

# 基于层次 HMM 的运动目标分割

张泊平<sup>1</sup>, 吴松丽<sup>2</sup>, 鄢靖丰<sup>1</sup>

ZHANG Bo-ping<sup>1</sup>, WU Song-li<sup>2</sup>, YAN Jing-feng<sup>1</sup>

1. 许昌学院 计算机科学与技术学院, 河南 许昌 461000

2. 驻马店教育学院 数理系, 河南 驻马店 463000

1. College of Computer and Technology of Xuchang University, Xuchang, Henan 461000, China

2. Department of Mathematics-Physics of Zhumadian Education College, Zhumadian, Henan 463000, China

E-mail: iebopingzhang@163.com

**ZHANG Bo-ping, WU Song-li, YAN Jing-feng. HMM segmentation method based on statistical layered model for image of vehicle. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(5): 162-165.**

**Abstract:** An HMM segmentation method based on statistical layered model for an image including interest vehicle is brought forward. In statistical layered model, the interest vehicle is called foreground layer and the moving object is called background layer and shadow of moving objects is called shadow layer and they are expressed by the statistical model respectively. The model parameters are estimated by the HMM-based method of video sequences. HMM-based method makes use of the spatial relativity and time relativity of video sequences to accomplish recognition of model. The experimental results show that this method can succeed in segmenting the moving vehicle.

**Key words:** statistical layered model; Hidden Markov Models (HMM); moving vehicle segmentation

**摘要:** 提出对差分图像用三层统计模型表示的思想: 前景运动汽车层、背景运动汽车层和运动阴影层, 并分别建立了各层的统计模型, 应用 HMM 对运动图像序列进行模型参数估计, 通过模型进行运动汽车分割。HMM 利用图像序列帧之间的图像像素空间相关性和时间相关性, 从而完成模型参数的识别。通过 MAP 算法完成模型参数具体化, 不但用模型完成图像前景目标的分割, 同时在分割中自然区别了背景运动目标和阴影, 实现了复杂背景图像的运动汽车分割。实验结果表明方法能够有效地完成分割目的。  
**关键词:** 分层模型; 隐马尔可夫模型; 运动汽车分割

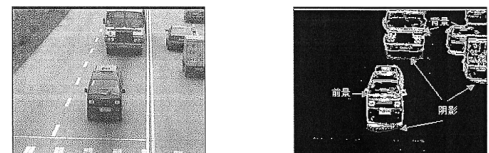
**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.05.050 **文章编号:** 1002-8331(2010)05-0162-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP39

## 1 引言

图像分层模型的核心是将存在多个运动目标的图像中运动特征相同的目标看作一个图像层次, 并建立该层次目标的模型, 把对整个图像的分析转变为对图像所有层次的分析。Haritaoglu<sup>[1]</sup>提出了基于图像灰度强度的运动目标分割算法。由于所建立的图像背景模型与实际图像背景之间的差异太大, 最终得到的图像前景并不清晰, 处理效果难以达到预想的目的。Rowe<sup>[2]</sup>在继承了 Haritaoglu 方法的基础上, 提出了基于图像背景灰度强度分布的统计模型。由于将图像运动背景作为一个统计模型进行处理, 在获取图像前景和背景的全局分割阈值上存在困难, 更不能将运动目标和运动阴影进行分割。Toyama<sup>[3]</sup>将图像看作由 4 个不同层次的目标构成, 并分别建立各层次的统计模型, 引入背景维护机制。该思想不但能够将图像前景中的运动目标从图像中抽取出来, 还能够消除阴影影响。但在实现算法上将图像像素强度分布模拟成 30 阶的自回归处理, 计算代价太大,

不能满足实时系统的需要。

提出差分图像的三层统计模型: 前景 (Foreground) 运动汽车层、背景 (Background) 运动汽车层和运动阴影 (Shadow) 层, 如图 1 所示。在图像分层的基础上, 分别建立各层的统计模型, 用基于隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Models, HMM) 的分析方法对统计模型进行研究, 从而分割出图像前景的运动汽车。



(a) 原图

(b) 三层划分图

图 1 差分图像的三层划分

## 2 图像的 HMM 模型

HMM 模型由参数集  $\lambda = \{A, B, \pi\}$  构成。建立图像的 HMM 模

**基金项目:** 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60475040); 河南省教育厅科技攻关项目 (the Education Department of Henan Province Programs for Science and Technology Development No.2008A520022)。

**作者简介:** 张泊平 (1975-), 女, 硕士, 主要研究领域: 图像信息处理, 决策支持, 软件工程; 吴松丽 (1969-), 女, 副教授, 主要研究领域: 演化算法, 图像信息处理。

**收稿日期:** 2008-08-14

**修回日期:** 2008-10-28

型就是确定初始状态分布矩阵  $\pi$ 、状态转移矩阵  $A$  和输出矩阵  $B$ 。

### (1) 初始状态分布矩阵 $\pi$

如果对应于静止背景( $b$ )、运动汽车背景( $m$ )、阴影( $s$ )和前景运动汽车( $f$ )的状态为  $S=\{S_b, S_m, S_s, S_f\}$ , 则初始状态分布矩阵为:  $\pi=\{\pi_b, \pi_m, \pi_s, \pi_f\}$ ,  $\pi_i=P(S_i=s_i, s_i \in \{S_b, S_m, S_s, S_f\})$ 。

### (2) 状态转移矩阵 $A$

在模拟时间连续的归类中状态转换起着重要作用, 状态转换是一阶 Markov 过程。

$$A = \begin{pmatrix} a_{bb} & a_{bm} & a_{bs} & a_{bf} \\ a_{mb} & a_{mm} & a_{ms} & a_{mf} \\ a_{sb} & a_{sm} & a_{ss} & a_{sf} \\ a_{fb} & a_{fm} & a_{fs} & a_{ff} \end{pmatrix}, a_{ij}=P(S_{i+1}=S_j|S_i=S_j), S_i, S_j \in \{S_b, S_m, S_s, S_f\} \quad (1)$$

### (3) 输出矩阵 $B$

在状态  $j$  输出矩阵  $B=\{B_j(x)\}$ , 其中  $x=[x_1, x_2]$  是图像像素矢量。图像中的前景、背景和阴影像素的分布是随机的, 它们的像素分别服从二维 Gaussian 分布<sup>[4]</sup>, 分布函数分别为:

$$b_f = \frac{1}{2\pi C_f^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_f)^T C_f^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_f)\right) \quad (2)$$

$$b_b = \frac{1}{2\pi C_b^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_b)^T C_b^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_b)\right) \quad (3)$$

$$b_s = \frac{1}{2\pi C_s^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_s)^T C_s^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_s)\right) \quad (4)$$

其中,  $\boldsymbol{\mu}$  是均值矩阵,  $C$  是协方差矩阵:

$$C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$C^{-1}$  是  $C$  的逆数:  $(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T$  为  $(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})$  的转置矩阵, 方差分别为  $\sigma_1^2$ ,  $\sigma_2^2$ ,  $r$  为相关系数  $r=C_{12}/\sqrt{C_{11}C_{22}}$ , 若  $x_1, x_2$  线性不相关, 则  $r=0$ 。

由于将前景、背景和阴影看成二维 Gaussian 分布, 图像中每一个像素都服从这样的分布。因此提出的方法能够将 HMM 参数集分配到图像中的每个像素, 但分割效率太低, 时间开销太大, 难以满足实时性要求。如果将图像中的前景和背景中的非重叠部分分解成像素个数为  $K \times K$  的基础域, 只需将 HMM 模型参数分配到每个基础域; 学习过程是从学习序列估计每个基础域的 HMM 参数; 分割过程是寻求每个基础域在时间上的一系列优化状态。如图 2 所示, 原图像是  $512 \times 512$  大小, 需要计算 HMM 参数为 5 122 次, 划分为  $8 \times 8$  的基础域, 需要计算  $64^2$  次, 可见基础域的划分加快了分割算法的运算速度。



(a) 基础域划分前的图像 (b) 基础域的划分后的图像

图 2 图像的基础域划分

## 3 汽车特征检测和基于模型的自适应分割算法

为了分割算法的稳定性, 特别是前景运动目标抽取更加可靠, 利用图像的强度和低频小波系数提高图像观测的准确性, 利用图像相邻区域纹理相关的特性提高分割的精度。

## 3.1 基于视觉特性的图像预处理

人眼对图像平缓部分的噪声比在细节部分的噪声更敏感, 利用人眼的视觉特性对图像进行一定的预处理可以消除图像噪声和模糊现象。

### 3.1.1 像素梯度与人的视觉特性

对于灰度等级为  $L$  的  $M \times N$  个像素组成的图像, 以像素点  $f(i, j)$  为中心的  $3 \times 3$  窗口:

$$\begin{bmatrix} f(i-1, j-1) & f(i-1, j) & f(i-1, j+1) \\ f(i, j-1) & f(i, j) & f(i, j+1) \\ f(i+1, j-1) & f(i+1, j) & f(i+1, j+1) \end{bmatrix}$$

移动该窗口, 使所有像素依次置于该窗口的中心位置。计算像素点  $f(i, j)$  的梯度:  $I(i, j)=\max(|\Delta X|, |\Delta Y|)$ , 其中:

$$|\Delta X|=f(i+1, j-1)+f(i+1, j)+f(i+1, j+1)-f(i-1, j-1)-f(i-1, j)-f(i-1, j+1) \quad (6)$$

$$|\Delta Y|=f(i-1, j-1)+f(i, j-1)+f(i+1, j-1)-f(i-1, j+1)-f(i, j+1)-f(i+1, j+1) \quad (7)$$

由于人眼对于图像中的平缓部分的噪声比细节部分的噪声更敏感, 噪声的可见性随着像素的梯度增大而减小。因此, 在图像预处理时, 使图像的局部对比度在细节部分增加得大一些, 在平缓部分增加得小一些, 即对比度与区域的梯度成正比。

### 3.1.2 噪声剔除

像素梯度属性:  $K_2$  是某一给定的阈值, 如果  $I(i, j) > K_1$ , 则  $I(i, j)$  的属性为 0; 如果  $I(i, j) \leq K_1$ , 则  $I(i, j)$  的属性为 1。

噪声的属性:  $K_2$  是某一给定的阈值, 如果  $3 \times 3$  像素组成的子块  $s$  的平均灰度值与相邻子块的平均灰度值之差的绝对值均小于  $K_2$ , 则噪声的属性为 0; 否则噪声的属性为 0。

等价关系  $R_{c_1}$ : 如果两个像素的梯度值均大于阈值  $K_1$ , 则两个像素属于等价类, 用公式表示:  $R_{c_1}(x)=\{x|I(x, Y) > K_1\}$ ,  $R_{c_1}$  为所有梯度“较大”的像素组成的集合; 相应的用  $\bar{R}_{c_1}$  表示所有梯度“较小”的像素组成的集合。

等价关系  $R_{c_2}$ : 如果  $R_{c_2}(S)=\bigcup_i \bigcup_j S_{ij} \text{ lint } \left| \bar{m}(S_{ij}) - \bar{m}(S_{i+1, j+1}) \right| > K_2$ , 则子块  $S_{ij}$  与相邻子块构成宏块。其中  $\bar{m}(S_{ij})$  表示子块  $S_{ij}$  的平均灰度值,  $\bar{m}(S_{i+1, j+1})$  表示子块  $S_{ij}$  相邻的子块的平均灰度值, “ $\cup$ ”表示“并集”运算。则:  $A_1=R_{c_1}(x)-R_{c_2}(S)$ ,  $A_2=\bar{R}_{c_1}(x)-R_{c_2}(S)$ 。

其中  $A_1$  表示剔除噪声后所有梯度大的像素组成的集合,  $A_2$  表示剔除噪声后所有梯度小的像素组成的集合。所以  $A_1$  和  $A_2$  为算法得到的剔除噪声后的图像像素集合。

### 3.1.3 变换运算

由于图像中梯度大的像素组成的区域为细节区域, 为了突出细节, 可以采用拉伸灰度值, 在此采用指数变换:  $e(x)=\alpha\{f(x)\}^\beta$ , 其中  $\alpha, \beta$  为使得图像边缘两侧的灰度梯度更大而选取的参数。虽然随着边缘梯度的增加噪声也增加, 但对人的视觉效果并不明显, 便于以后的特征提取。对于图像中梯度小的像素组成的区域, 由于对应平缓区域, 在此采用直方图均衡变换, 噪声被削弱。现场拍摄的图像, 像素为  $255 \times 255$ , 图像中包含有明显的散粒噪声和明暗分布, 图像直方图出现的“双峰”峰值大约是 145 和 50 左右。像素灰度分布大约在 30~180 之间。处理过程子块大小为  $3 \times 3$  像素。

(1)对剔除噪声后所有梯度大的像素部分  $A_1$ , 作指数变换, 经过实验得到参数取值为  $K_1=85, \alpha=0.5, \beta=3.5$ 。

(2)对剔除噪声后所有梯度小的像素组成的集合  $A$ , 作直方图均衡, 调整为平坦的直方图, 使图像灰度集中的区域拉开, 增大反差, 阈值为  $K_2=65$ 。

视觉算法处理后的图像对噪声的抑制效果较好, 同时图像“暗”的部分得到了增强。

### 3.2 层次模型的参数学习

要正确分割和抽取前景运动目标, 必须对分割图像的HMM模型参数进行学习。在HMM参数学习初始阶段, 首先设置初始参数为 $\pi$ :  $T_b, T_s, T_f$  是图像像素属于前景、背景和阴影的持续时间; 设  $\lambda_b, \lambda_s, \lambda_f$  为花在背景、阴影和前景的时间比例, 并且  $\lambda_b + \lambda_s + \lambda_f = 1$ 。

用初始参数表示的状态转换矩阵为:

$$A = \begin{pmatrix} 1 - \frac{1}{T_b} & \frac{1}{T_b} A_{sf} & \frac{1}{T_b} A_{sb} \\ \frac{1}{T_s} A_{sf} & 1 - \frac{1}{T_s} & \frac{1}{T_s} A_{sb} \\ \frac{1}{T_f} A_{sf} & \frac{1}{T_f} A_{sb} & 1 - \frac{1}{T_f} \end{pmatrix} \quad (8)$$

$A_{ij} = \lambda_j / (\lambda_i + \lambda_j)$ ; 初始的概率选择为:  $\pi = \{\lambda_b, \lambda_s, \lambda_f\}$ 。

均值  $\mu_f, \mu_b, \mu_s$  的初始参数可以由给定基础域的强度模式或小波系数模式估计; 协方差矩阵  $\Sigma_f, \Sigma_b, \Sigma_s$  的估计不是一个稳健的方法, 是由经验确定的。在经验中阴影的初始均值  $\mu_1^s$  和  $\sigma_{11}^s$  方差的参数确定是假定阴影强度小于前景强度和背景强度时, 在  $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$  上的近似高斯分布, 可选择对  $\mu_1^s$  和  $\sigma_{11}^s$  使得阴影分布支持从 0 到前景分布支持的上限, 剩下的初始参数值的获取与相应的用于背景的参数有关。显然, 所有的初始参数都必须满足 HMM 参数的随机约束:  $\sum_i \pi_i = 1, \sum_j a_{ij} = 1, \sum_i b_i(\nu) = 1$ 。从理论上分析, 运算过程的结果最后可以收敛, 得到 HMM 参数集。用 EM 算法进行图像分割使得每个  $M$  域达到一个最佳状态。但对于一个给定的观测序列来说, 用于一个最佳的状态序列的准则可以有多个, 对于运动目标分割这样实时性要求高的应用, 不可能采用一个准则去观测整个序列, 即由于现实中的数据不完备和时间限制, 在一定时间内要精确计算全局最大值几乎是不可能的, 只能做到局部最大。

### 3.3 HMM 参数估计

MAP(Maximum A Posterior)是一种 HMM 参数的估计算法。但是实际应用上, 由于识别速度慢, 算法难以收敛到全局最优。为了弥补这一弱点, 可以从用已经出现过的模型的线性关系预测未知模型:

$$\lambda_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j \quad (9)$$

其中  $\lambda$  为识别模型参数,  $i$  为训练模型中未出现过的模型编号,  $j$  为出现过的模型编号,  $a_{ij}$  为事先训练好的预测参数。在此基础上利用 Markov 随机场思想得:

$$\begin{aligned} \theta^* &= \arg \max_{\theta} P(\theta_i | S_i, \dots, S_0, \theta_{i-1}, \dots, \theta_0) = \\ & \arg \max_{\theta} P(\theta_i | S_i, S_{i-1}, \theta_{i-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

由 Bayes 条件概率公式得:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} P(S_i | \theta_i, S_{i-1}, \theta_{i-1}) P(\theta_i | S_{i-1}, \theta_{i-1}) \quad (11)$$

将 HMM 参数模型代入, 并通过 HMM 模型参数求偏导及求取最大值条件, 最终可以推得:

初始状态分布矩阵二的估计值为:

$$\bar{\pi} = P_i(S_i | x_i, \lambda) \quad (12)$$

均值产的估计值为:

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{i=1}^T P(S_i | x_i, \lambda) x_i}{\sum_{i=1}^T P(S_i | x_i, \lambda)} \quad (13)$$

协方差矢量  $C$  的估计值为:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^T P(S_i | x_i, \lambda) (x_i - \bar{\mu}_i)(x_i - \bar{\mu}_i)^i}{\sum_{i=1}^T P(S_i | x_i, \lambda)} \quad (14)$$

转移矩阵中的估计值为:

$$a_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^T P(S_i, S_{i+1} | x_i, \lambda)}{\sum_{i=1}^T P(S_i | x_i, \lambda)} \quad (15)$$

选择相应的初始化 HMM 参数非常重要。要使得初始化参数适当, 需要定义时间常数  $T_b, T_s, T_f$  作为持续时间。设  $\lambda_b, \lambda_s, \lambda_f$  为背景、阴影和前景的响时间开销, 则用于状态转换矩阵的合理初始参数集可选择为 $\pi$ :

$$A = \begin{pmatrix} 1 - \frac{1}{T_b} & \frac{1}{T_b} A_{sf} & \frac{1}{T_b} A_{sb} \\ \frac{1}{T_s} A_{sf} & 1 - \frac{1}{T_s} & \frac{1}{T_s} A_{sb} \\ \frac{1}{T_f} A_{sf} & \frac{1}{T_f} A_{sb} & 1 - \frac{1}{T_f} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$A_{ij} = \lambda_j / (\lambda_i + \lambda_j); \lambda_b + \lambda_s + \lambda_f = 1$ ; 初始的概率选择为:  $\pi = \{\lambda_b, \lambda_s, \lambda_f\}$ 。

### 3.4 基于 HMM 和最大似然的自适应区域分割算法

由于自适应区域分割具有计算代价小, 并且在区域合并中利用了图像各层次的统计模型, 所以具有很好的分割效果。但是自适应区域分割方法受初始网格分割影响大, 如果初始网格分割太小, 不利于最大统计判别; 初始网格分割大, 网格中含有边缘, 不利于最终的分割效果。在应用中初始分割很难决定。而 EM 算法虽然不受图像初始分割的影响, 决定初始分割方便, 但是算法达到最终收敛需要迭代的次数太多, 实时性并不好。因此, 提出的基于 EM 的自适应区域分割算法, 既利用了 EM 算法的优势, 又利用了自适应区域分割算法的优势, 先用 EM 算法进行很少的几次迭代运算对图像进行初始分割, 再利用获得的初始分割引导接下来的自适应区域分割, 在总的分割效果达到与 EM 接近的程度上, 运算时间却比 EM 算法减少了 30 倍左右。

基于 EM 的自适应分割算法的初始分割是针对前面 EM 分割算法的结果进行。由于此时分割的结果中, 前景目标、背景和阴影不可能完全无关, 所以, 每个分割的基础域或多或少地存在和其层次不同的相邻域, 如一个属于前景的基础域的邻域可能是属于阴影的基础域; 而属于阴影的基础域的邻域可能是属于背景的基础域。这样, 需要采用一定的准则进行自适应区域分割, 将属于同一层次的基础域进行合并, 而将不属于同一层次的域进行分割。不属于同一层次的域的分割利用了 Markov 状态转移概率估计。对于区域  $A(i, j)$  的状态为  $S_{A(i, j)}$ , 其邻域  $NA(i, j)$  的状态为  $S_{NA(i, j)}$ 。由于图像中点的所有可能状态

赋值的集合与图像分为区域的所有可能的集合是一一对应的,因此区域估计问题可以看成是点的状态估计问题 Markov 转移概率  $P(S_{A(i,j)}|S_{NA(i,j)})$  可以根据周围状态的模式决定。则域  $A(i,j)$  的联合概率为:

$$P_v(S_{A(i,j)} = \prod_{(n,m)} P_v(S_{A(i,j)}|S_{NA(i,j)})) \quad (17)$$

将图像 HMM 模型代入并求最大值:

$$\operatorname{argmax}\{\alpha_k\} = \operatorname{argmax}\{P_v(O_1, O_2, \dots, O_i, S_k(t)|\lambda)\} \quad (18)$$

则用式(19)估计状态:

$$\operatorname{argmax}\{P_v(O_1, O_2, \dots, O_i, S_k(t)|\lambda)\} P_v(S_{A(i,j)}|S_{NA(i,j)}) \quad (19)$$

用式(17)和式(18)可以完成状态估计。

### 3.5 HMM 观测的滤波处理

采用了能够选择滤波输出频率的小波多分辨率分解<sup>[6]</sup>。对于前景目标部分,高频带小波系数的方差比阴影部分  $S$  和背景部分  $B$  更大,用小波分解的低高频、高低频和高高频(LH, AIL 和 HHI)频带系数的方差作为第二观测计算,这样拉大阴影和目标能量之间的距离,实现较为理想的分割。

对垂直方向的高频分解算子  $\omega_v$  应用的预测算子  $\pi(x)(m, n) = \operatorname{stat}(N_{4D}(x(m, n)))$  进行分解;对水平方向和对角方向的高频分解算子  $\omega_h, \omega_d$  应用的  $\pi(x)(m, n) = \operatorname{stat}(N_{4C}(x(m, n)))$  预测算子进行分解。二维低频和高频分解算子为:

$$\psi^\uparrow(x)(m, n) = x(2m, 2n)$$

$$\omega^\uparrow(x)(m, n) = (\omega_v(x)(m, n), \omega_h(x)(m, n), \omega_d(x)(m, n))$$

$$\omega_v(x)(m, n) = x(2m+1, 2n+1) - \operatorname{stat}(N_{4D}(x(2m+1, 2n+1)))$$

$$\omega_h(x)(m, n) = x(2m, 2n+1) - \operatorname{stat}(N_{4C}(x(2m, 2n+1)))$$

$$\omega_d(x)(m, n) = x(2m+1, 2n) - \operatorname{stat}(N_{4C}(x(2m+1, 2n)))$$

二维低频和高频合成算子为:

$$\psi^\downarrow(x)(2m, 2n) = x(m, n)$$

$$\psi^\downarrow(x)(2m+1, 2n) = \psi^\downarrow(x)(2m, 2n+1) = \psi^\downarrow(x)(2m+1, 2n+1) = 0$$

$$\omega^\downarrow(x)(2m, 2n+1) = y_h(m, n) + \operatorname{stat}(N_{4C}(x(2m, 2n+1)))$$

$$\omega^\downarrow(x)(2m+1, 2n) = y_d(m, n) + \operatorname{stat}(N_{4C}(x(2m+1, 2n)))$$

其中  $\operatorname{stat}(x)$  为统计算子,  $x$  表示数足  $\{x_i\}_{1 \leq i \leq 4}$  此处构造的统计算子值为:

$$\operatorname{stat}(X) \begin{cases} \operatorname{median}(X), & \text{如果 } x_1, x_2, x_3, x_4 \text{ 互不相等} \\ \min(x_1, x_2, x_3, x_4), & \text{如果 } x_1, x_2, x_3, x_4 \text{ 有两对相等} \\ \text{取相等的值}, & \text{如果 } x_1, x_2, x_3, x_4 \text{ 仅有一对相等或} \\ & \text{至少有三个相等} \end{cases}$$

$X$  是图像中任意一点的像素。  $X$  的 4-邻域为  $x_{01}, x_{10}, x_{12}, x_{21}$ , 记为  $N_{4C}$ ;  $X$  的 4-对角邻域为  $x_{00}, x_{02}, x_{20}, x_{22}$ , 记为  $N_{4D}$ 。如图 3 所示。

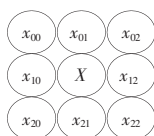


图3 像素  $x$  的邻域

## 4 实验及结果分析

实验中采用了 512x512 像素的运动汽车图像序列,图像采样为 30 f/s。待识别的运动汽车处于图像的前景。首先在前景和阴影之间的相关系数  $\alpha\beta=0$  情况下进行分割实验。实验过程和结果与参考文献[1-3]相比较进行。图 4 将该文分割方法的结果与它们的分割结果进行了比较,比较结果如表 1 所示。由表 1 可见,参考文献[3]的分割方法与该文分割方法效果相同,但是运算时间太长。总之,无论从最终分割结果和运算时间,该文的方法都是最理想的,能够达到在背景和阴影情况下实现分割的目的。



(a)原图 (b)该文方法 (c)参考文献 (d)参考文献 (e)参考文献  
献[1]方法 献[2]方法 献[3]方法

图4 该文方法与其他分割方法的比较图

表1 该文方法及与其他方法的比较表

比较	该文方法	参考文献[1]	参考文献[2]	参考文献[3]
总图像数目	500	500	500	500
平均运算时间/s	1.03	0.98	1.01	1.57
背景中有运动目标	能分割	颜色接近不能分割	颜色接近不能分割	能分割
阴影存在	能分割	不能分割	不能分割	能分割
无法分割的图像	11	21	18	12
分割率/(%)	97.8	95.8	96.4	97.6

### 参考文献:

- [1] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4—a real time system for detection and tracking people and their parts[C]//Proc 3rd Face and Gesture Recognition Conf, 1998:222-227.
- [2] Rowe S, Blake A. Statistical mosaics for tracking[J]. Image and Vision Computing, 1996, 14:549-564.
- [3] Toyama K, Krumm J, Brummit B, et al. Principles and practice of background maintenance[C]//Proc 7th Int'l Conf Computer Vision, 1999:255-261.
- [4] 金军. 基于子块的区域生长的彩色图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(1):82-83.
- [5] Kato D. An HMM-based segmentation method for traffic monitoring movies[J]. IEEE Trans PAMI, 2002, 24(9).
- [6] 李旭超, 朱善安, 朱胜利. 基于小波域层次 Markov 模型的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(2):308-314.