

一种新的基于吉布斯随机场的视频运动对象分割算法

刘龙¹ 韩崇昭² 刘丁¹ 梁盈富¹

摘要 与现有的视频运动对象分割算法不同, 本文提出一种新的基于吉布斯 (Gibbs) 随机场模型的视频运动对象的分割算法, 该算法将运动对象的运动场作为主分割信息, 空间像素值的一致性作为次要分割信息. 该算法首先对运动矢量场进行累加和滤波处理; 然后在 Gibbs 运动场模型的势能函数的定义中引入空间相关影响因子, 采用最大后验概率的方法进行分割; 最后细化运动对象边缘. 对多个视频序列的测试, 实验结果表明该算法比现有基于光流的分割算法更准确的分割运动对象.

关键词 分割, 运动对象, 吉布斯随机场
中图分类号 TN911.73

A New Video Moving Object Segmentation Algorithm Based on Gibbs Random Field

LIU Long¹ HAN Chong-Zhao² LIU Ding¹ LIANG Ying-Fu¹

Abstract In the proposed algorithm, different from other video object segmentation algorithms, the motion vector field is mainly analyzed for segmentation and the spacial relativity is assistant information for segmentation. Firstly, the motion vectors are processed by accumulation and median filter. Secondly, the spacial relativity variable is defined in potential function and maximum a posteriori probability (MAP) is used to segment video moving object. Lastly, the edge of video moving object is made more exactly. The experimental results for different video sequences show the proposed algorithm has a better veracity of segmentation compared to other algorithms.

Key words Segmentation, moving object, Gibbs random field

1 引言

近些年来, 视频对象的分割技术成为较活跃的研究领域. 视频对象的分割是指对视频序列按一定的标准分割成区域, 目的是为了从视频序列中分离出一定有意义的实体, 这种有意义的实体在数字视频中成为视频对象. 视频对象分割在很多领域中都有非常重要的作用. 在视频编码中, 基于内容和利用人眼视觉特性的第二代编码技术已经提出, 提取视频对象可以极大地提高压缩效率, 并为存储和传输提供便利. 在互联网领域的 Web 技术中, 需要提取视频对象, 以对静止或动态场景进行查询和交互. 另外视频对象分割在模式识别、计算机视觉、视频检

索领域也得到广泛的应用.

视频运动对象的分割算法是要对视频场景中的运动对象进行分割提取, 每个视频对象所包含的时空信息有三种, 即纹理信息, 颜色信息和运动信息. 分割算法主要是依据时空信息进行分割的. 分割质量的好坏取决于如何对时空信息进行有效的分析, 提取精确的对象模板. 由于运动对象的本质特征集中在其运动特点上, 所以根据运动信息进行分割是很自然的事情. 基于运动信息的分割算法是指利用相邻帧运动信息对不同的区域进行聚类, 算法大致可以分为两类: 基于帧间差异的分割算法和基于光流的分割算法. 基于帧间差异的分割算法^[1~4]实时性较好, 但一般只是针对局部运动场景下的运动对象, 对于全局运动的场景中的运动对象分割该类型的算法无能为力. 基于光流法的分割算法主要是通过光流法得到的运动矢量场进行聚类达到分割的目的, 其基本原理可以总结如下: 假设有 K 组参数矢量, 这里, 每一个组定义成在每一个像素对应的一个流量矢量. 由映射参数定义的流量矢量称为基于模型的流量矢量. 分割过程指的是把每一个像素对应的参数矢量分配到最接近的一组矢量. 然而在实际分割过程中, 个数 K 和每一组的映射参数是未知的. 假设赋予 K 一个特定的值, 可以在最小二次方判定中确定每一组的映射参数. Adiv 的改进的哈夫曼变换法^[5], Wang 和 Adelson 的改进的 K-Means

收稿日期 2005-6-17 收修改稿日期 2006-6-30
Received June 17, 2005; in revised form June 30, 2006
陕西省自然科学基金 (2005F15), 教育部科学技术研究项目 (204181), 西安理工大学引进人才启动基金 (105-210603), 西安理工大学科学研究计划 B 类基金项目 (105-210616) 资助
Supported by Shaanxi Natural Science Foundation of P. R. China (2005F15), Research Project of Ministry of Education of P. R. China (204181), Ph. D. Research Project of Xi'an University (105-210603), Science Research Project B of Xi'an University of Technology (105-210616)
1. 西安理工大学信息与控制工程研究中心 西安 710048 2. 西安交通大学综合自动化研究所 西安 710049
1. Research Center of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048 2. Institute of Integrated Automation, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049
DOI: 10.1360/aas-007-0608

法^[6] 以及 Murray 和 Buxton 的 MAP (Maximum a posteriori probability) 法^[7] 都归结为这个方法的变形. 由于当非刚性运动对象存在局部区域静止时, 运动场不能准确描述运动对象区域的运动, 使得该分割算法的准确程度不够高.

由于单纯依靠运动信息进行分割存在上述缺点, 所以另外一类算法将运动信息和空间信息结合起来进行分割, 如文献 [8~12]. 该种算法的本质是一种多特征聚类的分割算法, 该算法首先采用 K-means 聚类算法对像素的亮度, 色度和运动信息进行聚类, 把图像分割成连续具有一致特征的多个区域; 然后在二值化的边缘图像中找到不属于运动区域的边缘像素的位置, 并采用形态学算子进行腐蚀运算得到二值化区域模板; 最后对于得到的两种模板进行区域匹配判断, 得到最终分割结果. 采用多种特征进行聚类, 实质是将运动的一致性和空间的一致性结合起来进行分割, 但在有些情况下运动一致性与空间一致性难以相匹配, 导致分割存在误差.

本文认为在对运动对象进行分割时需要结合空间信息, 但由于空间信息不能描述运动的本质特性, 因此空间信息只能作为分割的补充信息, 不能与运动信息起到同等重要的作用. 因此本文对于运动对象的分割主要依靠运动一致性进行分割, 依靠空间一致性消除由于运动对象局部静止而造成的分割误差. 本文提出一种新的基于吉布斯 (Gibbs) 随机场的运动对象分割算法. 该算法主要对矢量运动场进行分析, 考虑到空间区域一致性作为对分割误差的修正因素, 在吉布斯运动场模型的势能函数的定义中引入空间相关影响因子, 从而得到更准确的分割结果. 考虑到运动场存在的噪声问题和运动块的影响, 该算法对运动矢量场还进行了累加和滤波处理, 并对分割后的运动对象区域进行边缘细化.

本文的第 2 部分介绍运动矢量场的处理, 第 3 部分介绍本文提出的运动对象分割算法, 第 4 部分为试验结果, 第 5 部分给出了本文的结论.

2 Gibbs 随机场运动场模型

Gibbs 分布首先是在点阵 A 上引用邻域系概念. 假设 N_x 代表 A 上点 x 的一个邻域, 那么它具有下列性质:

- 1) $x \notin N_x$, 并且
 - 2) 对于 A 上所有的点 x_i 和 x_j , $x_i \in N_{x_j} \iff x_j \in N_{x_i}$.
- 总之, 点 x 不属于它自己的相邻点集合, 如果 x_i 是 x_j 的相邻点, 那么 x_j 必是 x_i 的相邻点, 反之亦然. 那么 A 上的邻域系 N , 可以定义成: $N =$

$\{N_x, x \in A\}$, 即所有的点的邻域集合.

对于一邻域系 N 和与之对应的阈值集 C 来说, Gibbs 分布可以定义如下: 对于离散的随机场

$$p(\mathbf{z}) = \frac{1}{Q} \sum_{\omega \in \Omega} \exp\{-U(\mathbf{z})\} \delta(\mathbf{z} - \omega) \quad (1)$$

其中 Ω 表示 \mathbf{z} 的离散采样空间, Q 是标准化函数, 可以由下式给出

$$Q = \sum_{\omega \in \Omega} \exp\{-U(\omega)\} \quad (2)$$

$U(Z)$ 是势能函数, 它可被表示成

$$U(Z) = \sum_{c \in C_I} V_c(Z) \quad (3)$$

$V_c(z)$ 称为基因势能, 它的值只依赖于 $Z(X) : X \in C$. Gibbs 分布是一种指数分布, 它把高斯分布作为一种特殊情况包括在内.

由式 (2) 可见 Gibbs 场分布的概率是一个联合概率分布. 所有可能的状态都具有非零的概率, 且每个特定点 X 的局部条件概率仅仅依赖于该点的邻域内的随机场的值. $U(Z)$ 的值越小, 则随机场处于状态 Z 的概率就越大.

3 基于 Gibbs 随机场的运动对象分割算法

本文以运动信息作为主分割信息, 空间信息作为分割的修补信息提出一种基于 Gibbs 随机场的运动对象分割算法. 这里, 运动信息是指运动矢量场, 空间信息指像素值之间的相关性. 在吉布斯模型的基础上考虑空间相关的影响因素定义损耗函数, 采用最大后验概率和模拟退火的方法对运动对象进行有效的分割. 本文提出的分割算法分为三个阶段, 如图 1 所示.

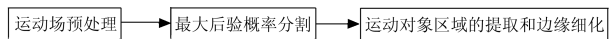


图 1 分割流程

Fig. 1 The flow of segmentation

3.1 运动矢量场预处理

运动矢量场反映了视频场景中的运动变化信息. 视频对象运动往往有不同的速度和方向, 对运动矢量进行聚类能有效地区分视频场景中不同的运动区域, 从而达到分割运动对象的目的. 本文采用光流法

得到运动矢量场. 基于光流法的运动估计是根据光流约束方程进行估算的, 设图像在像素 $r = (x, y)^T$ 处, t 时刻的强度记为 $I(r, t)$, 光流方程 (Optical flow equation, OFE) 或光流约束方程^[13] 定义如下

$$\boldsymbol{\nu} \cdot \nabla I(r, t) + \frac{\alpha I(r, t)}{\alpha t} = 0 \quad (4)$$

其中 $\boldsymbol{\nu} = (v_x, v_y)^T = \frac{d}{dt}$. 在文献 [13] 中, Horn 和 Schunck 给出了式 (4) 在光滑性约束条件下的一个求解方法. 增加不同的约束条件可得到不同的求解算法.

由于光流法估计的运动矢量场存在一定不准确性, 为了提取真正反映视频对象运动的矢量就需要将前后几帧的运动矢量叠加和滤波处理. 每个宏块的运动矢量累加如下所述: 设当前 I 帧为第 n 帧, 宏块的中心坐标为 (k, l) , 与之对应的运动矢量表示为 $(v_x^{k,l}(n), v_y^{k,l}(n))$, 与前后 I 帧的运动矢量累加按公式 (5) 计算

$$(v_x^{k,l}, v_y^{k,l}) = \sum_{i=n-c}^{n+c} (v_x^{k,l}(i), v_y^{k,l}(i)) \quad (5)$$

本文用前后 I 帧和当前 I 帧运动矢量累加结果代替当前 I 帧的运动矢量, 如图 2 所示.

本文对累加后的运动矢量进行中值滤波处理得到真正反映视频对象运动的运动矢量. 运动矢量中值滤波过程如下: 对于每一个非零运动矢量, 用相邻的运动矢量中值代替其值. 运动矢量通过累加和中值滤波可以得到用于当前 I 帧视频分割的稠密运动矢量场, 如图 3 所示.

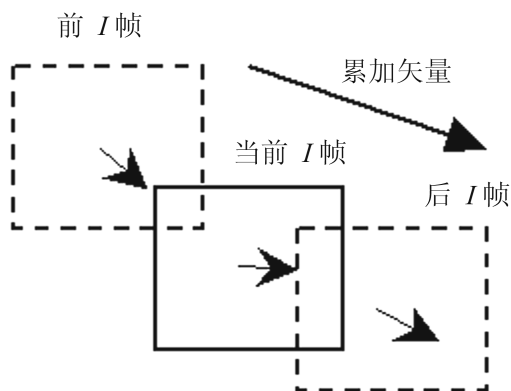
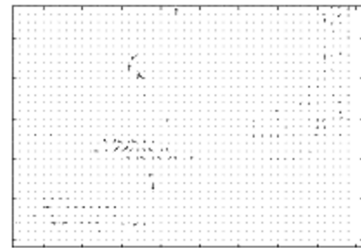


图 2 运动矢量累加

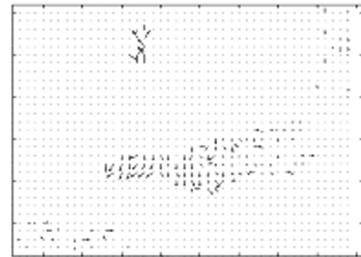
Fig. 2 Motion vectors accumulation



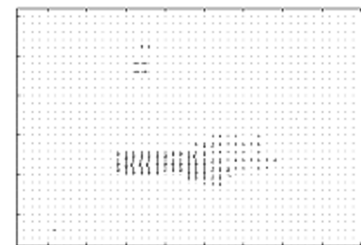
(a) “Tennis” 序列的第 15 帧原始图像 (15th frame of “Tennis” video)



(b) “Tennis” 序列的第 15 帧的运动矢量场 (Motion vector field of 15th frame of “Tennis” video)



(c) 经过矢量累加后的“Tennis”第 15 帧的运动矢量场 (Motion vector accumulation of 15th frame of “Tennis” video)



(d) 经过矢量累加, 中值滤波后的“Tennis”第 15 帧运动矢量场 (Accumulation and median filter of 15th frame of “Tennis” video)

图 3 运动矢量场的累加和中值滤波

Fig. 3 Accumulation and median filter of motion vectors

3.2 基于 Gibbs 随机场的分割算法

基于 Gibbs 场的图像分割主要是定义不同的势能函数, 对于不同的问题势能函数的定义是不同的, 最后采用全局最优化的算法求势能函数的最小值, 确定概率最大的随机场的状态. 由于本文的分割算法针对视频场景中的运动对象, 因此采用运动信息作为主要分割信息, 空间像素灰度值的一致性作为分割修补信息, 根据这个原则在基团势能中引入空间像素灰度值的一致性的影响因子, 并求解最大概率标记, 从而达到精确分割的目的.

令 \mathbf{z} 代表每一个像素点分割标记 $\mathbf{z}(x)$. 利用贝叶斯定理, 给定运动矢量 (v_x, v_y) 的条件下, 分割标记场的后验概率密度函数 (PDF) $p(\mathbf{z}|v_x, v_y)$ 可表示为

$$p(\mathbf{z}|v_x, v_y) = \frac{p(v_x, v_y|\mathbf{z})p(\mathbf{z})}{p(v_x, v_y)} \quad (6)$$

其中 $p(v_x, v_y|\mathbf{z})$ 是给定分割标记运动矢量的条件 PDF, $p(\mathbf{z})$ 是矢量的先验概率. 显而易见: 1) \mathbf{z} 是有限采样空间 Ω 的离散值随机矢量; 2) $p(v_x, v_y)$ 相对于分割标记是常量, 因此对分割来说可以忽略. 那么, MAP 估算在分割场 $\mathbf{z} = \omega$, $\omega \in \Omega$ 的所有可能中求 (6) 的分子的最大值.

条件概率 $p(v_1, v_2|\mathbf{z})$ 是分段二次流模型与估算的光流场 v_1 和 v_2 拟合程度的测量尺度. 假设用零均值和方差为 σ^2 的高斯白噪声模拟被观察的流量 $v(x)$ 和合成的流量

$$\begin{aligned} \tilde{v}_1 &= a_1x_1 + a_2x_2 - a_3 + a_7x_1^2 + a_8x_1x_2 \\ \tilde{v}_2 &= a_4x_1 + a_5x_2 - a_6 + a_7x_1x_2 + a_8x_2^2 \end{aligned} \quad (7)$$

之间的误差, 给定分割标记的光流场的条件概率函数可被表示成

$$p(v_1, v_2|\mathbf{z}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{M/2}} \exp\left\{-\sum_{i=1}^M \eta^2(x_i)/2\sigma^2\right\} \quad (8)$$

其中 M 是在位置 x_i 上可使用的流矢量个数, 且

$$\eta^2(x_i) = (v_1(x_i) - \tilde{v}_1(x_i))^2 + (v_2(x_i) - \tilde{v}_2(x_i))^2 \quad (9)$$

则是从二次流模型预测的实际流矢量的均方差. 假设二次流模型近乎是正确的, 那么这个偏差是由于分割误差和观察噪声引起的.

用 Gibbs 分布作为先验得模型, 如公式 (1). 定义势能函数如下

$$U(Z) = \sum_{c \in c_I} V_c(Z) = \sum_{(i,j) \in I} \omega_{ij} \quad (10)$$

其中, ω_{ij} 为坐标位置 (i, j) 处像素的势能, ω_{ij} 定义为

$$\omega_{ij} = \sum_{(m,n) \in N_{ij}} V_{ij}(m, n) \quad (11)$$

其中, N_{ij} 是像素 (i, j) 的 3 阶邻域. 为了体现空间像素灰度值相关性对分割修补作用, 定义 $v_{ij}(m, n)$ 为

$$V_{ij}(m, n) = V(i, j, m, n) + \delta(i, j, m, n) \quad (12)$$

$$V(i, j, m, n) = \begin{cases} 1, & |v_{i,j} - v_{m,n}| < \alpha \\ 0, & |v_{i,j} - v_{m,n}| > \alpha \end{cases} \quad (13a)$$

$$V(i, j, m, n) = \begin{cases} 1, & |v_{i,j} - v_{m,n}| < \alpha \\ 0, & |v_{i,j} - v_{m,n}| > \alpha \end{cases} \quad (13b)$$

$$V(i, j, m, n) =$$

$$\begin{cases} 1, & |v_{i,j} - v_{m,n}| < \alpha \\ 1, & |v_{i,j} - v_{m,n}| > \alpha, \text{ 且 } I(i, j) = I(m, n) \\ 0, & |v_{i,j} - v_{m,n}| > \alpha, \text{ 且 } I(i, j) \neq I(m, n) \end{cases} \quad (14a)$$

$$\begin{cases} 1, & |v_{i,j} - v_{m,n}| < \alpha \\ 0, & |v_{i,j} - v_{m,n}| > \alpha, \text{ 且 } I(i, j) \neq I(m, n) \end{cases} \quad (14b)$$

其中, V 体现了运动信息对势能函数的影响; δ 称为空间影响因子, 体现了在运动信息的约束下空间信息对势能函数的影响; $|v_{i,j} - v_{m,n}|$ 表现了像素间的运动程度的一致性.

将式 (1) 和 (8) 代入准则 (6), 同时取结果表达式的对数, 通过使耗损函数达到最小来实现使后验概率分布达到最大

$$E = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^M \eta^2(x_i) + U(\omega) \quad (15)$$

式 (15) 第 1 项描述预测的数据与实际的光流规范拟合程度, 第 2 项用于衡量有多少分割符合我们的现验期望值.

算法过程如下所述: 因为预先并不知道对应于每一个标记的模型参数的先验概率, 最大后验概率 MAP 分割是在模型参数估算和分割标记指定之间交错执行, 以便依据于模拟退火 (SA) 过程来达到优化耗损函数 (15) 的目的. 给出流矢量场 v 和独立的运动 K 个数, MAP 分割算法可以归纳如下:

1) 从光流矢量初始标记 \mathbf{z} 入手. 用最小二次方拟合计算每一个区域的映射参数 $\mathbf{a} = [a_1 \dots a_8]^T$, 设置 SA 的初始温度.

2) 按照预定的约定扫描像素位置. 在每一个位置 x_i :

a) 给标记 $z_i = z(x_i)$ 加随机干扰.

b) 确定是接受还是排除这个干扰, 基于耗损函数中的变化 ΔE

$$\Delta E = \frac{1}{2\sigma^2} \Delta \eta^2(x_i) + \sum_{x_j \in N_{x_i}} \Delta V_c(z) \quad (16)$$

其中 N_{x_i} 代表位置 x_i 的邻域.

3) 在所有的像素位置都被访问过一次后, 在最小二次方判定中依据新的分割标记的配置, 重新估算每一个区域的映射参数.

如果满足中断准则就退出. 否则, 按照温度准则降低温度, 转回到 2).

3.3 运动对象边缘的细化

本文将采用贝叶斯法对边界块区域进行边缘细化. 在运动场景中, 背景一般与运动对象有明显的区别, 因此可以认为背景的像素值满足两个条件: 1) 背景区域的像素值分布为均匀分布并且分布广泛; 2) 对象区域内的像素值分布为正态分布, 并且分布范围较集中.

对每个边缘块的像素值进行分类, 去除背景像素. 贝叶斯校分类过程如下

$$R_0(X) = C_{00} \cdot \rho(\omega_0/X) + C_{10} \cdot \rho(\omega_1/X) \quad (17)$$

$$R_1(X) = C_{01} \cdot \rho(\omega_0/X) + C_{11} \cdot \rho(\omega_1/X) \quad (18)$$

$$R_0(X) < R_1(X) \implies X \in \omega_0 \quad (19)$$

$$R_0(X) > R_1(X) \implies X \in \omega_1 \quad (20)$$

其中 ω_0 和 ω_1 分别代表对象区域和背景区域. $\rho(\omega_i/X)$ 代表先验概率, 即在给定像素值 X 的情况下是 ω_i 的概率. C_{00} 和 C_{11} 是正确分类的代价权值, C_{01} 和 C_{10} 是错误分类的代价权值. 公式 (21) 是贝叶斯公式, $\rho(X/\omega_i)$ 代表条件背景块或对象块的概率密度函数.

$$\rho(\omega_i/X) = \frac{\rho(X/\omega_i) \cdot \rho(\omega_i)}{\rho(X)} \quad (21)$$

利用贝叶斯公式, 代入公式 (19) 和 (20), 则可以得到公式 (22) 和 (23)

$$\rho(X/\omega_0) > \tau \implies X \in \omega_0 \quad (22)$$

$$\rho(X/\omega_0) < \tau \implies X \in \omega_1 \quad (23)$$

其中

$$\tau = \frac{C_{10} - C_{11}}{C_{01} - C_{00}} \cdot \frac{\rho(\omega_1)}{\rho(\omega_0)} \cdot \rho(X/\omega_1) \quad (24)$$

$\frac{C_{10}-C_{11}}{C_{01}-C_{00}}$ 是个可以调节的值; $\frac{\rho(\omega_1)}{\rho(\omega_0)}$ 可以被认为是个固定值; 由于运动对象像素值通常在很小的范围内, 所以背景的像素值分布可以认为是均匀分布, 因此 $\rho(X/\omega_1)$ 可以近似认为是个常数.

4 试验结果

本节将针对本文提出的算法性能作测试并与文献 [12] 的算法作比较. 实验选取序列 “Hall Montior” (CIF)、 “Foreman” (CIF) 和 “Tennis” (CIF) 进行测试. 实验中阈值取 0.5. 实验环境参数为 Petium IV 1.4GHz (256 MB RAM). 实验平台选择 Matlab 6.5 仿真平台. 将文献 [12] 的算法记作算法 1, 本文的算法记作算法 2. 图 4~6(a) 分别为 “Hall Montior” (CIF) 序列的第 42 帧、 “Foreman” (CIF) 序列的第 17 帧和 “Tennis” (CIF) 序列的第 15 帧; 图 4~6 (b) 分别为算法 1 对上述三种视频序列的分割结果; 图 4~6(c) 分别为算法 2 对上述三种视频序列的分割结果. 通过两种算法的比较, 可以看出本文的算法具有更精确的分割效果.

从图 4~6 可以看出由于算法 1 中空间信息与运动信息以同样的地位进行聚类分割, 因此其分割的准确性不够高. 在背景和运动对象空间一致性较强的区域存在将背景区域纳入运动对象分割的区域的现象; 而在局部静止区域, 不能运动对象区域不能被完整的分割. 本文的算法首先通过运动信息进行分割, 所以首先保证了大部分的运动区域包括在分割区域中, 由于在 Gibbs 全局势能函数引入空间影响因子, 因此算法能够对存在局部静止区域进行修补, 使其纳入分割区域, 从而使分割准确性得到提高.

5 结论

本文提出了一种新的基于吉布斯随机场的视频运动对象分割算法. 与其它分割算法不同的是该算法将运动信息作为主要分割信息, 空间信息作为分割补充信息. 该算法首先对运动矢量场进行了预处理, 然在吉布斯运动场模型的势能函数的定义中引入空间相关影响因子进行分割, 最后去除背景区域并细化运动对象边缘. 实验结果表明本文提出的算法性能比其它算法相比有明显提高.



(a) “Hall Montior” 42 帧的原始图 (42th frame of “Hall Motior” video)



(b) 算法 1 的分割结果 (Segmentation of the first algorithm)



(c) 算法 2 的分割结果 (Segmentation of the second algorithm)

图 4 “Hall Montior” 42 帧的分割结果

Fig. 4 Segmetation of 42th frame of “Hall Motior” video



(a) “Foreman” 17 帧的原始图 (17th frame of “Foreman” video)



(b) 算法 1 的分割结果 (Segmentation of the first algorithm)



(c) 算法 2 的分割结果 (Segmentation of the second algorithm)

图 5 “Foreman” 17 帧的分割结果

Fig. 5 Segmetation of 17th frame of “Foreman” video



(a) “Tennis” 15 帧的原始图 (15th frame of “Tennis” video)



(b) 算法 1 的分割结果 (Segmentation of the first algorithm)



(c) 算法 2 的分割结果 (Segmentation of the second algorithm)

图 6 “Tennis” 15 帧的分割结果

Fig. 6 Segmentation of 15th frame of “Tennis” video

References

- 1 Mech R, Wollborn M. Automatic segmentation of moving objects (partial results of core experiment N2). ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG98/m3187, 1998
- 2 Mech R, Wollborn M. A noise robust method for 2D shape estimation of moving objects in video sequences considering a moving camera. *Signal Processing*, 1998, **66**(2): 203~217
- 3 Kim M, Choi J G, Lee M H. Performance analysis of an ETRI's global motion compensation and scene cut detection algorithms for automatic segmentation. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG97/m2387, 1997
- 4 Hang K, Hwang J N. Fast and automatic video object segmentation and tracking for content-based applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2002, **12**(2): 122~129
- 5 Adiv G. Determining three-dimensional motion and structure from optical flow generated by several moving objects. *IEEE Transactions on Analysis and Machine Intelligence*, 1985, **7**(3): 384~401
- 6 Wang J Y A, Adelson E. Representing moving images with layers. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, **3**(5): 625~638
- 7 Murray D W, Buxton B F. Scene segmentation from visual motion using global optimization. *IEEE Transactions on Analysis and Machine Intelligence*, 1987, **9**(2): 220~228
- 8 Hotter M, Thoma R. Image segmentation based on object oriented mapping parameter estimation. *Signal Processing*, 1988, **15**(3): 315~334
- 9 Musmann H G, Hotter M, Ostermann J. Object-oriented analysis-synthesis coding of moving images. *Signal Processing: Image Communication*, 1989, **1**(2): 117~138
- 10 Diehl N. Object-oriented motion estimation and segmentation in image sequences. *Signal Processing: Image Communication*, 1991, **3**(1): 23~56
- 11 Choi J G, Lee S W, Kim S D. Spatio-temporal video segmentation using a joint similarity measure. *IEEE Transactions on Circuits Systems Video Technology*, 2002, **7**(2): 279~286
- 12 Wei W, King N N, Nariman H. Multiple feature clustering algorithm for automatic video object segmentation. *Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '04)*, 2004, **3**: 17~21
- 13 Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, **17**: 185~203



刘龙 博士, 西安理工大学信息与控制工程研究中心讲师. 主要研究方向为视频处理. 本文通信作者.

E-mail: liulong@xaut.edu.cn

(LIU Long Ph.D., lecturer in Research Center of Automation and Information Engineering at Xi'an University of Technology. His research interest is

video processing. Corresponding author of this paper.)



韩崇昭 西安交通大学综合自动化研究所教授. 主要研究方向为信息融合和控制理论.

E-mail: czhan@mail.xjtu.edu.cn

(HAN Chong-Zhao Professor in Institute of Integrated Automation at Xi'an Jiaotong University. His research interest covers information fusion and

control theory.)



刘丁 博士, 西安理工大学信息与控制工程研究中心教授. 主要研究方向为自动控制理论和人工智能.

E-mail: liud@xaut.edu.cn

(LIU Ding Ph.D., professor in Research Center of Automation and Information Engineering at Xi'an University of Technology. His research interest

covers automatic control theory and artificial intelligence.)



梁盈富 西安理工大学信息与控制工程研究中心硕士研究生, 主要研究方向为图像处理.

E-mail: lyfkz0412@yahoo.com.cn

(LIANG Ying-Fu Master student in Research Center of Automation and Information Engineering at Xi'an University of Technology. His research interest is image processing.)