

基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift 跟踪算法

王新红 王晶 田敏 杨煜 李志鹏

(同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室, 上海 200092)

摘要 传统的基于色彩直方图或空间色彩直方图的 Mean Shift 跟踪算法, 在诸如跟踪目标出现尺度变化的复杂条件下, 无法得到准确的跟踪结果。这是因为色彩直方图或空间色彩直方图无法显著区分颜色相近的目标和背景。鉴于此, 提出了一种基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift 跟踪算法, 使用空间分布和纹理信息作为匹配信息。实验结果表明, 该算法能够有效的处理遮挡、光照变化和尺度缩放等复杂情况, 对目标进行准确有效的跟踪, 改善了传统方法在尺度缩放等方面的局限性。

关键词 空间边缘方向直方图 Mean Shift 目标跟踪

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)03-0586-07

Mean Shift Tracking Algorithm based on Spatial Edge Orientation Histograms

WANG Xin-hong, WANG Jing, TIAN Min, YANG Yu, LI Zhi-peng

(The Key Laboratory of Embedded System and Service Computing, Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092)

Abstract Traditional mean shift tracking algorithm based on color histogram or spatial color histogram sometimes fails to get accurate results under intricate conditions, such as scale modifications occur to the objects. That is because the histograms based on color cannot distinguish objects and background have the same color. This paper presents a new mean shift algorithm based on spatial edge orientation histograms, using space distribution and texture information as matching information. Experiments proved the new algorithm can deal with intricate conditions, such as occlusion, different luminance and scale modifications, and track objects accurately, effectively and real time. The new algorithm also overcomes the limitations of the traditional one.

Keywords spatial edge orientation histograms, Mean Shift, object tracking

1 引言

在不受约束的环境下进行视觉跟踪是当今机器视觉中的一个研究热点, 并被广泛应用于人机交互、视频监控等领域。视觉跟踪要求在容忍传感器噪声、光照变化、遮挡等引起的各种干扰下, 准确有效地跟踪不同背景条件下的不同目标。在过去的几十年里, 视觉跟踪的方法有了很大发展, 出现了大量的跟踪算法。这些算法大致可以分为两类: 确定性方法和统计性方法, 两者的代表算法分别是 Mean Shift^[1] 和粒子

滤波器^[2,4]。确定性算法计算量小, 实时性高, 适应于实时监控等应用; 而统计性算法由于需要计算大量的采样, 具有更高的准确性, 但实时性略低于前者。

由于具有较高的实时性和准确度, Mean Shift 算法被广泛运用, 但是在诸如跟踪目标出现尺度变化的复杂条件下, 其跟踪结果往往出现偏差, 甚至跟踪失败。为了解决这样的问题, 相对于传统的基于色彩直方图或空间直方图的 Mean Shift 方法, 本文提出了一种基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift 跟踪算法, 使用空间边缘统计信息作为匹配信息。实验结果表明, 该算法在部分遮挡、光照变化和尺度缩放等复杂

基金项目: 国家高技术研究发展计划 863 项目 (No. 2007AA11Z221)

收稿日期: 2007-06-20; 改回日期: 2007-12-25

第一作者简介: 王新红 (1974 ~), 女, 讲师。2003 年获东北大学计算机应用技术专业博士学位, 中国图象图形学会会员。主要研究方向为数字图像处理、宽带无线通信。E-mail: Wang_xinhong@163.com

情况下对目标进行准确跟踪,具有良好的鲁棒性,改进了传统方法在尺度缩放等方面的局限性。

2 空间边缘方向直方图

2.1 边缘幅度和方向

对于边缘检测,考虑灰度图像 I ,使用水平和垂直的两个 Sobel 算子分别对图像 I 进行扫描生成边缘图像 I_1 和 I_2 。对于原图像 I 中像素 $p_{i,j}$ (其中 i, j 表示像素所在的行数和列数),对应边缘图像 I_1 中相应位置的像素值为 $G_{x_{i,j}}$,而对应边缘图像 I_2 中相应位置的像素值为 $G_{y_{i,j}}$ 。它们分别是像素点 $p_{i,j}$ 的水平梯度和垂直梯度值。由边缘图像 I_1 和 I_2 ,可以对原图像 I 中每个像素 $p_{i,j}$ 计算出梯度幅值 $\text{Mag}(p_{i,j}) = \sqrt{G_{x_{i,j}}^2 + G_{y_{i,j}}^2}$ 和梯度方向 $\text{Dir}(p_{i,j}) = \arctan \left| \frac{G_{y_{i,j}}}{G_{x_{i,j}}} \right|$,其中 $-\frac{\pi}{2} \leq \text{Dir}(p_{i,j}) \leq \frac{\pi}{2}$ 。

2.2 边缘方向直方图

将 $\text{Dir}(p_{i,j})$ 的取值范围分成 n 等份,以便将 $\text{Dir}(p_{i,j})$ 量化。 n 的值可以根据需要选取, n 越大,计算量越大,同时计算精度也越高。假设选取 $n = 16$,即各个取值区间为 $\left[-\frac{9\pi}{16} + \frac{\pi}{16}k, -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{16}k \right)$,其中 $k = 1, \dots, 16$ 。对每个 $\text{Dir}(p_{i,j})$ 进行量化计算:若 $\text{Dir}(p_{i,j}) \in \left[-\frac{9\pi}{16} + \frac{\pi}{16}k, -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{16}k \right)$,其中 $k = 1, \dots, 16$,则 $\text{Dir}(p_{i,j})$ 对应量化后的值 $\theta(p_{i,j}) = k$ 。这样原图中每个像素 $p_{i,j}$ 都对应两个值: $\text{Mag}(p_{i,j})$ 和 $\theta(p_{i,j})$ 。

以 $\theta(p_{i,j})$ 为直方图的横坐标生成直方图 H ,这里直方图 H 的横坐标有 16 个取值, $t = 1, \dots, 16$ 。直方图中对应于 t 的纵坐标取值如式(1)所示,所得的直方图 H 就是边缘方向直方图。

$$H_t = \sum_{i,j} \text{Mag}(p_{i,j}) \delta[\theta(p_{i,j}) - t] \quad (1)$$

式中,

$$\delta[x - t] = \begin{cases} 1 & x = t \\ 0 & x \neq t \end{cases}$$

对于 RGB 图像,可以将每个颜色通道视作一组灰度。假设每组灰度值的边缘方向分为 T 个子集,则 RGB 图像的边缘方向直方图横坐标总共有 $T \times T \times T$ 个取值。

2.3 空间边缘方向直方图

对于 1 幅图像 I ,2.2 的方法作了 2 维到 1 维的坐标映射,将每个图像映射到一个 1 维序列。空间

边缘方向直方图^[5,6]写作:

$$h(t) = \langle H_t, \boldsymbol{\mu}_t, \Delta_t \rangle, t = 1, \dots, T \quad (2)$$

这里,边缘方向被分为 T 等分,2.2 中 T 的取值为 16。 H_t 是边缘角度方向在第 t 个区间中的像素点个数, $\boldsymbol{\mu}_t$ 和 Δ_t 是边缘角度方向在第 t 个区间中的像素点的幅度均值和方差。显然, $h(t) = \langle H_t \rangle$ 就是 2.2 中描述的边缘方向直方图。

两个空间边缘方向直方图 h, \hat{h} 的相似性可以由加权边缘方向直方图来表示:

$$\rho(h, \hat{h}) = \sum_{t=1}^T \varphi_t \rho_n(H_t, \hat{H}_t) \quad (3)$$

$$\varphi_t = \eta \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}_t - \hat{\boldsymbol{\mu}}_t)^T \overline{\Delta}_t^{-1} (\boldsymbol{\mu}_t - \hat{\boldsymbol{\mu}}_t) \right\} \quad (4)$$

$$\rho_n(H_t, \hat{H}_t) = \frac{\min(H_t, \hat{H}_t)}{\sum_{j=1}^T H_j} \quad (5)$$

式中, η 是高斯归一化常数, $\overline{\Delta}_t^{-1} = (\Delta_t^{-1} + \hat{\Delta}_t^{-1})$,式(4)中, $(\boldsymbol{\mu}_t - \hat{\boldsymbol{\mu}}_t)^T$ 的 T 表示转置。 $H_t, \boldsymbol{\mu}_t, \Delta_t$ 含义同式(2),而 $\hat{H}_t, \hat{\boldsymbol{\mu}}_t, \hat{\Delta}_t$ 为直方图 \hat{h} 中的相应值。

3 基于空间边缘统计信息的 Mean Shift 算法

3.1 基于色彩直方图的 Mean Shift 算法

基于直方图的 Mean Shift 算法^[7]流程如图 1。

(1) 直方图计算

假设模板中各个像素点为 $\{\hat{\mathbf{x}}_i\}_{i=1, \dots, n}$,模板中心是 $\hat{\mathbf{y}}$ 。定义函数 $b: \mathbf{R}^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$,将 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 处像素值 $b(\hat{\mathbf{x}}_i)$ 与 2 维实数坐标向量 $\hat{\mathbf{x}}_i$ 相对应。模板的半径是 \hat{R} , $\left\| \frac{\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{x}}_i}{\hat{R}} \right\|^2$ 表示模板上各个像素点到模板中心的归一化距离。 $k(x)$ 是一个核函数, x 值越接近 0,其值越大,此处取高斯函数 $k(x) = 100e^{-20x^2}$ 。 $\delta[x]$ 是离散冲击函数,当 $x = 0$ 时其值为 1,否则其值为 0。由此可以得到如下计算模板直方图的公式(以直方图中像素值为 u 的项为例,其中 \hat{C} 为 $\mathbf{q}_u(\hat{\mathbf{y}})$ 的归一化系数):

$$\mathbf{q}_u(\hat{\mathbf{y}}) = \hat{C} \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{x}}_i}{\hat{R}} \right\|^2 \right) \delta[b(\hat{\mathbf{x}}_i) - u] \quad (6)$$

式中,

$$\hat{C} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{x}}_i}{\hat{R}} \right\|^2 \right)}$$

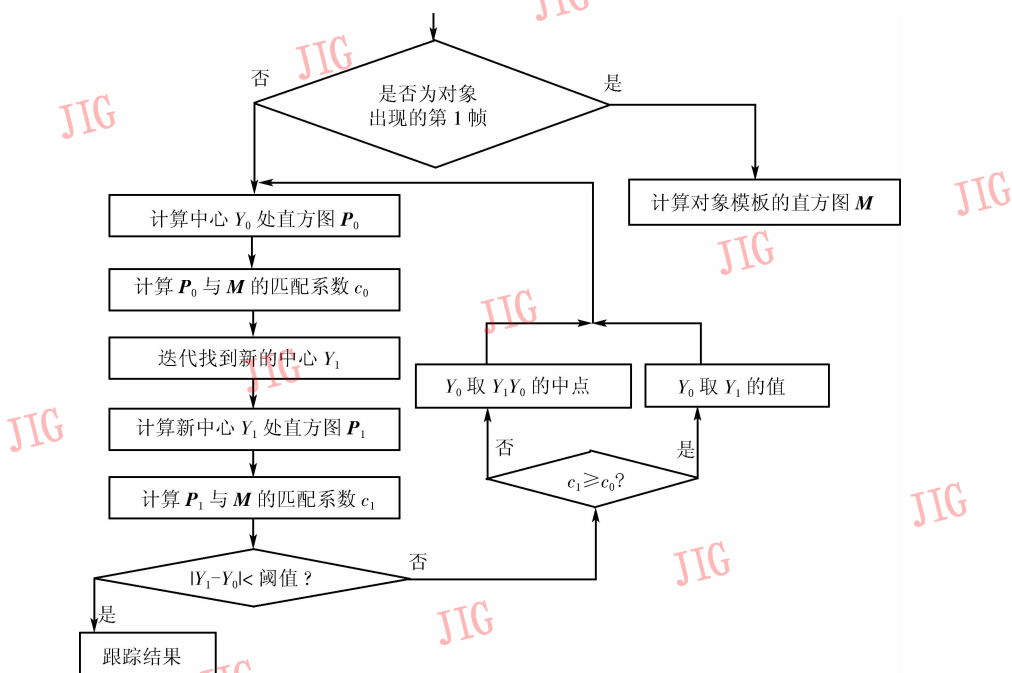


图 1 Mean Shift 算法流程

Fig. 1 Mean Shift algorithm flow chart

$$\delta[b(\hat{x}_i) - u] = \begin{cases} 1 & b(\hat{x}_i) = u \\ 0 & b(\hat{x}_i) \neq u \end{cases}$$

同理, 假设匹配对象中各个像素点为 $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$, 对象的中心是 y 。对象的半径是 R , 则计算对象直方图的公式为(以直方图中像素值为 u 的项为例, 其中 C 为 $p_u(\hat{y})$ 的归一化系数):

$$p_u(y) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{R}\right\|^2\right) \delta[b(x_i - u)]$$

式中,

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{R}\right\|^2\right)}$$

$$\delta[(x_i - u)] = \begin{cases} 1 & b(x_i) = u \\ 0 & b(x_i) \neq u \end{cases}$$

(2) 匹配系数的计算

假设模板的直方图是 q_z , 即向量 $\{q_u\}$, 其中的每一项由式(6)算得; 同时假设匹配对象的直方图是 $p_z(y)$, 即向量 $\{p_u(y)\}$, 其中的每一项由式(6)得出。定义两个分布之间的贝叶斯差错为相似度衡量指标, 即

$$\rho(y) \equiv \rho[p(y), q] = \int \sqrt{p_z(y) q_z} dz \quad (7)$$

可见, $p_z(y)$ 与 q_z 分布越接近, $\rho(y)$ 值越大。由于归一化, 当 $p_z(y)$ 与 q_z 分布完全相同时, $\rho(y)$ 取得最大值 1; 否则, $\rho(y)$ 将介于 0 ~ 1 之间。

(3) 迭代寻找新的匹配中心

要寻找准确的中心点, 等价于寻找 y 使得式(7)的值最大。假设迭代初始于 y_0 点, 利用泰勒公式分解式(7), 可得

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n w_i k\left(\left\|\frac{y - x_i}{R}\right\|^2\right) \quad (8)$$

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(x_i - u)] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}}$$

由于式(8)中的第 1 项与 y 无关, 为了使迭代得出的中心更接近实际的目标中心, 式(8)中的第 2 项必须要取最大值。通过 Mean Shift 迭代可以使该项最大, 即找到了最佳中心。中心迭代公式如下:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{R}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n x_i k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{R}\right\|^2\right)} \quad (9)$$

3.2 基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift

对于匹配对象的空间边缘方向直方图, 考虑像素点边缘方向的均值和方差:

$$\mu_i(y) = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \delta_{j,i}} \sum_{i=1}^n (x_i - y) \delta_{i,i} \quad (10)$$

$$\sum (y) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \delta_{i,t}} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_t(y))^T \times (x_i - \mu_t(y)) \delta_{i,t} \quad (11)$$

式中, $\delta_{i,t} = \begin{cases} 1 & \theta(x_i) = t \\ 0 & \theta(x_i) \neq t \end{cases} \quad t = 0, \dots, T_0$

类似于式(7),定义两个空间边缘方向直方图相似度:

$$\rho(y) = \rho[h(y), \hat{h}] = \sum_{i=1}^T \psi_i(y) \sqrt{\hat{H}_i(y) \hat{H}_i} \quad (12)$$

$$\psi_i(y) = \eta \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mu_i(y) - \hat{\mu}_i)^T \Delta_i^{-1}(y) (\mu_i(y) - \hat{\mu}_i) \right\}$$

对 $\rho(y)$ 作泰勒展开:

$$\rho(y) \approx \rho(y_0) + \Gamma_H(y, y_0) + \Gamma_\mu(y, y_0)$$

$$\Gamma_H(y, y_0) = [H(y) - H(y_0)]^T \frac{\partial \rho}{\partial H}(y_0)$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \psi_i(y_0) \left[\frac{\hat{H}_i}{H_i(y_0)} H_i(y) - \frac{1}{2} \rho(y_0) \right]$$

$$\Gamma_\mu(y, y_0) = [\mu(y) - \mu(y_0)]^T \frac{\partial \rho}{\partial \mu}(y_0)$$

$$= \sum_{i=1}^T \psi_i(y_0) \sqrt{\hat{H}_i H_i(y_0)} \dots \cdot (\hat{\mu}_i - \mu_i(y_0)) \Delta_i^{-1}(y_0) (\mu_i(y) - \mu_i(y_0))$$

对以上3式求偏导数,并令 $\frac{\partial \rho}{\partial y} = 0$, 可得新的匹

配中心迭代公式

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{R} \right\|^2 \right) x_i - \sum_{i=1}^T v_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{R} \right\|^2 \right)} \quad (13)$$

式中,

$$\alpha_i = \frac{C}{R^2} \sum_{i=1}^T \psi_i(y_0) \sqrt{\frac{\hat{H}_i}{H_i(y_0)}} \delta_{ii}$$

$$v_i = \psi_i(y_0) \sqrt{\hat{H}_i H_i(y_0) \Delta_i^{-1}(y_0)} (\hat{\mu}_i - \mu_i(y_0))$$

使用图1流程图和式(10)~式(13),即得基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift 跟踪算法。

4 实验与结果分析

为了验证空间边缘方向直方图对图像目标的区分度,对 119×158 的原始灰度图像计算水平边缘和垂直边缘,梯度幅度和梯度方向,如图2和图3所示。可见,对梯度方向划分的子集数越多,对不同图像目标的区分度越高。图4为梯度方向分为16个子集时,由图2(a)生成的边缘方向直方图和空间边缘方向直方图。

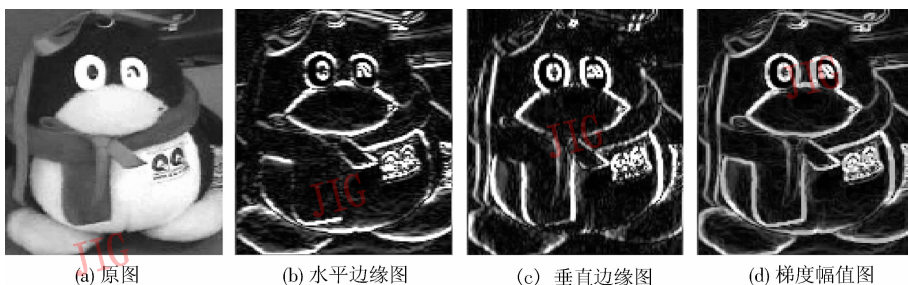


图2 图像梯度图

Fig. 2 Grad image

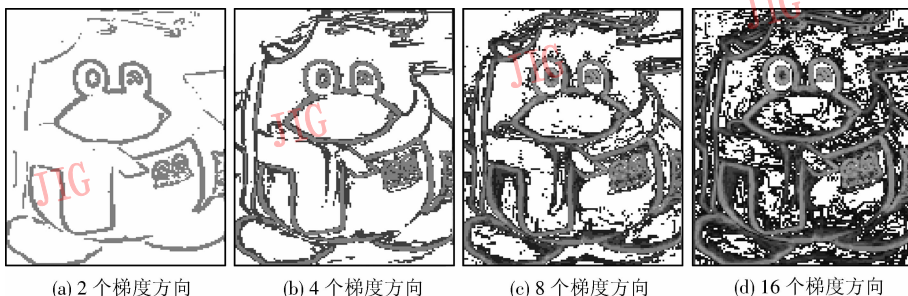


图3 梯度方向区分图

Fig. 3 Grad orientation images

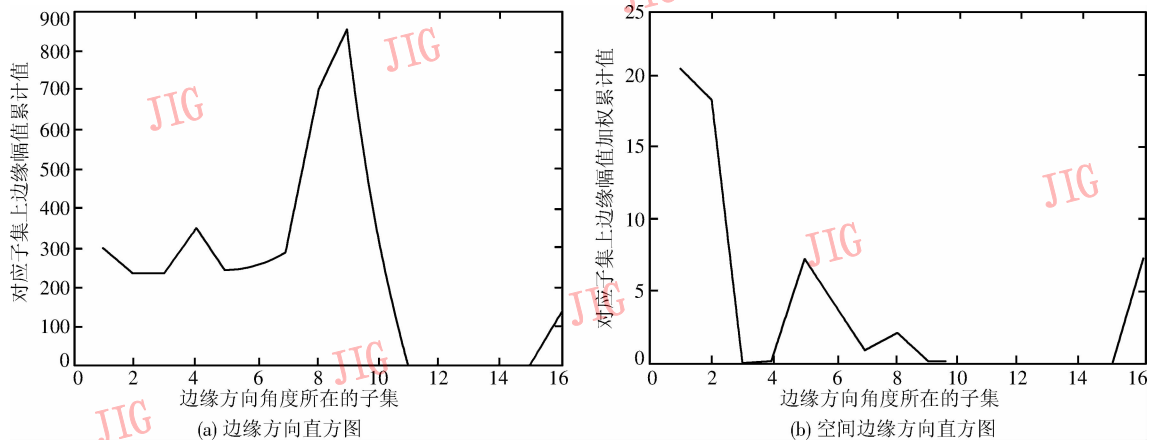


图 4 边缘方向直方图和空间边缘方向直方图

Fig. 4 Edge orientation histograms and spatial edge orientation histograms

为了验证算法的有效性,对一系列 320×240 的图片进行实验分析。取图 5(a) 方框的位置和尺寸作为模板;在同一幅图像上沿着图 5(b) 中沿红色水平线(X 轴)和垂直线(Y 轴)移动矩形中心,计算在

各个中心时,矩形区域与模板的匹配系数,可得下列性能曲线。同理,保持矩形中心不变,缩放矩形方框的尺寸,计算在各个尺寸时,矩形区域与模板的匹配系数,可得性能曲线如图 6 所示。

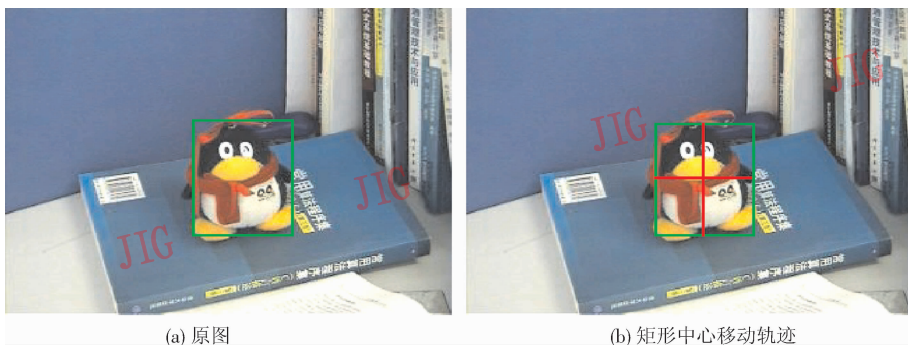


图 5 用于验证的图片 and 所取矩形区域的中心移动轨迹

Fig. 5 Image for test and the track of the rectangle centre

图 6 中,当矩形中心位置沿 X 轴或 Y 轴,接近模板中心时,匹配系数逐渐增大,在模板中心位置达到极值;同样,当匹配方框尺寸接近准确尺寸时,匹配系数逐渐增大,在匹配方框尺寸调整到与模板尺寸一致时,出现极值。通过两组曲线的比较可知,基于空间边缘方向直方图的匹配系数曲线更陡,可见,基于空间边缘方向直方图的模板匹配方法具有更好的区分度,更有利于基于匹配度度量的 Mean Shift 算法迭代找到准确的目标中心。

致结果不准确;而图 7(b) 中新方法去除了这样的影响,由于不同的光照对目标的纹理影响不大,因此,基于空间边缘方向直方图的方法可以适用于不同的光照条件,处理结果几乎不受光照强弱的影响。

图 7 是在不同光照条件下基于色彩和基于空间边缘方向直方图的跟踪效果图。图 7(a) 中基于色彩的 Mean Shift 方法在确定目标中心和缩放比例时受到了与车辆颜色相同的道路标志线和车辆的影响,导

图 8 在目标缩放和遮挡情况下基于色彩和基于空间边缘方向直方图的跟踪效果图。由图 8(a) 可见,缩放引起的色彩直方图区分度变化不大,基于色彩的 Mean Shift 方法无法适应目标变大的情况,即使目标再次变小也无法恢复,最终丢失目标。在出现遮挡时,遮挡物颜色的干扰可能导致基于色彩的 Mean Shift 方法丢失目标。图 8(b) 中,基于空间边缘方向直方图的 Mean Shift 方法充分利用图像的纹理信息克服了这些缺陷,对目标的缩放和部分遮挡具有良好的鲁棒性。

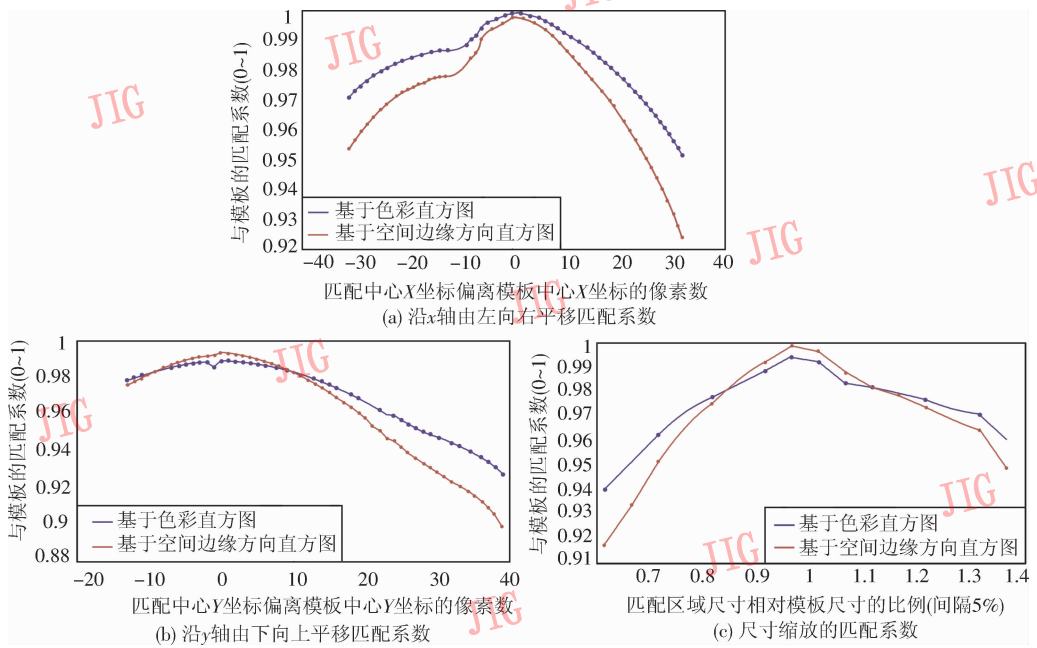


图6 中心位置改变和不同缩放情况下的匹配系数情况

Fig. 6 Matching coefficients in different rectangle positions and scales

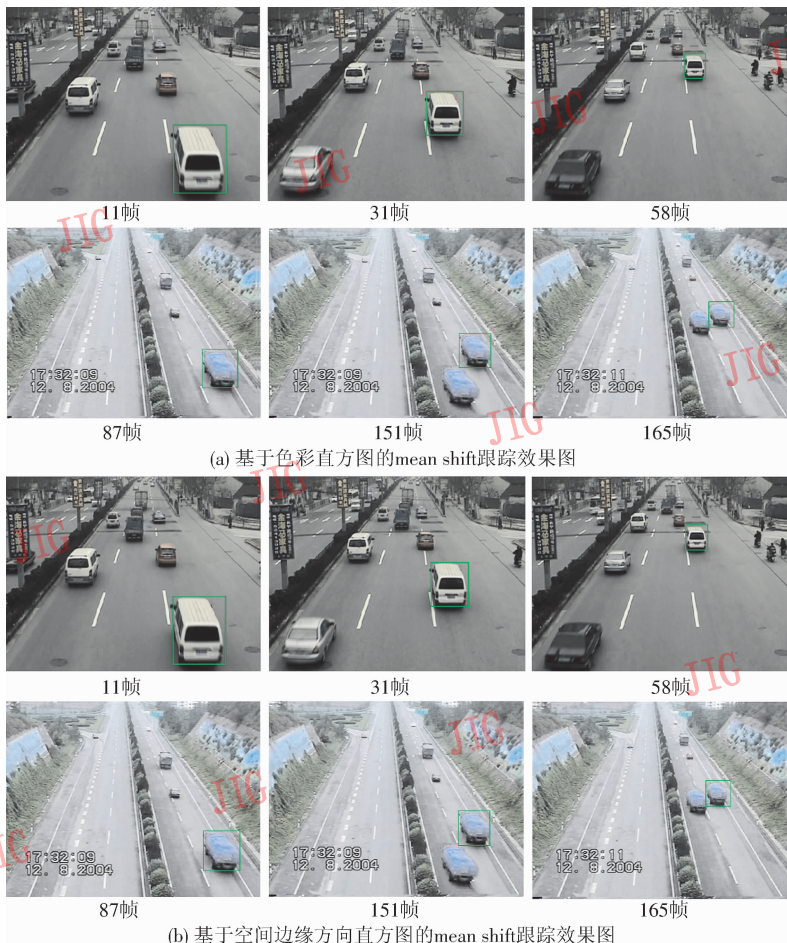


图7 在不同光照情况下的跟踪效果图

Fig. 7 Tracking results under different luminance

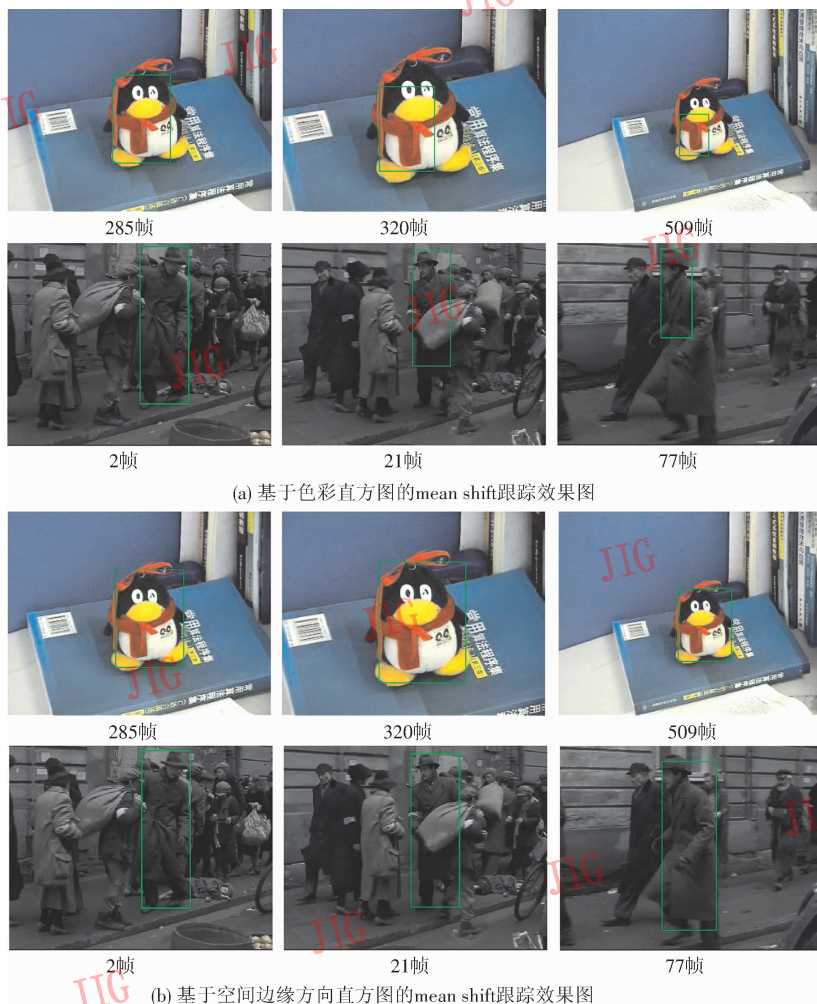


图 8 在目标缩放和遮挡情况下的跟踪效果图

Fig. 8 Tracking results under different scale and being shielded

5 结 论

本文提出了一种基于空间边缘方向直方图的mean shift跟踪算法,该算法能够在一些复杂条件下对目标进行准确、有效、实时的跟踪。实验结果表明,该算法可以较好的适应光线变化、目标尺度缩放、被部分遮挡或色彩质量很差等图像序列中的目标跟踪,改善了传统基于色彩直方图方法的局限性,提高跟踪算法的鲁棒性。

参考文献 (References)

- Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564 ~ 577.
- Nummiaro K, Koller-Meierb E, Gool L V. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):

99 ~ 110.

- M Isard, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5 ~ 28.
- Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking [A]. In: proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision[C], Berlin, Germany, 2002: 661 ~ 675.
- Dalai N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], San Diego, CA, USA, 2005, 1: 886 ~ 893.
- Birchfield S, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, USA, 2005, 2: 1152 ~ 1157.
- Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [J]. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 4(2): 142 ~ 149.