5, 2012.

姚志均: 男, 1978 年生, 工程师, 研究方向为图像处理、模式识别、信号处理、目标跟踪。