

一种鲁棒视频抠图算法*

李 闻¹, 韩国强², 顾艳春³, 张潇元², 张盛凯²

(1. 中国烟草总公司 广东省公司, 广州 510610; 2. 华南理工大学 计算机科学与工程学院, 广州 510641; 3. 佛山科学技术学院 信息与教育技术中心, 广东 佛山 528000)

摘要: 基于鲁棒抠图算法提出了一种鲁棒视频抠图算法。新算法给出了一种基于少量手工标记的 Strokes 生成 Trimap 的方法, 为视频帧半自动生成较为粗糙的 Trimap 划分, 同时结合标记传递策略大大减少视频抠图过程中的手工标记操作。理论分析和实验结果证明鲁棒视频抠图算法能够获得较优的视频抠图结果。

关键词: 抠图; 视频抠图; 随机行走

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)01-0358-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.01.107

Robust video matting algorithm

LI Wen¹, HAN Guo-qiang², GU Yan-chun³, ZHANG Xiao-yuan², ZHANG Sheng-kai²

(1. CNTC Guangdong Tobacco Corporation, Guangzhou 510610, China; 2. School of Computer Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 3. Information & Educational Technology Center, Foshan University, Foshan Guangdong 528000, China)

Abstract: Proposed a robust video matting algorithm that extends robust matting to video processing. This algorithm introduced a Strokes-based Trimap generating method and a user-mark propagation strategy to reduce the laborious manual work in video matting. Theoretical analysis and experimental results show that robust video matting can achieve effective video matting results.

Key words: image matting; video matting; random walks

静态图像抠图指的是通过对给定静态图像 $C(p)$ 中的每一像素点 p 进行前景色 $F(p)$ 、背景色 $B(p)$ 以及透明度 $\alpha(p) \in [0, 1]$ 的估计, 从而将图像中的前景物体提取出来。形式上可以定义为

$$C(p) = \alpha(p)F(p) + (1 - \alpha(p))B(p) \quad (1)$$

由于未知量过多, 静态图像抠图问题为不适定问题, 需要添加额外的约束条件方可求解。目前的静态图像抠图算法均采用添加手工标记的方式来增加约束条件。常用的标记方式有 Trimap^[1] 和 Strokes^[2] 两种。

视频是由具有时空相关性的一组静态图像形成的序列(流)。视频抠图是将一段视频中的图像序列以较高的精度区分为前景序列、背景序列和透明度序列。显然, 视频抠图可以看做是静态图像抠图在视频上的扩展。目前多数视频抠图算法均是较成熟的静态图像抠图算法扩展至视频抠图, 如 Chuang 等人^[3] 基于 Bayesian Matting 提出的贝叶斯视频抠图框架^[4], Wang 等人^[2] 基于 Iterative Matting 扩展得出的迭代视频抠图算法等。由于视频中往往包含大量图像帧, 如果需对每一帧图像进行手工标记, 则工作量过于巨大。目前的视频抠图算法通常采用标记关键帧, 通过标记传播策略将关键帧上的标记传递到其他帧上, 再对各帧图像分别进行抠图。显然, 现有视频抠图算法的抠图效果和速度直接依赖于所采用的标记传播策略以及静态图像抠图算法的性能。总的来说, 现有视频抠图

算法存在三个主要问题: a) 由于传播策略及静态抠图算法本身的缺陷, 使得视频帧中某些局部区域抠图效果不理想; b) 由于静态图像抠图算法处理速度较慢, 导致视频抠图速度不理想; c) 手工操作仍然较繁重。

1 鲁棒视频抠图算法

将鲁棒抠图算法^[5] 扩展至视频抠图, 主要针对视频抠图中现存的问题进行考虑, 即提高抠图质量与抠图速度并且减少手工标记的工作量。

1.1 鲁棒抠图的优势

除添加手工标记以外, 现有静态图像抠图算法通常还利用图像中相邻像素间的相关性对抠图问题进行简化。根据其利用像素间相关性的方式, 大体可以分为基于采样的抠图算法^[1-3] 和基于模型的抠图算法^[6,7] 两类。前者认为待求点的前景色和背景色能够显式地通过从图像中选取的前景和背景样本进行估计, 进而求解出其透明度值。后者并不显式地估计待求点的前景和背景色, 而是假设图像的前景色和背景色符合某种低阶数学模型(如局部平滑模型), 从而将前景色和背景色未知量从求解过程中消去, 使抠图问题适定。然而以往的两类静态抠图算法均存在缺陷。

由图 1(a) 容易看出, p_i 离前背景样本连线较近, 较符合式

收稿日期: 2009-04-16; 修回日期: 2009-07-08 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60573019); 广东省自然科学基金资助项目(05103541)

作者简介: 李闻(1981-), 男, 江西萍乡人, 博士, 主要研究方向为多媒体技术与软件工程(justin.liwen@gmail.com); 韩国强(1962-), 男, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为多媒体数据压缩与图像重建; 顾艳春(1981-), 男, 讲师, 硕士, 主要研究方向为多媒体技术及应用; 张潇元(1977-), 女, 博士, 主要研究方向为数字图像处理、信息安全; 张盛凯(1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为多媒体技术与应用。

(1) 的颜色线性组合模型,因此对于 p_i , 各前景样本和背景样本较优;而 p_j 远离前背景样本连线,不太符合式(1)的线性模型,即 p_j 不太可能由该前景样本颜色与背景样本颜色线性合成,因此选取的前背景样本并不适用于对 p_j 进行估计。然而以往基于采样的抠图算法均忽视此区别,强行使用该前一背景样本进行透明度值的估计,使得求解结果带有较大误差。另一方面,如图 1(b) 所示,从复杂自然图像前景和背景区域中选取的大量样本中往往只有少数为有效样本,而以往基于采样的抠图算法均无差别地对待各样本,导致透明度估计失实。此外,对于复杂图像,由于其通常包含纹理或不连续性颜色分布,使得其像素点颜色分布往往不满足平滑分布模型等低阶数学模型,基于模型的抠图算法亦会产生抠图瑕疵。

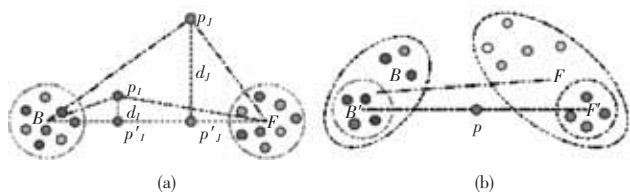


图 1 以往抠图算法产生误估计的两种情况

鲁棒抠图算法本质上是一种基于采样的抠图算法。为了规避以往两类抠图算法的不足,鲁棒抠图算法提出了一种样本评估机制对样本的优劣进行筛选,主要依据以下两条规则(对于待求点 p , 设 F^i 为 p 点的第 i 个前景样本点, B^j 为第 j 个背景样本点):

- a) 在颜色空间中,如果点 p 与直线 $F^i B^j$ 之间的距离越近,则点 F^i 和 B^j 越有可能是 p 较优的前背景样本对;
- b) 在颜色空间中,如果点 p 离点 F^i 或点 B^j 的距离越近,点 p 越有可能是未标记的前景点或背景点,并且期望待求点尽可能为纯前景点或背景点。因此倾向于选择在颜色空间中距离 p 点较近的 F^i 和 B^j 为前背景样本对。

由此可见,与以往基于采样的抠图算法相比,鲁棒抠图算法能够更加合理地选取颜色样本对待求点进行估计,并且比基于模型的抠图算法更加适合处理复杂图像。此外鲁棒抠图算法无须迭代求解透明度分布,因而运行速度较快。文献[5]将鲁棒抠图算法与多种静态图像抠图算法(包括 Bayesian Matting 和 Iterative Matting 等)进行了实验比较,证明了鲁棒抠图算法在抠图精度和抠图速度上均优于以往多种静态图像抠图算法。

1.2 基于 Strokes 的 Trimap 生成

现有静态图像抠图算法均需对给定图像添加手工标记以增加抠图问题的额外约束。常用的标记方式有 Trimap 和 Strokes 两种(图 2)。Trimap 是对给定图像的一种粗略划分,如图 2(b) 所示,即将给定图像划分为前景、背景和待求未知区域;Strokes 则采用涂鸦的方式在图像上随意标记前景和背景区域,剩余未标记部分则为待求的未知区域,如图 2(c) 所示。

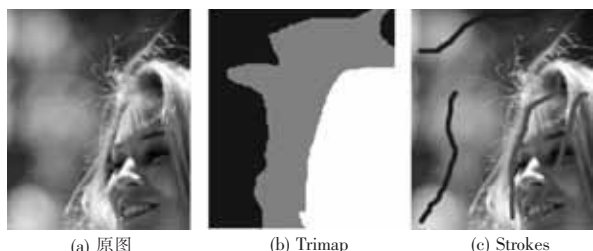


图 2 两种主要手工标记

鲁棒抠图算法是一种基于 Trimap 的静态图像抠图算法。由于划分高质量 Trimap 的手工操作较为繁杂,对于大量视频

帧的标记尤为如此,而 Strokes 标记则较为简便。本文提出了一种由手工标记的少量 Strokes 生成 Trimap 的方法。通过此方法,使用者只需采用前景和背景画刷在图像上标记少量前景和背景 Strokes 即可生成图像的较为粗糙的 Trimap 划分,进而采用鲁棒抠图算法进行抠图求解。

基于 Strokes 生成 Trimap 的基本思想是:将 Trimap 的划分问题等价于对图形节点的软标记问题,即把原始图像看做由各像素及其四邻域组成的图形,如图 3 所示,使用者添加的 Strokes 确定了图形上一些节点的标记(前景 Strokes 中节点标记为 1,背景 Strokes 中节点为 0);根据手工添加的标记以及图像中像素的颜色信息,采用 Random Walks 算法^[8]估算出未标记区域像素点的软标记 $l(l \in [0, 1])$,该软标记表明了未标记区域的节点受到已标记节点影响的概率。最后对各节点的软标记采用阈值分割来确定 Trimap 的前景区域、背景区域及未知区域。

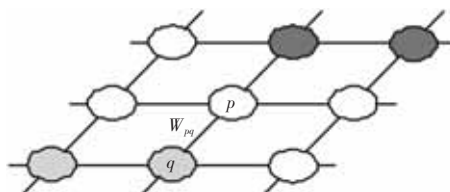


图 3 与 Trimap 生成对应的图形节点软标记问题

由文献[8]可知,采用 Random Walks 求解图形软标记问题,关键在于构建图形中相邻节点间边的权值。该权值设定会直接影响图形节点标记的求解结果。文献[7]基于自然图像中像素邻域间的颜色分布差异,给出了一种较为合理的边权值设定,并成功将其运用于静态图像抠图。由于该权值设定较为简单有效,本文采用该方法定义图形中相邻像素节点间边的权值,即图形中两个相邻点 p 与 q 之间边的权值为

$$W(p, q) = \sum_k^{(p, q) \in w_k} \frac{1}{9} (1 + (C_p - \mu_k)^T (\Sigma_k + \frac{\epsilon}{9} I)^{-1} (C_q - \mu_k)) \quad (2)$$

其中: w_k 指的是在所有包含 p, q 两点的大小窗口中的第 k 个窗口, μ_k 为窗口中像素颜色的均值, Σ_k 为窗口中像素颜色的协方差矩阵, ϵ 为定值参数。

因而可以构造 Random Walks 问题的拉普拉斯矩阵如下:

$$L_{pq} = \begin{cases} W_{pp} & p = q \\ -W_{pq} & \text{如果 } p \text{ 与 } q \text{ 相邻} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $W_{pp} = \sum_k W_{pq}$, 容易看出, L 是一个 $N \times N$ 的稀疏对称矩阵, N 指的是图形中所有节点个数。

按照未知节点(即使用者未标记的像素点)和已知节点(前景和背景 Strokes 所包含的像素点),可以对矩阵 L 进行如下划分:

$$L = \begin{bmatrix} L_k & R \\ R^T & L_u \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中: L_k 为已知节点子矩阵, L_u 为未知节点子矩阵。由文献[9]可知,未知节点被前景和背景节点影响的概率为以下方程组的解:

$$L_u X_u = -R^T X_k \quad (5)$$

其中: X_u 是图形中未标记节点被已标记节点影响的概率组成的矩阵, X_u 的每个行向量包含两个分量 l_p^f 和 l_p^b , 分别表示未标记区域中一点 p 被前景和背景 Strokes 节点影响的概率; X_k 为已标记节点的标记(前景 Strokes 点为 1,背景 Strokes 点为 0)所组成的边界条件。显然,未标记节点被前景和背景 Strokes 影响的

概率直接决定了该节点应该属于 Trimap 的哪一个区域。

本文将 p 点被前景 Strokes 影响的概率作为其软标记,即

$$l_p = \begin{cases} l_p^F & F_p \geq l_p^B \\ 1 - l_p^B & F_p < l_p^B \end{cases} \quad (6)$$

则采用两个阈值 t_1 与 t_2 对软标记进行阈值分割,即可确定最终的 Trimap 划分,即对于未标记节点 p :

$$\begin{cases} p \in \text{前景区域} & \text{如果 } l_p \geq t_2 \\ p \in \text{背景区域} & \text{如果 } l_p \leq t_1 \\ p \in \text{未知区域} & \text{如果 } t_1 < l_p < t_2 \end{cases} \quad (7)$$

图 4 展示了本文 Trimap 生成算法的处理效果。基于图 4 (a) 所示的 Strokes (红色为前景 Strokes, 蓝色为背景 Strokes), 本节的 Trimap 生成算法能够得出如图 4 (b) 所示的 Trimap。图 4 (c) 为采用鲁棒抠图算法基于生成的 Trimap 而得到的抠图结果。容易看出, 由于鲁棒抠图算法对于 Trimap 划分的精细程度要求较低, 因而基于自动生成的粗糙 Trimap, 鲁棒抠图算法亦可获得较好的抠图结果。

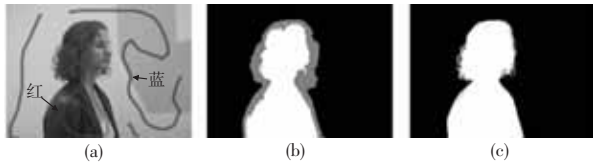


图 4 基于 Strokes 的 Trimap 生成

1.3 相邻帧间的标记传递

由于视频中往往包含大量帧图像, 即使仅要求使用者对每一帧进行 Strokes 标记, 其手工操作的工作量亦过于繁重。所幸的是, 视频中前后帧之间像素有较强的相似性, 因而可以利用这一性质使标记在相邻帧间进行传递。具体步骤如下:

a) 用户通过 Strokes 标记第 t 帧图像, 通过前述 Trimap 生成方法得到其 Trimap 划分, 进而通过鲁棒抠图算法得到第 t 帧图像的透明度分布。

b) 将第 t 帧图像中 (x, y) 位置的像素颜色与第 $t+1$ 帧中对应位置的像素颜色进行对比:

(a) 如果 $\|C_{(x,y)}^t - C_{(x,y)}^{t+1}\| < \rho$ 且 $\alpha_{(x,y)} = 1$, 则将第 $t+1$ 帧上 (x, y) 位置的像素点标记为前景点;

(b) 如果 $\|C_{(x,y)}^t - C_{(x,y)}^{t+1}\| < \rho$ 且 $\alpha_{(x,y)} = 0$, 则将第 $t+1$ 帧上 (x, y) 位置的像素点标记为背景点。其中, ρ 为定值参数, 作为阈值。

根据传递后得到的标记, 采用前述 Trimap 生成算法, 即可生成第 $t+1$ 帧图像的 Trimap, 从而可以采用鲁棒抠图算法进行第 $t+1$ 帧图像的抠图。

图 5 展示了在测试视频 Amira 抠图过程中, 标记从第 40 ~ 41 帧的传递情况。图 5 (a) 为视频 Arima 中的第 40 帧。使用者对该帧图像进行 Strokes 标记, 通过 Trimap 生成和鲁棒抠图得到该帧图像的抠图结果, 如图 5 (b) 所示。基于第 40 帧的抠图结果, 将第 40 帧的图像颜色与第 41 帧的图像颜色进行对比分析, 将标记传递至第 41 帧, 如图 5 (c) 所示。最后通过对第 41 帧图像进行 Trimap 生成以及鲁棒抠图得到其抠图结果, 如图 5 (d) 所示。

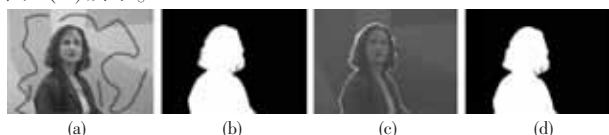


图 5 标记在帧间的传递

1.4 鲁棒视频抠图算法步骤

综上所述, 鲁棒视频算法采用如下步骤对视频抠图求解:

- 用户通过 Strokes 标记第 t 帧图像, 通过前述 Trimap 生成方法得到其 Trimap 划分, 进而通过鲁棒抠图算法得到第 t 帧图像的透明度分布;
- 基于第 t 帧的抠图结果, 采用标记传递策略将第 t 帧的标记传递至第 $t+1$ 帧;
- 基于传递后的标记, 对第 $t+1$ 帧生成 Trimap;
- 对第 $t+1$ 帧进行鲁棒抠图。

2 实验结果与分析

由于文献[5]已对鲁棒抠图算法与多种静态图像抠图算法进行了对比, 证实了鲁棒抠图算法在抠图精度优于现有静态抠图算法。视频抠图中每一帧的抠图效果即为所采用的静态抠图算法的抠图效果, 因而鲁棒视频抠图算法的抠图效果相对其他视频抠图算法较优。本章对此不进行讨论。

鲁棒视频抠图算法对每一帧图像的处理时间主要包括标记传递时间、Trimap 生成时间和鲁棒抠图时间。本文采用的标记传递策略较简单, 因而其耗时极少; 而 Trimap 生成只需求解一个线性方程组, 因而其耗时亦很少。表 1 记录了对经典测试视频 Amira 和 Kim 进行鲁棒视频抠图的过程中, 每帧平均所需的标记传递耗时, Trimap 生成耗时以及鲁棒抠图耗时。可以看出, 标记传递和 Trimap 生成的耗时相对于鲁棒抠图耗时较小, 因而占用整个视频抠图的时间较小, 可以忽略不计。而鲁棒抠图算法耗时比以往大多数抠图算法 (如 Bayesian Matting 和 Iterative Matting 等) 的耗时都少。因此可知鲁棒视频抠图算法总体消耗时间亦比以往视频算法的耗时要小。

表 1 鲁棒视频抠图耗时数据

视频	帧数	标记传递 均耗时/s/帧	Trimap 生成 均耗时/s/帧	鲁棒抠图 均耗时/s/帧
Amira	90	0.012	0.831	24.743
Kim	130	0.013	0.897	35.672

本文采用视频 Amira 和 Kim 对鲁棒视频抠图算法的连续抠图性能进行了测试, 测试结果如图 6、7 所示。

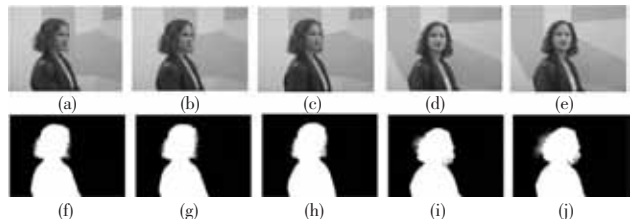


图 6 视频 Amira 的连续抠图测试结果

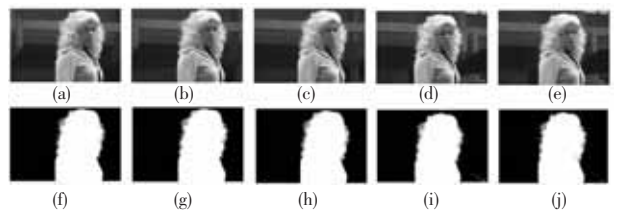


图 7 视频 Kim 的连续抠图测试结果

图 6 为视频 Amira 的连续抠图测试结果。本文对视频 Amira 中的第 27 帧进行标记, 然后对其后续帧进行自动抠图。其中, 图 6 (a) ~ (c) 分别为视频中第 27 ~ 29 帧的图像; 图 6 (f) ~ (h) 为其对应的抠图结果。可以看出在离 27 帧较近的帧中, 前景和背景位置即颜色变化较小, 因而抠图效果维持较好。图 6 (d) ~ (e) 分别为视频中第 41 和 42 帧; (下转第 376 页)

表 1 SCNR 增益比较

目标位置 (x, y)	输入邻域信杂比 SCNR _m /dB	图像频域滤波 SCNR _{gain} /dB	本文方法 SCNR _{gain} /dB
(70, 90)	1.874 2	3.429 6	7.039
(110, 130)	2.446 6	3.626 6	7.129 3
(90, 60)	1.956 2	8.743 8	12.071
(70, 20)	0.199 64	3.486 2	3.043 7
(80, 30)	1.565 6	7.735 5	11.62 8
(70, 80)	1.590 9	4.371 4	8.668 7
(20, 30)	1.686 8	7.128	10.938
(10, 30)	1.552 5	7.425 6	11.196
(90, 70)	0.699 51	2.109 4	5.268 8
(80, 50)	0.372 28	2.878 1	3.719 4
(50, 110)	2.942 6	6.395 9	8.938 7
(60, 90)	0.602 41	-0.230 02	1.223
SCNR _{mgain}		4.758 3	7.572

3.2 残差图像的高斯性检验

由 Parzen 估计法绘出残差图像的经验概率密度函数曲线,如图 7 所示。图中,点划线表示标准高斯概率密度函数曲线。与标准高斯概率密度曲线比较后,可得残差图像的经验概率密度函数曲线已几乎与标准高斯概率密度曲线重合,说明残差图像已具有相当好的高斯特性。

3.3 残差图像白化程度检验

二维图像信号的自相关函数估计如式(12)所示:

$$R(p, q) = 1/(N \times M) \sum_{k=0}^{N-1-M-p} \sum_{j=0}^{M-1-M-q} f(k, j) \times f(k-p, j-q) \quad (12)$$

其中: N, M 为二维图像空间坐标, $0 \leq p \leq N-1, 0 \leq q \leq M-1$ 。当自相关函数呈现 $\delta(\cdot)$ 函数特性时,其功率谱呈现平坦特征,该过程为白噪声随机过程,故图像的白化程度可由其自相关函数给出。背景抑制后的残差图像的自相关函数如图 8 所示,可以看出它已相当接近二维狄拉克函数了。

(上接第 360 页)图 6(i) ~ (j) 为其对应抠图结果。可以看出由于前景物体即背景的运动,使得标记传递出现误差,从而抠图效果降低。

图 7 为视频 Kim 的测试结果。本文对其中第 90 帧进行标记,然后采用本文算法对其后续帧进行自动抠图。其中,图 7(a) ~ (c) 分别为视频中第 90 ~ 92 帧的图像;图 7(f) ~ (g) 为其对应的抠图结果。与 Amira 类似,在邻近帧间,抠图效果维持较好。图 7(d) ~ (e) 分别为视频中第 100 帧与第 101 帧的图像;图 7(i) ~ (j) 为其对应的抠图结果。可以看出,如图中红色箭头所指,由于从第 100 帧开始出现包含新颜色的新物体(树叶),因而前面处理过的帧中的标记无法正确传递至后续帧中,使得抠图结果出现错误。对于这一问题,可以采用文献[4]中提出的双向标记传递予以解决,即标记第 101 帧,并计算其抠图结果,然后通过将第 101 帧中的标记与第 99 帧的标记共同传递至第 100 帧。由于第 101 帧的标记中已经包含了新物体,可以得到第 100 帧的正确标记。

综上所述,测试结果表明,鲁棒视频抠图算法,每标记一帧图像通常可以得到 10 ~ 15 帧较优的连续抠图结果。因而可以大大降低视频抠图中的手工操作。

3 结束语

本文对鲁棒抠图算法进行扩展,提出了一种鲁棒视频抠图算法。新算法采用一种基于少量手工标记的 Strokes 生成 Trimap 的方法,为视频帧半自动生成较为粗糙的 Trimap 划分,同



图 6 残差图像(x4)

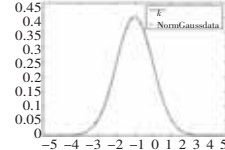


图 7 残留图像经验概率密度函数曲线

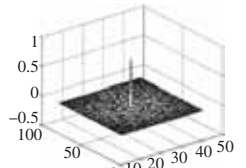


图 8 残留图像自相关函数

4 结束语

本文提出的基于小波域 DCT 变换的杂波抑制算法适用于视频微弱运动目标检测的强杂波背景估计与抑制。其优点是适合各种复杂多变的背景杂波的抑制,且实现简单,实时性好。实验结果充分说明了该算法的有效性,其处理后的残差图像更有利于后续的目标检测与跟踪。

参考文献:

- [1] FAN H, WEN C. Two-dimensional adaptive filtering based on projection algorithm [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52 (3): 832-838.
- [2] HSIA S C. An edge-oriented spatial interpolation for consecutive block error concealment [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11 (6): 577-580.
- [3] 刘钢. 基于小波变换的航空图像处理及动载体多目标跟踪方法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2005.
- [4] GAO Ying-hui, LI Ji-cheng, SHEN Zhen-kang. Detection of moving small target in IR clutter background containing sea and sky areas [C]//Proc of SPIE Infrared Components and their Applications. Beijing: SPIE Press, 2005, 341-349.
- [5] 余农, 吴常泳, 汤心溢, 等. 红外目标检测的自适应背景感知算法[J]. 电子学报, 2005, 33(2): 200-204.
- [6] 鲜海滢, 李晓峰, 李在铭. 基于梯度相关性的微弱目标检测[J]. 光电子·激光, 2008, 19(9): 1214-1219.
- [7] 吴宏刚, 李晓峰, 陈跃斌, 等. 空时自适应杂波分类抑制与弱小运动目标检测[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(4): 301-305.

时结合标记传递策略大大减少视频抠图过程中的手工标记操作。由于鲁棒抠图算法在抠图效果和抠图速度上均优于以往静态图像抠图算法,鲁棒视频抠图的抠图质量和处理速度较优。连续抠图测试结果表明,鲁棒视频抠图算法能够以较少的标记获得连续多帧的高质量视频抠图结果。

参考文献:

- [1] MISHIMA Y. Soft edge chroma-key generation based upon hexoctahedral color space: U. S. , 5,355,174[P]. 1993.
- [2] WANG J, COHEN M F. An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting [C]//Proc of ICCV. 2005: 936-943.
- [3] CHUANG Y Y, CURLESS B, SALESIN D, et al. A Bayesian approach to digital matting [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2000: 264-271.
- [4] CHUANG Y Y, AGARWALA A, CURLESS B, et al. Video matting of complex scenes [J]. ACM Trans on Graphics, 2002, 21(3): 243-248.
- [5] WANG J, COHEN M F. Optimized color sampling for robust matting [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007: 1-8.
- [6] SUN J, JIA J, TANG C K, et al. Poisson matting [J]. ACM Trans on Graphics, 2004, 23(3): 315-321.
- [7] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 228-242.
- [8] GRADY L. Random walks for image segmentation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1768-1783.
- [9] GRADY L, FUNKA-LEA G. Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials [C]//Proc of ECCV Workshops CVAMIA and MMBIA. 2004: 230-245.