

模糊马尔可夫随机场理论在阴影检测中的应用

柏柯嘉¹⁾ 刘伟铭²⁾

¹⁾ (广东技术师范学院计算机科学学院, 广州 510641) ²⁾ (华南理工大学土木与交通学院, 广州 510641)

摘要 阴影的检测是目标检测、目标跟踪、视频监控等领域的一个关键问题。提出了一种基于模糊马尔可夫随机场的阴影检测算法。该算法把阴影检测问题看做是一个求最优化的像素点分类问题。对于输入的视频, 提取背景图像, 找出阴影和前景目标物体区域。通过计算阴影概率分布, 前景概率分布, 隶属度函数, 建立模糊马尔可夫随机场。应用贝叶斯准则, 最大后验 (MAP) 估计和条件迭代模式 (ICM) 算法, 寻找最优化的模糊马尔可夫随机场, 并利用最大隶属度原则消除模糊性, 得到阴影检测的结果。实验证明, 文中算法具有较好的阴影检测率和目标检测率。

关键词 阴影检测 模糊马尔可夫随机场 贝叶斯准则 最大后验估计 条件迭代模式 (ICM) 算法

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-409-08

Shadow Detection Algorithm Based on Fuzzy Markov Random Fields

BAI Kejia¹⁾, LIU Weiming²⁾

¹⁾ (School of Computer Science, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510641)

²⁾ (School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641)

Abstract Shadow detection is a key problem in object detection, object tracking and visual surveillance. In this paper, a new shadow detection algorithm is proposed based on fuzzy Markov random fields. The shadow detection problem is regarded as a problem of searching the optimal labeling of the total foreground pixels. The background abstract algorithm is used to find out the shadow and foreground pixels in the image. The fuzzy Markov random fields are created after the calculation of the shadow probabilities, the foreground probabilities and the membership functions. Bayesian principle, maximum a posteriori (MAP) estimation, iterated conditional mode (ICM) algorithm are used to search the optimal fuzzy Markov random field. The result of the shadow detection is obtained by defuzzifying the fuzzy Markov random field according to the maximum membership principle. Experimental results demonstrate the performance of the proposed algorithm.

Keywords shadow detection, fuzzy Markov random fields, Bayesian principle, MAP (maximum a posteriori) estimation, ICM (iterated conditional mode) algorithm

0 引言

在用于目标检测、目标跟踪、视频监控等的视频检测系统中, 阴影的检测和抑制是一个不可避免的关键问题, 即如何将阴影和运动目标点区别开, 以阻止阴影被误分类为运动目标。阴影检测是一个困难

的问题, 这是由阴影自身的特点决定的。首先, 阴影和运动物体一样都显著区别于背景。其次, 阴影和投射它们的运动物体具有相同的运动规律。阴影和运动物体可能是粘合在一起的, 也可能是分离的。前者会使得目标的几何形状受到影响, 产生变形, 导致形状检测算法实效, 后者又会导致阴影被误认为一个单独的运动目标。

收稿日期: 2008-11-11; 改回日期: 2009-02-03

第一作者简介: 柏柯嘉 (1974—), 男, 讲师。2009 年于华南理工大学自动化科学与工程学院获系统工程专业博士学位。主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: baikjia@tm.com

近年来,阴影的检测、分割和识别已成为当前一个很活跃的研究领域。人们提出了许多方法来检测运动阴影。

Cucchiara 等人^[1]在 HSV (色度、饱和度、亮度) 空间中进行阴影检测。相比较 RGB (红、绿、蓝) 颜色空间而言,HSV 空间更接近于人的色觉反应,而且能更精确地反映灰度信息和色彩信息,特别对于图像中极亮和极暗的物体也能很好地反应出相应的信息。实验研究表明,当像素点被阴影覆盖时,该像素点的亮度会变暗,饱和度通常会变小,而色度不会有较大变化。利用这个性质,可以进行阴影点的检测。

Lo 和 Yang^[2]提出了一种融合颜色一致性、纹理一致性、邻域一致性和时间一致性的阴影检测算法。首先通过背景差分方法得到前景标记区域 (FMR), 然后对 FMR 中的每个像素通过像素间的颜色一致性、像素内的颜色一致性、图像帧之间的时间一致性来分析其错误判定值 (error score)。一个较小的错误判定值代表着像素点的颜色改变不大,有较大的可能是属于阴影像素点。

Leone 和 Distanto^[3]提出了一种基于 Gabor 字典的纹理分析方法检测阴影。首先,利用阴影比其覆盖的背景灰度值小的特性,得到候选的阴影点。然后对所有候选的阴影点,利用优化的 Gabor 核函数和贪婪匹配追踪 (greedy MP) 算法,提取背景图像和当前图像中以它为中心的小区域的纹理特征。如果背景小区域的纹理特征和当前图像小区域的纹理特征相近,该点就被归为阴影点,否则,归为前景点。

查宇飞等人^[4]提出了一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法。首先通过背景差分得到运动目标点集,然后根据阴影的物理特性得到阴影候选点集合,在颜色差分特征子空间和纹理差分特征子空间中,应用 Boosting 来区分前景和阴影,最后在判别随机场中结合前景和阴影的时空一致性,通过图分割方法将阴影从运动目标点中分离出来。

刘宏等人^[5]首先对前景点在周围的邻域内进行平滑,然后根据阴影像素和其覆盖的背景像素相比具有相似的色度和饱和度但亮度值较低的特点,得到一个阴影检测结果。然后采用梯度特征,对前景模板和背景模板求梯度差,去除阴影的边界以及处于阴影区域但和阴影颜色差别较大的像素,得到第 2 个阴影检测结果。两个阴影检测结果进行融合,得到最终的阴影检测结果。

刘伯红等人^[6]提出了一种基于粗糙集阴影边

缘分类方法。该算法根据粗糙集理论,利用最大邻域灰度差及边缘梯度,去除假边缘点,求出边缘点。然后对边缘点进行细化和跟踪,得到单宽度的直线边缘。再根据阴影边缘构造假想的阴影区域,并统计这些区域的灰度直方图,求得阴影区域的灰度区间。根据该灰度区间可以得到灰度区域,最后依照这些区域的几何或灰度特性进行分类。

Song 等人^[7]建立了一个光照点与阴影点在 RGB 颜色空间的亮度比值模型,并以此来分析视频中的阴影区域。首先选择一幅输入图像,在其中的阴影区域中,随机选择一些像素点进行亮度比分析,得到亮度比在 RGB 各个通道内的均值和方差。然后,对输入的图像帧进行前景检测,得到前景点。对于所有的前景点,确定其在 RGB 各个通道的亮度值,并与模型中该通道的均值和方差比较,确定该前景点是否为候选的阴影点。然后对这些候选的阴影点进行空间分析,根据前景候选区域面积的大小,在总前景区域内所处的位置,周长的大小等信息,确定真正的阴影点。

在以上这些方法中,绝大多数是对单个像素点进行分析,没有考虑到相邻像素点在空间结构上的关系。实际上,图像中像素点的亮度值和它周围的像素有着一定的相关性。而且,阴影边缘的清晰度、暗度模糊的程度,与物体、光源以及形成阴影的平面三者的距离有关。另外,由于外界环境的微小变化以及相机出现的噪声,单个像素点在亮度和色度上容易出现较大的不确定性。阴影的这些特点决定了阴影检测方法需要能同时处理上述的相关性和不确定性,或者说模糊性和随机性。

模糊马尔可夫随机场理论同时描述了上述的相关性和不确定性,因而可以用于阴影检测中。

本文提出一种基于模糊马尔可夫随机场的阴影检测算法。该算法使用了 3 个随机场进行阴影检测,包括可见马尔可夫随机场、模糊马尔可夫随机场和判别马尔可夫随机场。对于输入的视频帧,应用背景提取算法提取背景图像,得到可见马尔可夫随机场。对所有非背景 (前景目标或阴影) 的元素,分析其在无阴影 (未被阴影覆盖) 和有阴影 (被阴影覆盖) 时的亮度比的特性,进行初步划分。根据可见马尔可夫随机场和预划分的结果,计算阴影概率密度和前景概率密度,计算隶属度函数,并应用最大后验 (MAP) 估计和条件迭代模式 (ICM) 算法,求出最优化的模糊马尔可夫随机场。对模糊马尔可夫随机

场, 利用最大隶属度原则消除模糊性, 得到判别马尔可夫随机场, 作为阴影检测的结果输出。

1 模糊马尔可夫随机场理论

1.1 模糊集

模糊理论是建立在模糊集基础之上的, 是描述和处理人类语言中所特有的模糊信息的理论。

在经典的集合论中, 论域 T 中的某一个元素 t 要么完全属于某个集合 A , 即 $\mu_A(t) = 1$, 要么完全不属于 A , 即 $\mu_A(t) = 0$ 元素间的分类具有截然分明的边界。

现实世界中很多事物的分类边界是不分明的, 而这种不分明的划分在人们的识别、判断和认知过程中起着重要的作用。为了用数学的方法来处理这种问题, Zadeh 于 1965 年^[8]提出了模糊集合的概念。他用隶属度函数来划分处于中介过渡的事物对差异双方所具有的倾向性。隶属度函数是普通集中特征函数的推广。当我们将特征函数的值域范围由 $\{0, 1\}$ 二值扩展到 $[0, 1]$ 区间时, 就描述了一个模糊集合。

论域 T 上的模糊集 \tilde{A} 由隶属度函数 $\mu_{\tilde{A}}(t)$ 来表征, $\mu_{\tilde{A}}(t): T \rightarrow [0, 1]$, 即 $\mu_{\tilde{A}}(t)$ 是从 T 到 $[0, 1]$ 的一个映射, 它反映了 T 中的元素 x 对于 \tilde{A} 的隶属程度。

模糊集可以转换为普通的集合。对任意 $a \in [0, 1]$, 集合 $(\tilde{A})_a = A_a = \{t \mid \mu_{\tilde{A}}(t) \geq a\}$ 称为 \tilde{A} 的截集, 也称为 a 的水平截集。

1.2 模糊随机变量

客观世界的不确定性分为两种, 随机性和模糊性。随机性可以用随机变量来表示, 模糊性则可以用模糊集来表示。当所考虑的事件的模糊性和随机性共存时, 用模糊随机变量可以同时刻画两种不确定性。

模糊随机变量是描述模糊随机现象的一种数学工具, 其定义方式有多种。这个概念最初是 Kwakemaak^[9]在 1978 年引入的。之后, Puri 等人^[10], Knuse 等人^[11], 刘宝碇等人^[12], 按照不同的可测性要求, 发展了模糊随机变量的概念, 给出了不同的定义。下面给出 Kwakemaak 的定义:

设 $Z(R)$ 是论域 R 上的所有模糊集 $Z(R) = \{A \mid A: R \rightarrow [0, 1]\}$ 。定义概率测度空间 (Ω, Z, P) , 称映射 $X: \Omega \rightarrow Z(R) \mid \omega \mapsto X(\omega)$ 为模糊随机变量, 如

果满足

1) $\forall \alpha \in (0, 1]$, 有 $X_{\alpha}^{-}(\omega), X_{\alpha}^{+}(\omega) \in X_{\alpha}(\omega)$, 其中

$$X_{\alpha}^{-}(\omega) = \inf X_{\alpha}(\omega) = \inf \{x \in R \mid X_{\omega}(x) \geq \alpha\}$$

$$X_{\alpha}^{+}(\omega) = \sup X_{\alpha}(\omega) = \sup \{x \in R \mid X_{\omega}(x) \geq \alpha\}$$

$X_{\omega}(x)$ 是 $X(\omega)$ 的隶属函数。

2) $\forall \alpha \in (0, 1]$, $X_{\alpha}^{-}(\omega), X_{\alpha}^{+}(\omega)$ 均为 (Ω, Z, P) 上的随机变量。

这里, α 是模糊集的置信水平, $X_{\alpha}^{-}(\omega), X_{\alpha}^{+}(\omega)$ 分别是以置信水平 α 消除模糊性后返回截集的下限和上限。

1.3 模糊马尔可夫随机场

在马尔可夫随机场中, 引入模糊随机变量替代经典的随机变量, 那么马尔可夫随机场就变成了模糊马尔可夫随机场^[13]。

概率测度空间 (Ω, Z, P) 上的模糊随机变量族 $Y = (Y_s)_{s \in S}$, 称为关于邻域系统 η 的模糊马尔可夫随机场, 如果它满足两个条件:

$$1) p(Y = y) > 0 \quad \forall y \in \Omega$$

$$2) p(Y_i = x_i \mid Y_j = y_j, j \in S, j \neq i) = p(Y_i = y_i \mid Y_j = y_j, j \in \eta(i))$$

其中, $\forall i, Y_i: \Omega \rightarrow Z(L) \mid \omega \mapsto Y_i(\omega)$, $Z(L)$ 为标记集 L 上的所有模糊集, Y_i 的一个现实 y_i 为标记集 L 上的一个模糊集。条件 2) 称为马尔可夫性, 它用来描述图像的空间约束关系。

经典的马尔可夫随机场只考虑了邻域间像素值的不同, 而模糊马尔可夫随机场还考虑像素值之间不同的程度, 因此它可以更好地描述图像的空间约束关系, 建立更好的先验模型。近年来, 模糊马尔可夫随机场在医疗和遥感图像分割领域得到了许多应用^[14-16]。

2 模糊马尔可夫随机场阴影模型

2.1 随机场的定义

假定 $s = (x, y)$ 为图像中的一个点。对于 t 时刻的输入图像 I_t , 经过背景检测, 可以得到背景图像 B_t 和前景标记图像 M_t (如果 s 为背景点, $M_t(s) = 0$ 否则, $M_t(s) = 1$)。定义 t 时刻的前景像素集合 $F_t = \{s \mid M_t(s) = 1\}$ 。阴影和前景目标物体的区分是在集合 F_t 内进行的。为了简单起见, 在下文中, 忽略时间序列下标, 将 F_t 简记为 F 。

定义划分集 $L = \{fg, sh\}$, 其中元素 fg 代表前景物体, sh 代表阴影。定义映射 $l: F \rightarrow L$, 对图像中的任意一点 s 给定唯一确定的 $l(s) \in L$, 那么集合 $\{s | s \in L, l(s) = fg\}$ 和 $\{s | s \in L, l(s) = sh\}$ 构成了对集合 F 的一个划分。显然, 由于只有两个划分集, 前景集和阴影集互为对方在 F 上的补集。只要确定了前景集或阴影集的一个, 就可以确定另一个。这样, 对视频图像中的阴影区域的检测问题, 可以看成是寻找一个最优的划分问题。

采用模糊马尔可夫随机场理论来寻找最优的划分。定义如下 3 个马尔可夫随机场:

可见马尔可夫随机场: $V = \{v(s) | s \in F\}$, 其中 $v(s)$ 由输入图像 I 背景图像 B 在 RGB 颜色空间各通道的亮度值组成, $v(s) = [I_r(s), I_g(s), I_b(s), B_r(s), B_g(s), B_b(s)]^T$ 。模糊马尔可夫随机场: $\Omega = \{\omega(s) | s \in F\}$, 其中 $\omega(s) = [\alpha_{fg}(s), \alpha_{sh}(s)]$, 其中 $\alpha_{fg}(s)$ 和 $\alpha_{sh}(s)$ 分别代表 s 属于前景目标类和阴影类的隶属度, 且有 $\alpha_{fg}(s) + \alpha_{sh}(s) = 1$ 。

判别马尔可夫随机场: $J = \{j(s) | s \in F\}$, 其中 $j(s) \in \{fg, sh\}$ 。

一个阴影检测的问题, 可以看做是通过已知的可见马尔可夫随机场 V , 寻找最优的模糊马尔可夫随机场 Ω , 然后根据最大隶属度 (MAP) 原则, 消除 Ω 的模糊性, 得到判别马尔可夫随机场 J , 作为检测结果的过程。

2.2 最大后验估计

根据上节所述, 阴影检测的关键问题在于已知 V , 求最优的 Ω 的过程。根据贝叶斯准则 $P(\Omega | V) \propto P(V | \Omega) \cdot P(\Omega)$, 因而, 这个问题可以通过最大化后验概率获得。即最优化分布

$$\hat{\Omega} = \arg \max_{\Omega} P(\Omega | V) = \arg \max_{\Omega} P(V | \Omega) \cdot P(\Omega)$$

其中, $P(\Omega)$ 对应于 Ω 的先验分布, $P(V | \Omega)$ 对应于条件概率密度函数。

为了简单起见, 对上式两边取负对数, 则最优化阴影检测结果对应于

$$\hat{\Omega} = \arg \min_{\Omega} [-\log P(V | \Omega) - \log P(\Omega)] \quad (1)$$

所以, 为了寻找最优的 Ω , 必须给出先验分布模型和条件概率密度函数。

2.3 模糊 Potts 先验分布模型

在模糊马尔可夫随机场中, 以 Potts 模型^[17]为基础, 定义模糊 Potts 先验模型。该模型不仅考虑了

像素间的异同, 还考虑了像素间的差异大小, 因此能够更准确地描述随机场的先验信息。采用 8 邻域作为基团 (基团为 F 中的一些子节点组成, 这些子节点中每一对不同的节点都是相邻的, 除非是单点节点), 基团上的势函数 $\Theta(\omega_r, \omega_s)$ 定义如下:

$$\Theta(\omega_r, \omega_s) = \begin{cases} 0 & r, s \text{ 不相邻} \\ -\beta \|\omega_r - \omega_s\| & r, s \text{ 相邻} \wedge \omega_r = \omega_s \\ \beta \|\omega_r - \omega_s\| & r, s \text{ 相邻} \wedge \omega_r \neq \omega_s \end{cases}$$

其中, β 为参数 (其选取方法可参见文献 [15]), $\|\omega_r - \omega_s\|$ 为距离范数, 定义为

$$\|\omega_r - \omega_s\| = |\alpha_{fg}(r) - \alpha_{fg}(s)| + |\alpha_{sh}(r) - \alpha_{sh}(s)|$$

根据 Hammersley-Clifford 定理, 一个随机场是关于邻域系统的马尔可夫随机场, 当且仅当这个随机场是关于邻域系统的 Gibbs 分布。因此, 先验分布可以表示为

$$P(\Omega) = \frac{1}{C} \exp(-U(\Omega)) = \frac{1}{C} \exp(-\sum_{r,s \in F} \Theta(\omega_r, \omega_s))$$

其中, C 是归一化常数, $U(\Omega)$ 是能量函数。

上式两边取负对数, 有

$$-\log P(\Omega) = \log C + \sum_{r,s \in F} \Theta(\omega_r, \omega_s) \quad (2)$$

2.4 隶属度函数

对 F 中的像素 s 它的邻域记为 $E(s) = \{r | r \in F \wedge r, s \text{ 相邻}\}$, 其中属于 fg 类和 sh 类的子集分别为 $E_{fg}(s)$ 和 $E_{sh}(s)$ 。显然有

$$E_{fg}(s) = \{r | r \in E(s) \wedge l(r) = fg\}$$

$$E_{sh}(s) = \{r | r \in E(s) \wedge l(r) = sh\}$$

定义基于空间信息的隶属度函数^[18]为

$$\alpha_{fg}(s) = \frac{Card(E_{fg}(s))}{Card(E_{sh}(s)) + Card(E_{fg}(s))}$$

$$\alpha_{sh}(s) = \frac{Card(E_{sh}(s))}{Card(E_{sh}(s)) + Card(E_{fg}(s))}$$

其中, $Card(E_{fg}(s))$, $Card(E_{sh}(s))$ 分别代表 $E_{fg}(s)$ 和 $E_{sh}(s)$ 中元素的个数。

根据以上的定义可以看出, 如果 s 邻域中属于阴影类的元素个数多, 那么 s 属于阴影类的隶属度就大。对前景类也是如此。

2.5 阴影类的概率计算

根据 Phong 物体光照模型^[19], 物体被感知的亮度由环境光、漫反射光及镜面反射光组成:

$$I_{lit} = I_a k_a + I_d k_d \cos \theta + I_d k_s \cos^n \alpha$$

式中, k_a, k_d, k_s 分别为环境光、漫反射光及镜面反射光系数; I_a, I_d 分别为环境光及光源强度; θ 为入射光与物体表面法线之间的夹角; α 为反射光与视线间的夹角; n 为高光系数。由于实际场景中绝大部分区域为非光滑区域, 所以可以忽略镜面反射项 $I_d k_s \cos^n \alpha$ 。

对于阴影区域, 由于阴影为直射光线被遮挡, 所以

$$I_{shadow} = I_a k_a$$

设 $U(s)$ 为物体表面单位面积接收到的光强度, $\rho(s)$ 为物体表面的反射系数, 则图像中点 s 的亮度 $L(s)$ 可以表示为

$$L(s) = U(s) \rho(s)$$

只考虑较小区域, 可以认为在这个区域内的环境光强 I_a 、光源强度 I_d 及入射角 θ 均保持一致考虑。则点 s 在无阴影 (未被阴影覆盖) 和有阴影 (被阴影覆盖) 时的亮度比为

$$\begin{aligned} r(s) &= \frac{L_{lit}(s)}{L_{shadow}(s)} = \frac{U_{lit}(s) \rho(s)}{U_{shadow}(s) \rho(s)} = \\ &= \frac{I_a k_a + I_d k_d \cos \theta + I_d k_s \cos^n \alpha}{I_a k_a} \approx \\ &= \frac{I_a k_a + I_d k_d \cos \theta}{I_a k_a} = \text{const} \end{aligned}$$

根据上式, 在小区域范围内, 亮度比可以认为是一个常数。

如果把 s 的范围扩大到整个前景标记图像 F 中, 那么亮度比 $r_c(s), c \in \{R, G, B\}$ 就不能看成是一个常量。根据文献 [7], $ratio_c(s)$ 可以看成是在 R, G, B 各个通道上的正态分布。

设阴影类的概率密度函数服从 $N(\mu_{sh}, \Sigma_{sh})$ 的高斯分布, 其中 $\mu_{sh} = [\mu_{sh, r}, \mu_{sh, g}, \mu_{sh, b}]$ 是亮度比的均值矩阵, $\Sigma_{sh} = \text{diag}\{\sigma_{sh, r}^2, \sigma_{sh, g}^2, \sigma_{sh, b}^2\}$ 是亮度比的方差矩阵。

2.6 前景物体类的概率计算

前景点的概率密度计算方法类似于文献 [20-21]。算法的特色在于不直接采用输入图像的亮度值来计算某一像素点的分布密度, 而是采用该像素点周围与之亮度相近的点的均值来计算。为此, 要求前景点的分布特性满足以下两个条件:

- 1) 前景点不是孤立存在的, 在前景点周围应该存在其他前景点;
- 2) 前景点的颜色分布符合它周围的前景点的

分布特性。

对于 F 中的一点 s 定义 s 的周围像素的集合

$$M(s) = \{u \mid u \in F \wedge u \neq s \wedge$$

$$|u.x - s.x| \leq m/2 \wedge |u.y - s.y| \leq m/2\}$$

其中 m 是一个特定的正整数。注意这里的 $M(s)$ 是指以 s 为中心的边长为 m 的小区域, 与前文所述的 s 的邻域 $E(s)$ 不同。根据前面的第 2 条假设, s 的分布特性可以由 $M(s)$ 中元素的分布特性估计。

定义集合

$$D(s) = \{u \mid u \in M(s) \wedge \|I(u) - I(s)\| \leq \tau\}$$

$$M(s) - D(s) =$$

$$\{u \mid u \in M(s) \wedge \|I(u) - I(s)\| > \tau\}$$

其中, τ 是一个特定的正整数,

$$\|I(u) - I(s)\| = \sum_{i \in \{r, g, b\}} |I_i(u) - I_i(s)|$$

通过 $D(s)$ 和 $M(s) - D(s)$, s 周围像素分成两类: 一类中的元素与 s 都有着近似的亮度特征的 $D(s)$, 其余的元素都归到另一类 $M(s) - D(s)$ 。

根据以上分析, 前景类的概率密度函数可以表示为

$$\begin{aligned} p_{fg}(s) &= f_{s \in D(s)}(I(s)) = \\ &= k(s) \cdot f_{D(s)}(I(s)) + \\ &= [1 - k(s)] \cdot f_{M(s) - D(s)}(I(s)) \end{aligned}$$

其中, $k(s) = \text{Card}(D(s)) / \text{Card}(E(s))$ 是权重因子。上式右边第 1 项对应于 $D(s)$, 第 2 类对应于 $M(s) - D(s)$ 。若 $\|I(u) - I(s)\| \leq \tau$ 那么有 $f_{M(s) - D(s)}(I(s)) = 0$ 。因此, 在只考虑近似的亮度特征的情况下, 前景概率密度函数可以表示为

$$p_{fg}(s) = k(s) \cdot f_{D(s)}(I(s))$$

假定前景概率密度函数服从 $N(\mu_{fg}, \Sigma_{fg})$ 的高斯分布, 其中 $\mu_{fg} = [\mu_{fg, r}, \mu_{fg, g}, \mu_{fg, b}]$ 是前景的均值矩阵, $\Sigma_{fg} = \text{diag}\{\sigma_{fg, r}^2, \sigma_{fg, g}^2, \sigma_{fg, b}^2\}$ 是前景的方差矩阵。

2.7 条件概率计算

根据上面两节所述, 对 F 中的像素点 s 有

$$p_{fg}(s) \sim N(\mu_{fg}, \Sigma_{fg})$$

$$p_{sh}(s) \sim N(\mu_{sh}, \Sigma_{sh})$$

考虑到相应的隶属度, 根据文献 [13] 有

$$p(\mathcal{V}(s) \mid \omega(s)) \sim N(\mu(s), \Sigma(s))$$

其中

$$\mu(s) = \alpha_{sh}(s) \cdot \mu_{sh} + \alpha_{fg}(s) \cdot \mu_{fg}$$

$$\Sigma(s) = \alpha_{sh}(s)^2 \cdot \Sigma_{sh} + \alpha_{fg}(s)^2 \cdot \Sigma_{fg}$$

为简单起见, 令

$$\begin{aligned} \varepsilon(\mathbf{s}) &= -\log p(\mathcal{V}(\mathbf{s}) | \omega(\mathbf{s})) = \\ & \sum_{i \in \{\text{r g b}\}} \left| \frac{1}{2} \log(2\pi) + \frac{1}{2} \log \Sigma_i \frac{(\mathbf{s} - \mu_i)^2}{2\Sigma_i} \right| \end{aligned}$$

故有

$$-\log P(\mathbf{V} | \Omega) = -\log \prod_{\mathbf{s} \in F} p(\mathcal{V}(\mathbf{s}) | \omega(\mathbf{s})) = \sum_{\mathbf{s} \in F} \varepsilon(\mathbf{s}) \quad (3)$$

2.8 阴影的检测

根据式 (1), 最优化阴影检测结果对应于

$$\hat{\Omega} = \arg \min_{\Omega} [-\log P(\mathbf{V} | \Omega) - \log P(\Omega)]$$

根据式 (2)和式 (3), 有

$$\hat{\Omega} = \arg \min_{\Omega} \left[\sum_{\mathbf{s} \in F} \varepsilon(\mathbf{s}) + \sum_{\mathbf{r}, \mathbf{s} \in F} (\Theta_{\mathbf{r}} \Theta_{\mathbf{s}}) \right] \quad (4)$$

因此, 阴影检测问题转换为求解使得 $W(\mathbf{s}) = \sum_{\mathbf{s} \in F} \varepsilon(\mathbf{s}) + \sum_{\mathbf{r}, \mathbf{s} \in F} (\Theta_{\mathbf{r}} \Theta_{\mathbf{s}})$ 最小的一种划分方案。采用 ICM (iterated conditional modes) 算法^[22]来求解这个问题。

3 算法实现

算法具体步骤如下。

1) 初始化

- (1) 读取特定 t_0 时刻的输入帧;
- (2) 进行背景提取, 得到前景标记图像;
- (3) 在前景标记图像中, 划分出前景区域和阴影区域;

(4) 根据前景和阴影的分布, 计算初始参数矩阵 $\mu_{sh}^{(0)}, \mu_{fg}^{(0)}, \Sigma_{sh}^{(0)}$ 和 $\Sigma_{fg}^{(0)}$ 。

2) 视频帧处理

- (1) 读取 t 时刻输入帧图像 I_t ;
- (2) 进行背景提取, 得到前景标记图像 F_t 和可见马尔可夫随机场 V_t 的现实 v_t ;

(3) 根据 $t-1$ 时刻的参数矩阵 $\mu_{sh}^{(t-1)}, \mu_{sh}^{(t-1)}, \Sigma_{sh}^{(t-1)}$ 和 $\Sigma_{fg}^{(t-1)}$, 对前景标记图像进行预划分。对前景标记图像 F_t 中的点 \mathbf{s} 计算其亮度比矩阵 $\mathcal{V}(\mathbf{s}) = [V_r(\mathbf{s}), V_g(\mathbf{s}), V_b(\mathbf{s})]$ 。如果其亮度比矩阵的每一个分量 $v_i(\mathbf{s}), i \in \{\text{r g b}\}$, 都有 $|v_i(\mathbf{s}) - \mu_{sh}^{(t-1)}|^2 < 2.5 \Sigma_{sh}^{(t-1)}$, 则把它归为阴影类, $l(\mathbf{s}) = sh$, 否则, 把它归为前景类, $l(\mathbf{s}) = fg$ 。

(4) 根据可见马尔可夫随机场 v_t 和预划分的结果, 计算阴影概率密度和前景概率密度, 计算隶属度

函数, 并应用最大后验 (MAP) 估计和条件迭代模式 (ICM) 算法, 求出最优化的模糊马尔可夫随机场 Ω_t 的现实 ω_t 。

(5) 对模糊马尔可夫随机场 Ω_t 的现实 ω_t , 利用最大隶属度原则消除模糊性, 得到判别马尔可夫随机场 J_t 的现实 j_t 。

(6) 根据判别马尔可夫随机场 J_t 的现实 j_t , 输出阴影检测结果。

(7) 更新参数矩阵 $\mu_{sh}^{(t)}, \mu_{fg}^{(t)}, \Sigma_{sh}^{(t)}$ 和 $\Sigma_{fg}^{(t)}$ 。

4 实验分析

在实验中, 选取了 3 段视频, Highway I Highway II 和广元快速序列进行阴影检测。其中 Highway I 和 Highway II 是典型的用于阴影检测的视频, 是 ATON (Autonomous Agents for On-Scene Networked Incident Management) 组织提供的用来进行阴影检测和运动跟踪的标准视频, 可以从网址 <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow> 上下载。广元快速路视频是自己录制的一段视频。

4.1 定性分析对比

为了验证本文算法的效果, 特以 Highway I 视频为例, 将本文算法与 DNM 算法^[23], SRSNP 算法^[7], 以及基于马尔可夫随机场的 MFFBSS 算法^[20] 进行比较, 实验结果如图 1 所示。

由以上对比图可以看出, DNM 算法和 MFFBSS 算法的检测结果中, 目标内有很多小区域被误认为阴影。SRSNP 算法检测效果较好, 但是有些阴影区域被误认为前景目标。本文算法的阴影检测效果与 SRSNP 算法相似, 但优于 SRSNP 算法。

4.2 定量分析对比

采用下面两个参数来评估阴影检测的效果^[24], 阴影检测率 $\eta = TP_{sh} / (TP_{sh} + FN_{sh})$ 和物体检测率 $\xi = TP_{fg} / (TP_{fg} + FN_{fg})$, 其中 TP_{sh} 和 TP_{fg} 分别表示识别正确的阴影像素和目标物体像素的数目, FN_{sh} 和 FN_{fg} 分别表示识别错误的阴影像素和目标物体像素的数目。

以视频图像 Highway I 为例, 分别采用 DNM 算法, SRSNP 算法, MFFBSS 算法和本文算法, 进行阴影检测, 比较平均阴影检测率和物体检测率。对比结果如表 1 所示。

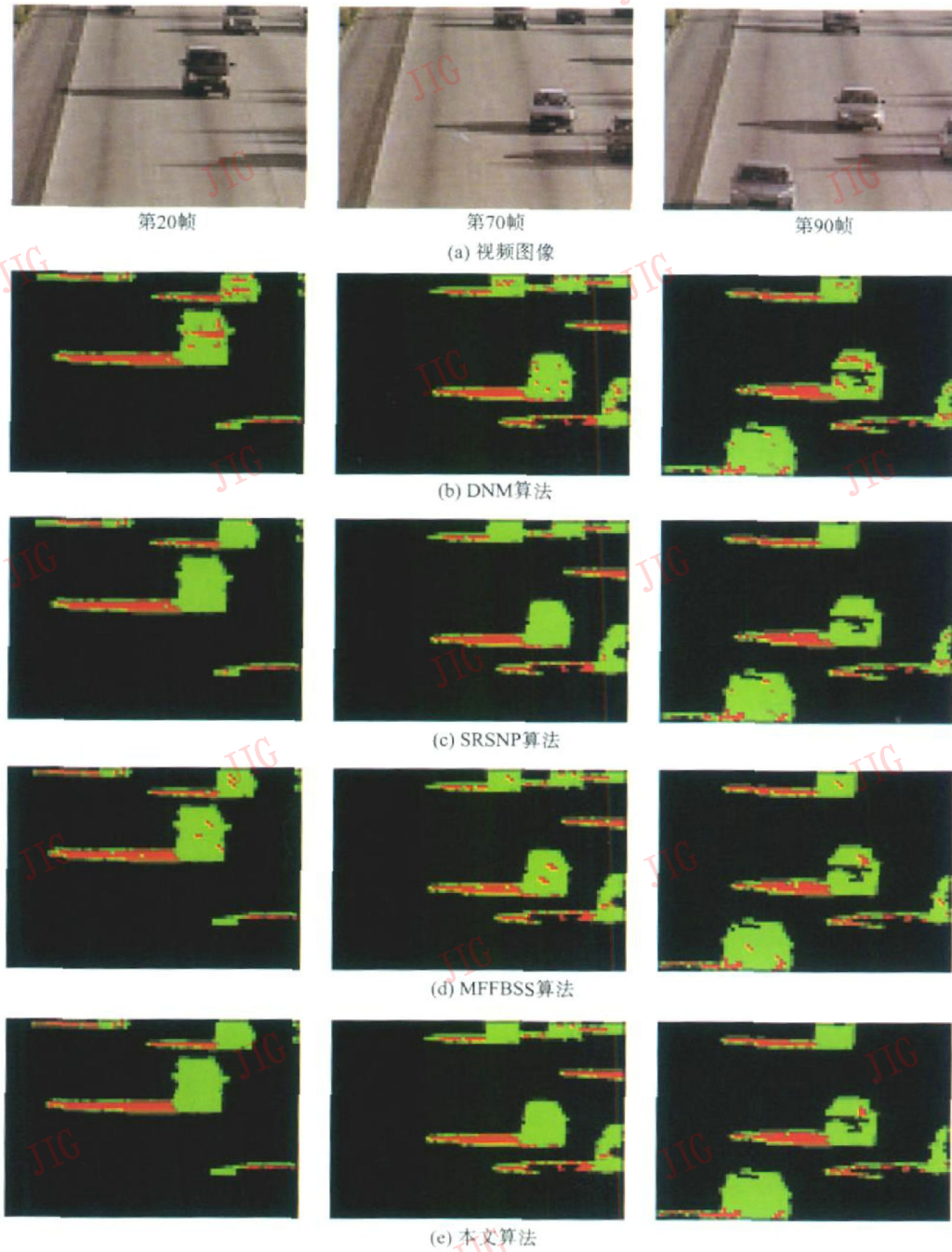


图 1 各算法的阴影检测结果对比

Fig. 1 Comparison of result of shadow detection on deferent video sequences

表 1 本算法与其他算法的效果对比

Tab.1 Comparison of DNM, SRSNP, MFBSS and proposed algorithm

检测算法	η /%	ξ /%
DNM 算法	67.94	68.57
SRSNP 算法	76.86	80.52
MFBSS 算法	76.20	80.14
本文算法	81.37	82.46

由表 1 数据可以看出, 本文算法优于其他 3 种算法。

5 结 论

传统阴影检测算法中通常只对单个像素点进行分析, 而不考虑邻域像素之间的颜色相关性。另外, 由于外界环境的微小变化以及相机出现的噪声, 单

个像素点在亮度和色度上容易出现较大的不确定性。本文算法应用的模糊马尔可夫随机场理论同时描述了上述的相关性和不确定性,可以得到较好的阴影检测效果。

在本文算法中,在对阴影类和目标物体类的模糊隶属度计算中,仅仅采用了图像的颜色信息。下一步可以考虑把纹理等信息融合入像素的可见马尔可夫随机场表示中,以建立更准确的随机场模型。

同时,本文算法中前景目标物体的概率密度函数的计算需要结合其邻域的信息,计算复杂度较高。下一步可以考虑建立更好的前景目标物体的概率分布模型,减少运算时间。

参考文献 (References)

- [1] Cucchiara R, Grana C, Nera G, et al. The sabbot system for moving object detection and tracking [C] // Proceedings of Video-Based Surveillance Systems-Computer Vision and Distributed Processing. Kingston upon Thames, UK: Kluwer Academic Publishers, 2001: 145-157.
- [2] Yang M T, Lo K H, Chiang C C, et al. Moving cast shadow detection by exploiting multiple Cues [J]. IET Image Processing, 2008, 2(2): 95-104.
- [3] Leone A, Distanti C. Shadow Detection for moving objects based on texture analysis [J]. Pattern Recognition, 2008, 40(4): 1222-1233.
- [4] Zha Yufei, Chu Ying, Wang Xun, et al. A boosting discriminative model for moving cast shadow detection [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(8): 1295-1301. [查宇飞, 楚瀛, 王勋, 等. 一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法 [J]. 计算机学报, 2007, 30(8): 1295-1301.]
- [5] Liu Hong, Liu Jintao, Liu Qun, et al. Moving cast shadows elimination based on color and gradient features [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(10): 1279-1285. [刘宏, 李锦涛, 刘群, 等. 融合颜色和梯度特征的运动阴影消除方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(10): 1279-1285.]
- [6] Liu Bohong, Chen Timin. Image shadow detection and classification based on rough sets [J]. Computer Science, 2007, 34(3): 220-223. [刘伯红, 陈铁民. 基于粗糙集阴影区域的检测与分类 [J]. 计算机科学, 2007, 34(3): 220-223.]
- [7] Song K, Tai J. Image-based traffic monitoring with shadow suppression [J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(2): 413-426.
- [8] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. Information and Control, 1965, 8: 338-353.
- [9] Kwarkemaak H. Fuzzy random variables-I [J]. Information Science, 1978, 15(1): 1-29.
- [10] Puri M D, Ralescu D. Fuzzy random variables [J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 1986, 114(1): 409-422.
- [11] Kruse R, Meyer K D. Statistics with Vague Data [M]. Dordrecht: D. Reidel Publishing Company, 1987.
- [12] Liu Baoding, Peng Jin. A Course in Uncertainty Theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. [刘宝碁, 彭锦. 不确定性理论教程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.]
- [13] Salzenstein F, Pieczynski W. Parameter estimation in hidden fuzzy Markov random fields and image segmentation [J]. Graphics Models Processing, 1997, 59(4): 205-220.
- [14] Feng Qianjin, Chen Wufan. Fuzzy Markov random field model and a new algorithm for image segmentation [J]. Journal of Southern Medical University, 2006, 26(5): 579-583. [冯前进, 陈武凡. 模糊马尔可夫场模型与图像分割新算法 [J]. 南方医科大学学报, 2006, 26(5): 579-583.]
- [15] Yan Gang. Research on Algorithms for Image Segmentation Based on Fuzzy Markov Random Fields [D]. Guangzhou: South Medical University, 2005. [颜刚. 基于模糊马尔可夫场的图像分割算法研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2005.]
- [16] Zheng Weijiang, Kang Gewen, Chen Wufan, et al. Unsupervised segmentation of remote sensing images based on fuzzy Markov random field model [J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(2): 246-252. [郑玮, 康戈文, 陈武凡, 等. 基于模糊马尔可夫随机场的无监督遥感图像分割算法 [J]. 遥感学报, 2008, 12(2): 246-252.]
- [17] Potts R. Some generalized order-disorder transformations [J]. Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, 1952, 48: 106-109.
- [18] Kamakar G C, Dooley L S. A generic fuzzy rule based image segmentation algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 23(10): 1215-1227.
- [19] Phong B T. Illumination for computer generated pictures [J]. Communications of the ACM, 1975, 18(6): 311-317.
- [20] Benedek C, Sziranyi T. Markovian framework for foreground-background-shadow separation of real world video scenes [C] // Proceedings of the 7th Asian Conference Computer Vision. Hyderabad, India: Springer, 2006: 898-907.
- [21] Benedek C, Sziranyi T. Bayesian foreground and shadow detection in uncertain frame rate surveillance videos [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(4): 608-621.
- [22] Besag J. On the statistical analysis of dirty pictures [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 1986, 48(3): 259-302.
- [23] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [24] 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.