文章编号:1001 -9081(2009)10 -2687 -03

基于主成分分析的运动阴影检测算法

裴立志,王润生
(国防科学技术大学 ATR 重点实验室,长沙 410073)
(plzcs@ nudt. edu. cn)

摘　要:运动阴影在视频图像序列中普遍存在,为了防止被错误地检测为目标,提高阴影检测算法的准确性和普适性,提出了一种基于空间变换技术的运动阴影检测算法。该算法通过对视频序列建立高斯混合背景模型产生自适应背景,利用主成分分析(PCA)技术对其进行空间变换提取特征,再利用背景与当前帧图像对应像素点在特征空间的位置进行阴影检测。实验结果表明该方法能够很好地抑制噪声,减少光照变化的影响,准确地检测出阴影。

关键词:阴影检测;主成分分析;特征空间;高斯混合模型

中图分类号: TP391.41　　**文献标志码**:A

Moving shadow detection method based on PCA

PEI Li-zhi, WANG Run-sheng
(*ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha Hunan* 410073, *China*)

Abstract: Moving cast shadows generally exist in video sequence. To prevent moving shadows being misclassified as moving objects or parts of moving objects, and improve the accuracy of shadows detection algorithm, an algorithm of moving cast shadows was proposed based on spatial information. First, an adaptive background was generated by building Gaussian mixture background model, and the feature was extracted using Principal Component Analysis (PCA) based on transformation. Then, the moving cast shadows were detected utilizing the space coordination of shadow and object pixels. Experimental results show that the proposed algorithm is robust to noise, and can relieve the influence of illumination change and detect moving shadows correctly.

Key words: shadow detection; Principal Component Analysis (PCA); feature space; Gaussian Mixture Model (GMM)

0　引言

运动阴影的检测是运动目标精确检测的主要挑战之一。当分割和提取运动目标时,由于阴影点和目标点都具有两个重要的视觉特点:运动和可检测,而且视频中检测前景目标大多数使用帧间差分和背景差分方法,所以阴影点常被误检测为目标点。在检测运动目标时,如不考虑阴影的影响,将可能导致目标几何特征的扭曲、虚假目标的出现甚至目标的丢失,这些都将直接影响到目标分类、识别、跟踪等后续处理。

针对阴影检测人们已经提出了很多算法[1],其大体可分为两类:基于模型的方法[2-5]和基于特性的方法[6-9]。基于模型的方法是利用场景、运动目标、光照条件的先验信息,建立阴影模型,根据此模型来判别每个像素是否属于阴影区域。然而,这种方法有很大的局限性,对形状复杂的物体,尤其是柔性物体的建模十分困难,因此,基于模型的方法只是在某些比较简单的特定场合被使用,比如航拍图像处理、车辆监控等。基于特性的方法是利用阴影的几何特点、亮度、色彩等信息来标识阴影区域,此方法对不同场景及光照条件有较强的鲁棒性,但缺乏一定的普适性。

本文提出了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的运动阴影检测方法,应用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)对视频图像建模提取背景,并进行主成分分析特征提取进行阴影区域的检测。该方法有效利用了空间信息,同时,通过像素的八邻域表述像素值,减少了噪声及外界环境变化的影响。

1　混合高斯背景模型

特定像素点的视频序列可看作一时间序列 $\{X_1,\cdots,X_t\}=\{I(x_0,y_0,i):1\leqslant i\leqslant t\}$,如果将该像素的所有历史值用 K 个高斯模型来近似,其当前点的概率表示为:

$$P(\boldsymbol{X}_t)=\sum_{i=1}^{K}\omega_{i,t}\times\eta(\boldsymbol{X}_t,\boldsymbol{\mu}_{i,t},\Sigma_{i,t})\qquad(1)$$

其中:K 是高斯模型的个数,一般取 3 ~ 5;$\omega_{i,t}$ 表示 t 时刻第 k 个高斯模型的权值;$\boldsymbol{\mu}_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$ 分别表示 t 时刻第 k 个高斯模型的均值和方差;η 是高斯概率密度函数,定义为:

$$\eta(\boldsymbol{X}_t,\boldsymbol{\mu},\Sigma)=\frac{1}{2\pi^{n/2}\,|\Sigma|^{1/2}}e^{-\frac{1}{2}(X_t-\mu_t)^{T}\Sigma^{-1}(X_t-\mu_t)}\qquad(2)$$

背景获取的关键为有效进行背景更新。根据文献[11]中方法,每个像素需要与 K 个高斯分布进行匹配并决定是否更新,若当前像素与其中某一高斯分布匹配时,按照式(3)进行更新。

$$\begin{cases}\omega_{i,t}=(1-\alpha)\omega_{i,t-1}+\alpha\\ \boldsymbol{\mu}_{i,t}=(1-\rho)\boldsymbol{\mu}_{i,t-1}+\rho\boldsymbol{X}_t\\ \sigma_{i,t}^{2}=(1-\rho)\sigma_{i,t-1}^{2}+\rho(\boldsymbol{X}_t-\boldsymbol{\mu}_{i,t-1})^{2}\end{cases}\qquad(3)$$

其中:α 为参数估计的学习速率,且 $0\leqslant\alpha\leqslant1$;$\rho$ 是参数学习率,且 $\rho=\alpha\eta(X_t\,|\,\mu_{t,t-1},\sigma_{t,t-1})$。

如果该像素对应的混合高斯模型中没有高斯分布与像素值 X_t 匹配,则取当前观测值为均值,给定一个较大的值为方

收稿日期:2009 -04 -28;**修回日期**:2009 -07 -09。
作者简介:裴立志(1978 -),男,黑龙江拜泉人,博士研究生,主要研究方向:信息融合、图像理解;　王润生(1941 -),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,主要研究方向:图像分析与理解、模式识别、信息融合。

差,构造一个新的高斯分布,替代 $\omega / |\Sigma|$ 最小的分布。

为了在混合模型中找到代表背景的模型,首先将高斯模型按 $\omega / |\Sigma|$ 值的大小进行排序,那么最有可能描述稳定背景过程的高斯分布将位于序列的顶部,而由背景暂态扰动产生的分布将滑向序列底部。这样,我们选择上述序列中前 B 个高斯分布作为背景像素模型;

$$B = \arg\min_b \left(\sum_{j=1}^{b} \omega_j > T \right) \tag{4}$$

为了获取初始目标高层语义信息,该背景模型需要初始化背景,本文利用高斯混合模型获取初始背景 BG。

2 基于 PCA 的特征提取

在模式识别领域,主成分分析(PCA)是在最小方差准则下最优的数据统计特征描述方法,它考虑的是样本模式的整体特征表示,图像从灰度空间投影到特征空间。设输入的原始数据 $\boldsymbol{x}$ 为 n 维,希望通过线性变换 $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{x}$ 投影到一个低维特征空间,得到 m 维数据 $\boldsymbol{y}(m < n)$。则 PCA 的方法就是寻找线性变换 $\boldsymbol{W}$ 使得降维后产生误差在最小均方误差下最优,即使得主分量部分具有较大的能量。这种转换往往借助数学工具,常用的就是通过对 $\boldsymbol{x}$ 的协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_x$ 进行特征值分解来得到正交变换矩阵 $\boldsymbol{W}$,该方法由 Karhunen 和 Loeve 首先提出,因此也被称作 K-L 变换。

将 GMM 产生的背景图像 BG 矩阵表示为:

$$\boldsymbol{X} = \{\overrightarrow{x_1^B}, \overrightarrow{x_2^B}, \cdots, \overrightarrow{x_N^B}\} \tag{5}$$

$$\overrightarrow{x_i^B} = [x_{1i}, \cdots, x_{9i}]^{\mathrm{T}} \tag{6}$$

$\overrightarrow{x_i^B}$ 为第 i 个像素点的向量表述,N 为背景图像 BG 的像素个数。

其协方差矩阵:

$$\boldsymbol{C}_x = \boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} = E\{(\boldsymbol{X} - \boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{X} - \boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}\} \tag{7}$$

其中:$\boldsymbol{\mu} = E\{\boldsymbol{X}\}$,$\boldsymbol{C}$ 是正定矩阵。

对 $\boldsymbol{C}$ 奇异值分解:

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \cdots, \boldsymbol{\mu}_M] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & & \cdots & \lambda_M \end{bmatrix} [\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \cdots, \boldsymbol{\mu}_M] \tag{8}$$

其中,$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_M > 0$ 构成协方差矩阵的特征值,对应特征值向量 $[\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_M]$ 构成特征空间的一组正交基,并做 $\overrightarrow{x_i^B}$ 在 $\boldsymbol{U}$ 上的投影 $\boldsymbol{R}_i^B$:

$$\boldsymbol{R}_i^B = \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \cdot \overrightarrow{x_i^B} \tag{9}$$

这里得到的 $\boldsymbol{R}_{bg} = [R_{1bg}, R_{2bg}, \cdots, R_{Nbg}]$ 就是背景图像基于 PCA 空间的独立元特征。

3 基于 PCA 的阴影检测

本文利用计算当前帧与背景图像在特征空间中对应像素点的欧式距离来进行运动阴影与前景目标的检测,将当前帧图像 CI 矩阵表示:

$$\boldsymbol{X}_C = [\overrightarrow{x_1^c}, \overrightarrow{x_2^c}, \cdots, \overrightarrow{x_N^c}] \tag{10}$$

考虑到像素的特征描述和算法的运行效率,本文第 i 个像素的向量表述 $\overrightarrow{x_i^c}$ 为 8 邻域按行展开的向量,N 为图像像素个数。

将 $\overrightarrow{x_i^c}$ 映射到有背景图像 BG 张成的子空间上,得到向量 $\boldsymbol{R}_i^c$:

$$\boldsymbol{R}_i^c = \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \cdot \overrightarrow{x_i^c} \tag{11}$$

背景图像和当前帧的第 i 个像素之间的欧式距离 Ω 定义为[10]:

$$\Omega = \| \boldsymbol{R}_i^B - \boldsymbol{R}_i^C \| \tag{12}$$

上式的 Ω 就被用作运动阴影和前景目标的检测。

我们针对 Hall 视频序列进行 PCA 变换,并对其进行直方图分析. 从图 1 中可以看出,运动阴影 Ω 分布是不同于前景目标和背景的,设定 ε_1、$\varepsilon_2(\varepsilon_1 < \varepsilon_2)$ 为特征空间距离阈值,主要根据实验来确定。如果 $\varepsilon_1 < \Omega < \varepsilon_2$,第 i 个像素点被确定为阴影像素;如果 $\Omega > \varepsilon_2$,则此像素点被确定为前景目标。同时,运动阴影不可能包含在前景目标内,因此在检测结果上,我们将包含在前景目标的小面积运动阴影区域作为运动目标处理,来提高本文算法的识别率,同样,将包含在运动阴影内的小面积前景目标作为运动阴影处理。

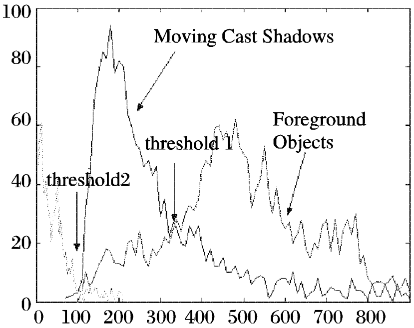


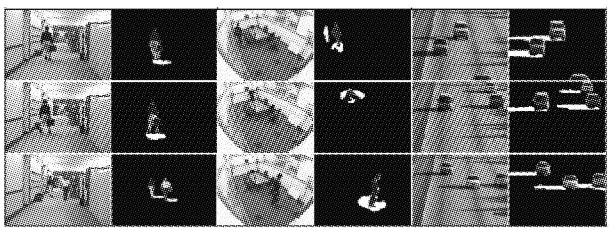
图 1 运动阴影及前景目标的 Ω 直方图分布

4 实验和结果分析

实验选择了 3 个具有代表性的视频序列图像(Intelligent Room, Hall 和 Highway Ⅰ)来验证本文算法的有效性。为了评估阴影检测算法的性能,我们引入了阴影检测率 η 和阴影识别率 ξ[1]:

$$\eta = \frac{TP_{\mathrm{S}}}{TP_{\mathrm{S}} + FN_{\mathrm{S}}}, \ \xi = \frac{\overline{TP_{\mathrm{F}}}}{TP_{\mathrm{F}} + FN_{\mathrm{F}}} \tag{13}$$

其中:下标 S 表示阴影,F 表示前景,TP_s 是被正确检测为阴影点的数量,FN_s 是被错误检测为目标点的阴影点的数量,$\overline{TP_{\mathrm{F}}}$ 为目标点的数量减去被错误检测为阴影点的目标点的数量。



(a) Hall (b) Intelligent Room (c) Highway I

图 2 阴影检测结果

在实际评估中,首先对某一视频序列的若干帧进行手工分割提取各帧的参考模板,然后通过阴影检测算法获得前景目标和运动阴影点,从而计算出阴影检测率 η 和阴影识别率 ξ,如表 1 所示。检测结果如图 2 所示,其中白色为检测出的运动阴影。从表 1 可以看出,本文提出的算法整体上优于文献[1,5]的阴影检测算法,由于采用 8 邻域像素表述单个像

素点，使本文算法针对噪声水平较高的视频序列性能更为优越。

表 1 算法评估结果　　%

算法	Hall		Intelligent Room		Highway Ⅰ	
	η	ξ	η	ξ	η	ξ
文献[5]算法	83.03	90.26	72.82	88.90	81.59	63.76
文献[9]算法	77.95	89.68	79.38	87.79	69.86	75.97
本文算法	87.58	91.36	85.67	90.45	86.94	89.97

5 结语

基于 PCA 技术的阴影检测算法有效地利用了空间信息，减少了光照变化的影响；另外，用像素八邻域表述单个像素点克服了易受噪声影响的缺点。实验结果表明，该方法取得了良好的效果，与其他阴影算法[5,9]的比较评估结果来看，本文的方法更有效。

参考文献：

[1] PRATI A, MIKIC I, TRIVEDI M M, *et al.* Detecting moving shadows: Algorithms and evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7): 918 – 923.

[2] SONODA Y, OGATA T. Separation of moving objects and their shadows, and application to tracking of loci in the monitoring images [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 1998, 2: 1216 – 1264.

[3] YONEYAMA A, YEH C H, KUO C-C J. Moving cast shadow elimination for robust vehicle extraction based on 2D joint vehicle/shadow models[C]// Proceedings of IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 229.

[4] MARTEL-BRISSON N, ZACCARIN A. Moving cast shadow detection from a Gaussian mixture shadow model[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 643 – 648.

[5] HORPRASERT T, HARWOOD D, DAVIS L S. A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision '99. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999.

[6] SALVADOR E, CAVALLARO A, EBRAHIMI T. Cast shadow segmentation using invariant color features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(2): 238 – 259.

[7] NADIMI S, BHANU B. Moving shadow detection using a physics-based approach[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2002, 2: 701 – 704.

[8] FUNG G S K, YUNG N H C, PANG G K H, *et al.* Effective moving cast shadows detection for monocular color image sequences[C]// Proceedings of 11th International Conference on Image Analysis and Processing. [S. l.]: IEEE, 2001: 404 – 409.

[9] CUCCHIARA R, GRANA C, PICCARDI M, *et al.* Detecting objects, shadows and ghosts in video streams by exploiting color and motion information[C]// Proceedings of 11th International Conference on Image Analysis and Processing. [S. l.]: IEEE, 2001: 360 – 365.

[10] YAMBOR W, DRAPER B, BEVERIDGE J R. Analysis of PCA-based face recognition algorithms: Eigenvector selection and distance measures[C]// Second Workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision. Singapore: World Scientific Press, 2002.

[11] STAUFFER C, GRIMSON W. Learning pattern of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747 – 757.

（上接第 2686 页）

化约束条件并不一定保证所得到的配准变换是拓扑保持的，后续的研究工作将聚焦在变换的拓扑保持特性上。

参考文献：

[1] BAJCSY R, KOVAG S. Multiresolution elastic matching[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1989, 46(1): 1 – 21.

[2] CHRISTENSEN G. Deformable shape models for anatomy[D]. Washington, DC: Washington University, 1994.

[3] CHRISTENSEN G, RABBITT R D. Deformable templates using large deformation kinematics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(10): 1435 – 1447.

[4] CHRISTENSEN G, JOSHI S, MILLER M. Volumetric transformation of brain-anatomy[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(6): 864 – 877.

[5] THIRION J P. Image matching as a diffusion process: An analogy with Maxwell's demons[J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(3): 243 – 260.

[6] 王海南，郝重阳. 非刚性医学图像配准研究综述[J]. 计算机工程与应用，2005, 41(11): 180 – 184.

[7] WANG H, DONG L, DANIEL J. Validation of an accelerated 'Demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy[J]. Physical Medical Biology, 2005(50): 2887 – 2905.

[8] 张红颖，张加万，孙济洲. 基于改进 Demons 算法的非刚性医学图像配准[J]. 光学精密工程，2007, 15(1): 145 – 150.

[9] CACHIER P, PENNEC X. 3D non-rigid registration by gradient descent on a gaussian-windowed similarity measure using convolutions [C]// Proceedings IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2000: 182 – 189.

[10] COS S, THEVENAZ P, UNSER M. Elastic registration of biological images using vector-spline regularization[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2005, 52(4): 652 – 664.

[11] CHRISTENSEN G E, JOHNSON H J. Consistent image registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(7): 568 – 579.

[12] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: A survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977 – 1000.

[13] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325 – 376.

[14] PLUIM P W, MAINTZ J B, VIERQEVER A. Mutual-information-based registration of medical images: A survey [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(1): 1 – 36.

[15] GERLOT P, BIZAIS Y. Image registration: A review and a strategy for medical applications[C]// Inforamtion Processing in Medical Imaging. New York: Plenum Press, 1988: 81 – 89.

[16] LESTER H, ARRIDGE S R. A survey of hierarchical non-linear medical image registration[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 129 – 149.

[17] PLUIM P W, MAINTZ J B, VIERGEVER A. Mutual-information-based image registration of medical images: A survey [J]. IEEE Transactions on Medical imaging, 2003, 22(8): 986 – 1004.