

文章编号:1000-6893(2009)09-1705-06

航拍视频拼图中基于梯度域的多帧图像融合方法

王云丽, 高超, 张茂军

(国防科学技术大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

A Gradient-domain Method to Blend Multiple Images for Aerial Video Mosaic

Wang Yunli, Gao Chao, Zhang Maojun

(College of Information System and Management, National University of
Defense Technology, Changsha 410073, China)

摘要: 图像融合是视频拼图中获得高质量合成图像的重要步骤。利用梯度信息引导插值融合重合区域较小的两幅图像已经取得较好的效果,然而对于视频拼图而言,相邻两帧图像之间重合区域大,且多帧图像之间交叠重合,给这种方法的实际应用带来限制。为解决这一问题,设计梯度域内同时融合多帧图像的策略,利用图像的自然边界将拼图平面进行区域划分,在各区域内分别定义引导矢量场和边界条件,实现各划分区域的一次性融合。为克服拼图平面的过划分问题,提出相应的帧选择方法和区域合并算法。将该策略用于视频拼图实验,获得了视觉效果良好的合成图像,并提高了融合效率。

关键词: 多帧图像; 融合; 梯度域; 帧选择; 图像拼接; 航拍视频拼图

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

Abstract: Image blending is a crucial process to achieve quality composite picture making in video mosaic. The method of guided interpolation by a guidance vector works well for blending two images with a relative small overlapping region in image mosaic. However, it is hard to apply the method to video mosaic, due to the large overlapping region shared by every two consecutive frames and the complex overlapping conditions among multiple frames. To deal with this problem, a framework to synchronously blend multiple images in the gradient-domain is proposed in this article; first, the mosaic plane is partitioned into several regions by the boundaries of each image; then, the guidance vector and boundary conditions are defined for each region; finally, the blending process is carried out for every region synchronously. To avoid over partition of the mosaic plane, a frame selecting scheme and a region combining algorithm are proposed. Applying the proposed framework to video mosaic achieves a fine composite picture with less consumptive computation.

Key words: multiple image; blending; gradient-domain; frame selecting; image mosaic; aerial video mosaic

航拍视频拼图是将航拍视频序列合成一幅大视角或多视角图像的过程,在数字地图、地形纹理合成、虚拟环境构建等很多方面具有应用价值。视频拼图过程可划分为图像配准和图像融合两个步骤。利用图像配准,可以得到各帧图像的全局运动参数^[1-3],以确定其在拼图中的精确位置;配准后的图像投影到目标位置后,相互间具有一定范围的重合区域,图像融合就是确定重合区域内每一个像素点如何取值,以实现图像间的平滑过渡和无缝拼接,是视频拼图中获得视觉良好的合成图像的重要步骤。

视频拼图中,配准后的图像投影到目标位置后,各图像相互交叠,相邻两帧之间具有大面积的

重合区域,多帧图像之间也存在重合区域。而由于视频拍摄过程中可能存在光线抖动或曝光变化,使得不同帧图像之间存在亮度或色彩差异,如果简单地选用一幅图像的像素值或多幅图像的像素均值来给重合区域内的像素赋值,在拼接处会出现由于色彩跳跃而形成的拼缝,产生较强的不连续感。因此需要利用有效的融合技术获得视觉效果良好的合成图像,这是本文的主要研究内容。

目前融合技术的研究主要集中于两幅图像之间的融合,视频拼图中的图像融合问题可分解为若干个两幅图像间的融合问题进行处理^[4],即将两幅图像的融合结果作为一幅图像,再与下一幅图像进行融合。

两幅图像之间的融合方法主要有3类:①线性加权过渡法,又称为羽化法(Feathering)或 α

收稿日期:2008-06-28; 修订日期:2009-02-10

基金项目:国家自然科学基金(60705013)

通讯作者:张茂军 E-mail: maojun@mail.iscas.cn

法^[5]。该方法在图像的重合区域内使用加权平均法,对于每幅图像来说,靠近图像中心像素具有较高的贡献权值,靠近图像边缘的像素权值较低,从而降低了拼缝处的不连续感,因此各像素点的权重值可以设定为其到图像边界的距离,二通光栅算法^[6]是一种有效计算欧氏距离图的方法。②多带融合法,又称为多分辨率法或多尺度法。该方法首先将图像分解成一系列具有不同分辨率的子带图像(如拉普拉斯金字塔^[7]、小波金字塔^[8]等),在不同子带内使用不同大小的过渡区域进行拼合,在高频部分用小融合区域,低频部分用大融合区,然后使用重构算法合成出原分辨率下重叠区域的图像。文献[4]的图像拼接中的图像融合就采用这种方法。③基于梯度域的融合方法。2003年P. Pérez等^[9]将梯度域图像重构思想用于图像融合,用待融合图像的梯度信息引导插值,利用带有Dirichlet边界条件的Poisson方程来计算融合区域的像素值,取得了很好的效果,被很多人运用和研究^[10-13]。

目前利用梯度信息引导插值融合重合区域较小的两幅图像已经取得较好的效果。对于视频拼图而言,该融合方法的一种应用策略为将视频拼图中的融合问题分解为若干个两幅图像之间的融合问题。在只有两帧图像之间存在重合区域的情况下,如图1(a)所示,可以采用这种策略。然而对于相邻两帧图像之间重合区域大,且多帧图像之间交叠重合的情况,采用上述策略进行融合将产生大量的重复计算,效率低下。如图1(b)所示,图像A、B和C互相交叠,如果采用上述融合策略,则区域 $A \cap B \cap C$ 为重复计算的融合区域。这种重复计算在视频拼图中占很大比重。

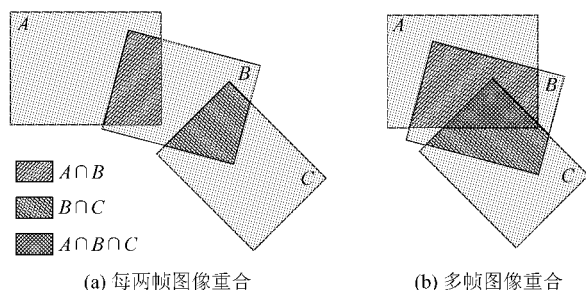


图1 拼图中的图像重叠情况

Fig. 1 Image overlapping in image mosaic

本文根据视频拼图的目标以及融合的需要,通过有效的帧选择策略和区域合并算法对拼图平面进行区域划分,在各个区域内分别定义引导插

值梯度场和边界条件,利用Poisson方程对视频帧同时进行融合。

1 基于梯度场的图像融合原理

对于人类视觉敏感性而言,图像中的信息大部分是由边缘携带的,边缘对应的像素附近色彩变化比较大,所以图像的局部变化,即梯度是重要的图像信息。尤其对于拼图而言,各图像间虽然存在由于光照变化或曝光不同而造成亮度或色彩差异,但由于图像内容一致,各图像在重合区域内的梯度信息基本相同,因此可以借助梯度信息进行图像融合。

P. Pérez等^[9]在2003年提出了Poisson图像编辑法,该方法利用图像梯度场对待融合区域进行引导插值,将图像融合问题归结为求目标函数的最小化问题,并利用Poisson方程求解这一变分问题。文献[10]利用该方法将具有不同内容的图像合成,取得了理想的图像融合效果。

本文运用该方法解决视频拼图中的图像融合问题。两幅图像之间的融合如图2所示。

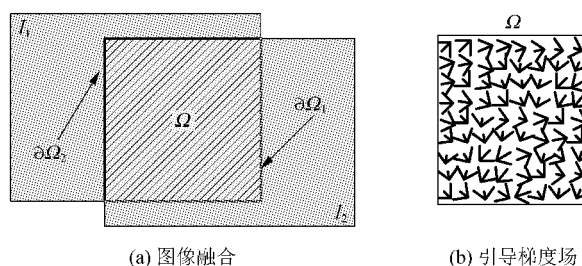


图2 图像融合示意图

Fig. 2 Illustration of image blending

图像 I_1 与 I_2 是待拼接的两幅图像,令 $S = \cup_{i=1,2} I_i$,其重叠区域为 $N \times N$ (N 为自然数域)上的封闭子集 Ω ,即 $\Omega = \{(x, y) | (x, y) \in I_1 \cap I_2\}$ 。重叠区域与两幅图像产生的边界分别为 $\partial\Omega_1$ 和 $\partial\Omega_2$,令 $\partial\Omega = \cup_{i=1,2} \partial\Omega_i$, $[\Omega] = \Omega \setminus \partial\Omega$ 。具体地,对于图像上的每一个像素点 p ,令 N_p 是其四连通点集,则 $\partial\Omega_1 = \{p | p \in \Omega, N_p \cap (I_1 \setminus I_2) \neq \emptyset\}$, $\partial\Omega_2 = \{p | p \in \Omega, N_p \cap (I_2 \setminus I_1) \neq \emptyset\}$, Ω 的边界为 $\partial\Omega = \{p | p \in \Omega, N_p \cap (S \setminus \Omega) \neq \emptyset\}$ 。假设 f 是定义在 Ω 上的未知标量函数, f^* 是定义在 $\partial\Omega$ 上的已知标量函数。为了求解未知函数 f ,在 Ω 上构建引导矢量场 ν ,使得未知函数 f 的梯度与 ν 之间的差异最小,即

$$\left. \begin{aligned} \min_f \sum_n \| \nabla f - \nu \| \\ f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\nabla = \left[\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right]$ 为梯度算子; $\| * \|$ 定义为向量 $*$ 的 l_2 范数, 即 $\| \nabla f - \mathbf{v} \| = | \nabla f - \mathbf{v} |^2$ 。

文献[9]通过将式(1)的变分问题转化为带有 Dirichlet 边界条件的 Poisson 方程进行求解, 即

$$\begin{cases} \Delta f|_{\Omega} = \operatorname{div} \mathbf{v} \\ f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 为拉普拉斯算子; $\operatorname{div} \mathbf{v} = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}$ 为矢量 $\mathbf{v} = (u, v)$ 的散度。

令 f_p 为函数 f 在像素 p 点的取值, 则目标就是求解 $f|_{\Omega} = \{ f_p, p \in \Omega \}$ 。Poisson 方程最终转化为如下形式^[9]:

对于任意点 $p \in \partial\Omega$, 有

$$|N_p| f_p - \sum_{q \in N_p \cap \Omega} f_q = \sum_{q \in N_p \cap \partial\Omega} f_q^* + \sum_{q \in N_p} v_{pq} \quad (3)$$

对于任意点 $p \in [\Omega]$, 有

$$|N_p| f_p - \sum_{q \in N_p} f_q = \sum_{q \in N_p} v_{pq} \quad (4)$$

式中: $|N_p|$ 为像素点 p 的四连通点集 N_p 中所包含的元素个数, $|N_p| \in [1, 4]$; $v_{pq} = \mathbf{v} \left(\frac{p+q}{2} \right) \cdot \vec{pq}$, 即矢量 $\mathbf{v} \left(\frac{p+q}{2} \right)$ 在有向边 $[p, q]$ 方向上的投影值。

对于上述的稀疏、对称、正定系统, 可以利用 Gauss-Seidel 迭代方法或 multigrid 方法进行求解。

2 基于梯度场的多帧图像融合

在基于梯度场的图像融合方法中, 最为重要的是构建引导待融合区域进行插值的引导矢量场以及确定融合区域的边界条件。对于视频图像拼图, n 幅配准后的待拼接视频帧 $I_i (i=1, 2, \dots, n)$ 彼此交叠(如图 3 所示), 设拼图平面为 I , 令 $S =$

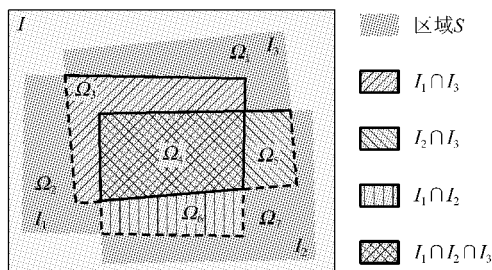


图 3 多帧图像融合示意图

Fig. 3 Illustration of multiple image blending

$\cup_{i=1}^n I_i$, 则 $S \subseteq I$ 。各图像的自然边界 $\partial I_i = \{ p \in I_i, |N_p| < 4 \text{ 或 } \exists q \in N_p, q \notin I_i \}$ 将 S 分割成若干子区域 $S = \{ \Omega_i | i=1, 2, \dots, m \}$, 对于每个区域 Ω_k , 令 n_k 表示区域 Ω_k 上覆盖源图像的数目, 则 $n_k \in [1, n]$ 。设 Ψ 为被两帧以上的源图像同时覆盖的待融合区域的集合, 则 $\Psi = \{ \Omega_k | n_k > 1 \}$ 。

2.1 引导插值矢量场

实际上, 对于每个重合区域 Ω_k , 由于 $n_k > 1$, 即其上被多幅源图像所覆盖。虽然各帧图像在重合区域内存在亮度或色彩差异, 但由于图像内容相同而具有相近的梯度。故本文利用各帧图像在重合区域内的梯度均值作为引导插值向量场对目标图像的进行引导插值, 即目标图像要满足如下最小化问题:

$$\min_f \sum_{\Omega_k} \left| \nabla f - \frac{1}{n_k} \sum_{i \in S_k} \nabla \bar{I}_i \right|^2 \quad (5)$$

式中: S_k 为覆盖在区域 Ω_k 上的源图像的下标集; \bar{I}_i 为图像 I_i 的值函数。重合区域 Ω_k 的引导矢量场 \mathbf{v}_k 设定为

$$\mathbf{v}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in S_k} \nabla \bar{I}_i \quad (6)$$

式中: n_k 为区域 Ω_k 上覆盖源图像的数目。根据这种定义方式, 式(3)和式(4)中的 v_{pq} 的形式为

$$v_{pq} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in S_k} (\bar{I}_i(p) - \bar{I}_i(q)) \quad (7)$$

式中: $\bar{I}_i(p)$ 为 p 点在图像 I_i 中的像素值。

2.2 边界条件

在图 3 所示的拼图中, 对于 S 中的每一个区域 Ω_k 均为多边形区域, 其边界为 $\partial\Omega_k$ 可以分解成多边形边的集合, 即 $\partial\Omega_k = \{ \partial\Omega_k^i | i=1, 2, \dots, m_k \}$, m_k 为该多边形区域 Ω_k 边的数目。并且任意两个相邻区域 Ω_k 和 Ω_l 之间存在一条公共的边界, 即存在 i, j , 使得 $\partial\Omega_k^i = \partial\Omega_l^j$ 。不失一般性, 不妨设 $n_k > n_l$ (n_k, n_l 分别为覆盖在区域 Ω_k 与 Ω_l 上的源图像的数目)。为实现平滑过渡, 定义在区域边界 $\partial\Omega_k^i$ 上的已知函数 f^* 要与边界 $\partial\Omega_l^j$ 上的图像值保持一致。

由式(5), 融合区域的目标图像的梯度与各源图像的平均梯度场具有最小差异, 则可定义待融合区域 Ω_k 在其边界 $\partial\Omega_k^i$ 上的已知函数 f^* 为其在区域 Ω_l 上各源图像的平均值, 即对于每一段边界 $\partial\Omega_k^i$, 满足

$$\left. \begin{aligned} f^* |_{\partial \Omega_k^i} &= \frac{1}{n_l} \sum_{n_i \in S_i} I_i \quad (n_l < n_k) \\ \partial \Omega_k^i &= \partial \Omega_l^i \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

本文的方法对多帧图像同时进行融合,一方面减少了串行融合过程中的重复计算;另一方面,由于将待融合区域分割成若干子区域,使得进行Poisson计算的方程维数降低,从而有效提高了求解速度。

3 视频拼图中的帧选择与区域划分

采用上述方法进行多帧图像同时融合,要求划分的各区域具有适宜的大小。但由于视频中相邻两帧图像的拍摄时间间隔较短,且全局运动具有任意性,通常配准后的各帧图像投影到拼图平面后,将拼图平面分割成若干细碎的区域,这些细碎区域数目大,且每个区域内的像素数目小,不利于本文方法的应用。

由于视频对于拼图而言具有大量的冗余信息,适当地进行帧选择不但可以提高拼图效率,而且由于去掉一些干扰信息会使拼图效果更加平滑清晰。已经有一些文献基于不同因素的考虑对视频拼图进行了帧选择^[14-15]。本文根据同时融合多帧图像的需要,基于文献[15]中的方法对视频帧进行选择,帧选择示意图如图4所示。

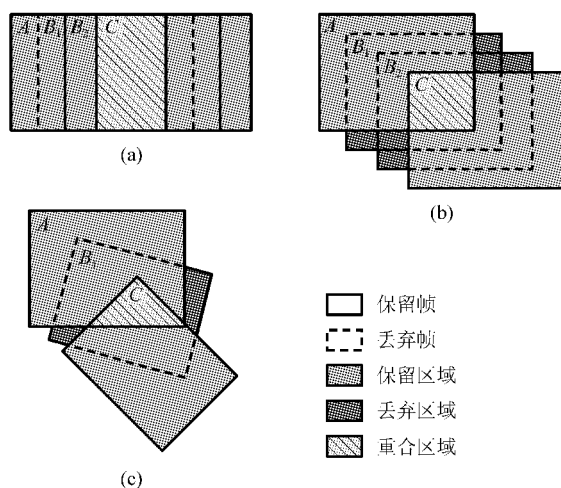


图4 视频拼图中的帧选择

Fig. 4 Frame selecting in video mosaic

从视频拼图的角度,参与拼图的视频帧应该能够带来拼图的区域增长,并与已拼接的视频帧之间的配准误差达到最小。因此视频帧选择按照如下约束条件进行:

$$\left. \begin{aligned} \text{Lost_Area} &< P_{\text{lost}} \\ \text{Increase_Area} &< P_{\text{increase}} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中:Lost_Area和Increase_Area分别为经过帧选择后视图面积丢弃和面积增长的比例; P_{lost} 为面积丢弃区域的阈值上限(本文实验中取5%); P_{increase} 为视图面积增长比例的阈值下限(本文实验中取20%)。

图4是视频拼图中可能的各种全局运动情况。令 $B = \cup_i B_i$,则Lost_Area和Increase_Area定义为

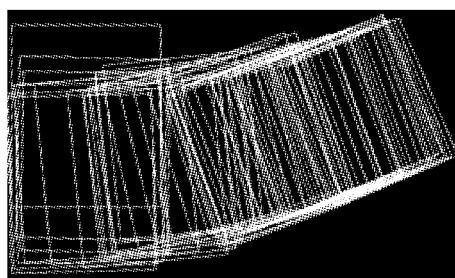
$$\left. \begin{aligned} \text{Lost_Area} &= \frac{\text{Area}(B) - \text{Area}(A \cup C)}{\text{Area}(\text{oneframe})} \\ \text{Increase_Area} &= \frac{\text{Area}(C) - \text{Area}(A \cap C)}{\text{Area}(\text{oneframe})} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中:函数Area(*)为区域*的面积,实际应用中可采用区域内像素数目替代。值得注意的是,满足上述约束的帧并不唯一,因此选择其中的平均绝对误差(Mean Absolute Difference, MAD)最小的一帧作为待拼接图像参与拼图。MAD定义为

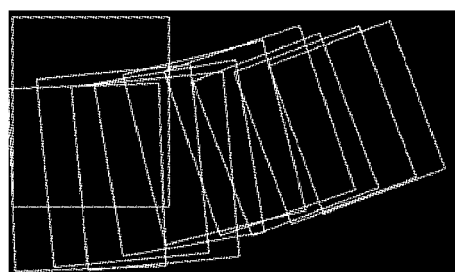
$$\text{MAD} = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in A \cap C} (A(x,y) - C(x,y)) \quad (11)$$

式中: n 为 $A \cap C$ 区域内的像素数目。

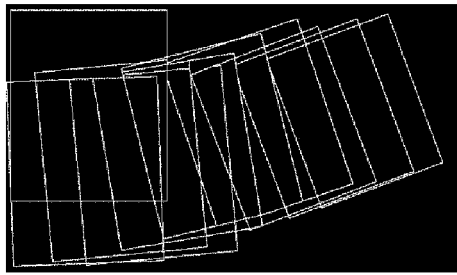
按照上述约束条件进行帧选择后,拼图区域内的区域大大减少,图5(a)与图5(b)分别是帧选择前后拼图平面被图像边界所分割的情况。然而由于图像之间互相交叠,仍然存在面积过小的区域,图5(b)中面积过小(小于300像素)的区域有



(a) 原始拼图(50帧, 2 526个区域)



(b) 帧选择后拼图(10帧, 98个区域)



(c) 区域合并后拼图(54个区域)

图5 区域划分情况

Fig. 5 Region partition

44个,对于这些面积过小的区域本文采用区域合并策略将其并入到其他区域统一融合。经过这一步骤有效去除面积过小区域后拼图平面内的区域划分情况如图5(c)所示。

带有合并小区域的区域融合算法步骤如下:

① 将各区域进行编号 $R = \langle r_1, r_2, \dots, r_n \rangle$, 统计每个区域内的像素数目 $S = \langle s_1, s_2, \dots, s_n \rangle$, 每个区域上被覆盖的源图像数目 $N = \langle n_1, n_2, \dots, n_n \rangle$ 和对应源图像帧编号列表 $\langle f_1, f_2, \dots, f_n \rangle$ 。

② 如果存在编号 i , 使得对于区域 r_i 而言, $s_i < \theta$ (本文实验中 $\theta = 300$) 且 $n_i > 1$, 则转入步骤③。

③ 统计区域 r_i 的所有邻接区域的源图像覆盖数目 $s_{\text{adjacent}} = \{s_k | r_k \text{ 与 } r_i \text{ 相邻}\}$ 。

④ 如果对于每一个 $s_k \in s_{\text{adjacent}}$, 均有 $s_k > s_i$, 则 $\text{Mosaic}_{r_i} = \frac{1}{n_i} (\sum_{f_i} \text{Frame}_{r_i})$ 。

⑤ 否则在满足 $\min_{s_k < s_i} s_k$ 的那些区域 r_k , 统计其与区域 r_i 的公共边上的像素数目 l_k , 删除 l_k 最大的边, 并将区域 r_i 内像素编号赋值为 k , 同时在 R, S 和 N 中删掉 r_i 所对应的信息, 转入步骤②。

⑥ 对于每个区域 $r_i (i = 1, 2, \dots, n)$: 如果 $n_i = 1$, 则 $\text{Mosaic}_{r_i} = (\text{Frame}_{f_i})_{r_i}$; 否则运用第2节中方法对该区域进行融合。

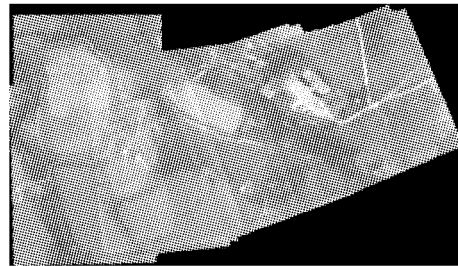
上述算法中的 Mosaic_{r_i} 表示区域 r_i 上的融合结果。由于图像的边界在变形过程中易出现锯齿, 上述算法在实际操作过程中, 每帧图像边界均向内收缩两个像素。

4 实验结果

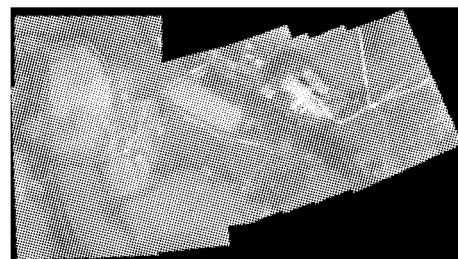
视频拼图中的图像融合需要同时满足两个目的: ①使生成图像中不存在突兀的拼缝; ②尽量降低生成图像与原始图像之间的失真度。也就是说, 既要保证存在色差的图像之间实现色彩平滑过渡, 但又不能过分地平滑图像, 否则会导致平滑

区域的像素值和原始图像的像素值之间差异太大, 丢失纹理细节, 造成图像失真。

对一段拍摄过程中具有光照变化的航拍视频进行拼图, 运动模型由文献[2]中的方法得到。图6(a)和图6(b)分别是经过选择单帧图像进行色彩替代和经过本文方法进行色彩融合的拼图结果, 可以看出, 本文的融合方法使合成的拼图不存在明显的拼缝, 获得了更好的视觉效果。



(a) 重合区域直接取其在某一帧中的像素值



(b) 基于梯度域进行融合

图6 视频拼图结果

Fig. 6 Video mosaic results

实验所选用的视频, 共有50帧, 每帧图像的分辨率为320像素×240像素。如果按照串行融合策略, 即将两帧图像的融合结果作为一幅图像, 再与下一帧图像进行融合, 在不进行帧选择的情况下需要计算49个近似为320像素×240像素大小的线性方程组。而本文按照图像的自然边界对拼图平面进行区域划分(如图5(a)), 经过有效的帧选择(图5(b))和区域合并(图5(c))后, 克服了过分割问题, 将拼图平面分割为大小和数量适中的若干区域, 最终只需计算39个平均大小为7400个像素的区域, 计算量大大减少。

5 结论

本文主要解决视频拼图中的图像融合问题。采用基于梯度场的图像方法, 通过帧选择和区域合并策略对拼图进行有效的区域划分, 并对融合区域的边界条件和引导矢量场进行了设定, 利用本文的方法对视频拼图进行融合, 能够获得较好的拼接效果, 且相比于原始的串行融合策略, 提

高了融合效率。

本文的研究基于精确配准的基础上,然而实际拼图过程中的配准通常具有一定误差,如何消除配准误差对融合的影响,使本方法的应用更具鲁棒性,有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]// Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. 1981; 674-679.
- [2] 王云丽, 张鑫, 高超, 等. 航拍视频拼图中基于特征匹配的全局运动估计方法[J]. 航空学报, 2008, 29(5): 1218-1225.
Wang Yunli, Zhang Xin, Gao Chao, et al. Feature matching based global motion estimation in aerial video mosaicing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(5): 1218-1225. (in Chinese)
- [3] 许东, 安锦文. 一种基于光流拟和的航拍视频图像全局运动估算方法[J]. 航空学报, 2006, 27(1): 94-97.
Xu Dong, An Jinwen. Global motion estimation by fitting optical flow in aerial video imagery[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(1): 94-97. (in Chinese)
- [4] Brown M, Lowe D G. Recognising panoramas[C]// Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. 2003, 2: 1218-1225.
- [5] Szeliski R, Shum H Y. Creating full view panoramic image mosaics and texture-mapped models[C]// Proceedings of ACM SIGGRAPH 1997. 1997; 251-258.
- [6] Danielsson P E. Euclidean distance mapping[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, 14(3): 227-248.
- [7] Burt P J, Adelson E H. A multiresolution spline with application to image mosaics[J]. ACM Transactions on Graphics, 1983, 2(2): 217-236.
- [8] 赵瑞珍, 徐龙, 宋国乡. 基于小波变换的图像多尺度数据融合[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(4): 361-364.
Zhao Ruizhen, Xu Long, Song Guoxiang. Multiscale image data fusion with wavelet transform[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2002, 14(4): 361-364. (in Chinese)
- [9] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 313-318.
- [10] Kang S B, Szeliski R, Uyttendaele M. Seamless stitching using multi-perspective plane sweep[R]. MSR-TR-2004-48, 2004.
- [11] Jia J, Sun J, Tang C, et al. Drag-and-drop pasting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 631-637.
- [12] Agarwala A. Efficient gradient-domain compositing using quadrees[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 94-1-94-5.
- [13] Agarwala A, Dontcheva M, Agrawala M, et al. Interactive digital photomontage [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 294-302.
- [14] Li J S J, Randhawa S. Improved video mosaic construction by selecting a suitable subset of video images[C]// Proceedings of the 27th Australasian conference on Computer science. 2004, 26: 143-149.
- [15] Li J, Pan Q, Li S Z, et al. Automated feature points management for video mosaic construction[C]// Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology. 2005, 2: 181-184.

作者简介:

王云丽(1980—) 女,博士研究生。主要研究方向:计算机视觉与航拍视频分析。

Tel: 0731-4576454

E-mail: ally_wyl@163.com

高超(1982—) 男,博士研究生。主要研究方向:航拍视频分析与图像处理。

张茂军(1970—) 男,博士,教授,博士生导师。主要研究方向:虚拟训练、虚拟现实技术、机器视觉以及视频分析等。

E-mail: maojun@mail.iscas.cn

(编辑:张利平)