

基于稀疏特征匹配和形变传播的无缝图像拼接

葛仕明 程义民 曾丹 何兵兵

(中国科学技术大学电子科学与技术系 合肥 230027)

摘要: 该文给出了一种基于稀疏特征匹配和形变传播的无缝图像拼接方法。首先,在配准图像的重叠区域中寻找一条结构误差最小的最佳接缝,从一边的图像中选取目标区域;接着,沿着接缝在两边的图像区域中检测出显著的结构特征,并进行特征匹配,获得目标区域中接缝上的匹配特征点及与之关联的边缘特征点的结构形变矢量;然后,通过求解泊松方程,将这些稀疏的形变矢量稳定和平滑地传播到目标区域内部,得到目标区域中各点的形变矢量;最后,由形变矢量通过内插获得目标区域的梯度场,并由梯度场重构出最终结果。该方法执行方便快速,不需要复杂的特征检测,能够统一地纠正图像拼接中较大的结构错位和颜色过渡不自然,在全局上消除结构接缝和颜色接缝。与其它方法比较,该方法获得较明显的改进。

关键词: 图像拼接; 无缝处理; 特征匹配; 形变传播; 泊松方程

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)12-2795-05

Sparse Feature Matching and Deformation Propagation for Seamless Image Stitching

Ge Shi-ming Cheng Yi-min Zeng Dan He Bing-bing

(Department of Electronic Science and Technology, USTC, Hefei 230027, China)

Abstract: This paper presents a novel approach for seamless image stitching which is based on sparse feature matching and deformation propagation. First, an optimal partitioning which minimizes the structure error is found in the overlap region between the registered images, and the target region is selected from one side of partition boundary. Then, the salient structure feature is detected and matched along the partition boundary, which gets some sparse deformation vectors corresponding to the matched feature points and their associated edge points. By solving Poisson equations, these sparse deformation cues will then be propagated robustly and smoothly into the interior of the target region in which the deformation vectors of all points are derived. Finally, the gradient map of the target region is derived by interpolating the deformation vectors, from which the result is reconstructed. The implement is convenient and fast, and complex feature detection is needless. The proposed approach can handle significant structure and intensity misalignment in image stitching simultaneously, and eliminate both structure seam and intensity seam globally. Compared to several other methods, obvious improvement is achieved.

Key words: Image stitching; Seamless processing; Feature matching; Deformation propagation; Poisson equations

1 引言

图像全景拼接技术是近年来计算机视觉研究领域的一个热点,其广泛应用包括由图像集合建立大型航空和卫星照片、增大相机的视野和分辨率、视频压缩、视频检索以及建立虚拟现实环境等。图像拼接的目标就是要产生一个视觉可行的全景图像,即要求颜色和结构都能在图像间自然过渡。图像拼接中常常会在拼接边界处产生两种类型的接缝:一种是颜色接缝,指由于曝光差异(exposure difference)造成图像间的颜色或者亮度差异;另一种是结构接缝,指由于图像形变或配准误差造成的几何结构的错位或断裂。因此,图像拼接中,往往需要作无缝处理。

混色(blending)处理可以用来消除颜色接缝。Uyttendaele

等^[1]采用基于特征加权的羽化(feathering)和内插函数来降低颜色差异。但是,羽化在平滑低频曝光差异的同时,会模糊图像边缘。多分辨率混色可以很好地解决这一问题,如Burt等^[2]的拉普拉斯金字塔混色,Su等^[3]的小波域混色。这些方法都只是在重叠区域进行局部的混色处理,无法保证图像的全局自然。

近来,最佳接缝(optimal seam)^[4,5]算法被用来无缝地合成图像和纹理,其思想是在输入图像的重叠区域中寻找一条划分线,使划分线上两输入图像之间的颜色误差最小,该划分线称为最佳接缝。Efros等^[4]和Kwatra等^[5]分别采用动态规划和graph cut方法寻找最佳接缝。当重叠区域中图像的颜色差异较大时,最佳接缝方法难以在重叠区域找到满意的划分线。

在梯度域中进行处理的技术可用于进行全局无缝处理。

Perez等^[6]提出的泊松编辑方法,可用于消除图像全局上曝光差异,但是无法处理结构接缝。Jia等^[7]采用结构形变的方法处理结构错位。Levin等^[8]通过优化重叠区域的梯度强度来实现图像拼接,称为GIST方法;方法处理较大的结构错位能力有限。

鉴于当前方法不能很好地同时在全局上消除颜色接缝和较大的结构接缝,本文给出一种结合特征匹配和图像形变的无缝拼接方法。方法不需要复杂的特征检测,能够统一地在全局上纠正较大的结构错位和颜色差异。为了方便,本文只讨论两幅图像拼接的情况,方法很容易推广到多幅图像的情况。输入两幅已配准的图像及其对应的特征图(feature map),处理的主要步骤为:(1)最佳划分:在重叠区域中通过动态规划算法寻找一条结构误差最小的最佳接缝,作为两幅图像的拼接边界,其将拼接的图像分为两个区域,在其中一个区域内选取目标区域。这一步骤用来减少结构的错位。(2)特征定位与匹配:在拼接边界上分别定位出两边区域中稀疏的显著结构特征,并进行相互匹配,获得目标区域中拼接边界上的匹配特征点及与之关联的边缘特征点的形变矢量。(3)形变传播:将这些稀疏的形变矢量通过求解泊松方程平滑地传播到目标区域的其余点,得到目标区域中各点的结构形变矢量;由全部的结构形变矢量进行内插得到目标区域的梯度场,并由图像的梯度场重构出最后的无缝拼接结果。

2 最佳划分

如图 1(a)所示, I_s 和 I_t 是两幅配准图像,对应的边缘特征图分别是 C_s 和 C_t , 重叠区域为 Ω 。为了消除拼接后图像的结构和颜色接缝,假定 I_s 不变,目标区域在 I_t 中选取,并通过对其进行结构形变和颜色修正来实现。

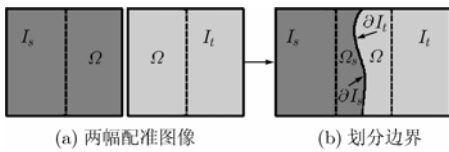


图 1 最佳划分

首先在 Ω 中寻找一条最佳的划分线,这可表示成寻找一条结构误差最小的接缝线即最短路径问题。对 Ω 中每个像素点 p 定义一个结构误差:

$$e(p) = \alpha e_m(p) + \beta e_d(p) + (1 - \alpha - \beta)e_f(p), \quad \forall p \in \Omega \quad (1)$$

其中误差项 e_m , e_d 和 e_f 分别用来衡量图像的结构平滑性、结构相似性和特征连续性;参数 α 和 β 在 $[0,1]$ 中选取,用来平衡各误差的相对影响(实验中取为 $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.2$)。各误差项分别通过下式计算:

$$e_m(p) = \sum (\|\nabla I_s^*(p)\| + \|\nabla I_t^*(p)\|) \quad (2)$$

$$e_d(p) = \sum (\|\nabla I_s^*(p) - \nabla I_t^*(p)\|) \quad (3)$$

$$e_f(p) = \text{dist}(p, C_s(\Omega))^2 \times M_t(p) + \text{dist}(p, C_t(\Omega))^2 \times M_s(p) \quad (4)$$

这里, Σ 表示对各颜色通道求和; I_s^* 和 I_t^* 是用高斯滤波器进行平滑后的图像; $\nabla = [\nabla_x, \nabla_y]$ 为梯度算子,可采用常用的梯度算子计算; $\|\bullet\|$ 表示欧几里德范数; $\text{dist}(p, C_s(\Omega))$ 是点 p 到 Ω 中 C_s 上的边缘特征点的最短距离, $\text{dist}(p, C_t(\Omega))$ 类似定义,可通过距离变换(Distance Transform, DT)来计算; $M_s(p)$ 是二进制掩模,表征 p 是否为 C_s 中的边缘特征点,若是为 1 否则为 0, $M_t(p)$ 类似定义。

假设图像沿垂直边重叠,如图 1(b)所示,最短路径可采用动态规划算法求解,通过式(5)计算 Ω 中各点的累计误差 E :

$$E(x, y) = e(x, y) + \min \{E(x - 1, y - 1), E(x - 1, y), E(x - 1, y + 1)\} \quad (5)$$

第一行的累计误差为结构误差 e 。取最后一行中累计误差最小的像素点,然后反向跟踪便可以获得最短路径;对于沿水平或者其它方向重叠的情况,最短路径可以采用类似的方法求得。这样,便得到了两图像的拼接边界 ∂I_s 和 ∂I_t , 其两边的区域为 I_s 和 I_t 。在 I_t 中选取目标区域,通过对其进行处理消除接缝。

与文献[4]的最佳接缝算法相比,本文的误差函数同时考虑了梯度平滑性、梯度相似性和特征连续性。因此,即使两配准图像的颜色差异很大,也能够使梯度的连续性达到最优,并能减少拼接边界上的结构错位。另外,由结构误差定义知,找到的拼接边界更倾向于平滑区域,从而有效地降低了拼接边界上特征的复杂度,有利于步骤(2)中的特征定位和匹配。

3 特征定位与匹配

3.1 特征定位

在大多数情况下,配准后如果结构还没有很好对齐,往往会在拼接边界上产生结构错位或断裂。尽管通过最佳划分可以优化拼接边界上的梯度连续性和减少结构错位;但是,结构接缝有时仍不可避免。本文通过沿着拼接边界上两边的特征点的匹配来检测和纠正错位。如图 2 所示,为使 I_s 和 I_t 颜色和结构都自然过渡,对 I_t 中每个像素点可以定义一个形变矢量,用来表征该点的位置和颜色形变,其表示实现无缝处理该点需要改变的量。

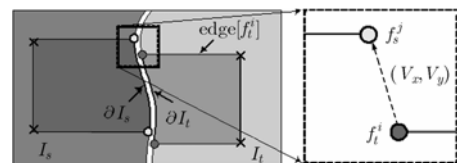


图 2 特征匹配与结构形变

与颜色的平滑过渡相比,人眼对于边缘的不连续更为敏

感。因此, 采用图像的边缘作为结构特征。自然图像中往往存在着丰富的纹理, 一般的基于梯度的边缘检测算法不能很好地提取出图像的边缘; 并且如果图像的细节很多, 则需要复杂的特征检测(如多尺度)。本文用JSEG方法^[9]对图像进行分割来提取出图像的显著特征。JSEG方法是一种用于进行彩色-纹理图像的无监督分割方法, 它能够很好地提取出纹理均匀的区域, 获得图像的边缘。提取的边缘特征图作为最佳划分步骤中的 C_s 和 C_t , 用于式(4)的计算。

分别取 I_s 和 I_t 中沿着拼接边界 ∂I_s 和 ∂I_t 上的边缘点作为要匹配的特征点, 按相同顺序排列, 得到两个特征点集合 $\{f_s^1, f_s^2, \dots, f_s^m\}$ 和 $\{f_t^1, f_t^2, \dots, f_t^n\}$, 这里 m 和 n 分别是 ∂I_s 和 ∂I_t 上的特征点的个数, 通常它们都只有几个, 因此特征点是稀疏的。每个特征点 f 都与一条边缘相连通, 称为 f 的关联边缘, 用 $\text{edge}[f]$ 表示, 这里 $f \in \{f_s^1, f_s^2, \dots, f_s^m\} \cup \{f_t^1, f_t^2, \dots, f_t^n\}$ 。

当有多于 1 个的特征点相连通或边缘曲线有交叉时, 为了获得各特征点对应的关联边缘, 从沿着 ∂I_t 的特征点开始进行边缘跟踪。当遇到曲线交叉点时, 检查交叉点的下一个点, 选取曲线方向变化较小的点继续跟踪, 并将方向变化较大的点截断。当遇到方向变化很大(即曲率很大)的点时, 在该点截断。如图 2 和图 3 中的“×”所示。

3.2 特征匹配

两特征点 f_t^i 和 f_s^j ($1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$) 之间的匹配误差 $S(f_t^i, f_s^j)$ 由 3 项组成:

$$S(f_t^i, f_s^j) = \gamma \left(\|G_u(f_t^i) - G_u(f_s^j)\|^2 + \|G_d(f_t^i) - G_d(f_s^j)\|^2 \right) + \eta \|W(f_t^i) - W(f_s^j)\|^2 + (1 - \gamma - \eta) D(f_t^i, f_s^j)^2 \quad (6)$$

其中第 1 项用来约束两匹配的特征点关联边缘两边区域的相似性, $G_u(f)$ 和 $G_d(f)$ 分别为特征点 f 的关联边缘 $\text{edge}[f]$ 两边区域的平均梯度; 第 2 项用来约束两匹配的特征点的梯度相似性, $W(f)$ 是 $\text{edge}[f]$ 两边区域的平均颜色值之差; 第 3 项用来约束两匹配的特征点不应该离得太远, $D(f_t^i, f_s^j)$ 是两特征点 f_t^i 和 f_s^j 沿着拼接边界的距离; 参数 γ 和 η 在 $[0, 1]$ 中选取, 用来平衡各项之间的影响(实验中取 $\gamma = 0.4$, $\eta = 0.3$)。

由式(6)计算得到每对特征点之间的匹配误差 $S(f_t^i, f_s^j)$ 。定义一个初始为空的特征匹配表, 并对特征点集 $\{f_t^1, f_t^2, \dots, f_t^n\}$ 建立一个队列, 通过下列方法在 $\{f_s^1, f_s^2, \dots, f_s^m\}$ 中寻找匹配的特征:

(1) 从队列中选取 W 值最大的特征点 f_t^i , 该点对应于梯度最强的特征点。这符合人眼视觉心理学的最强的结构应该最先保持对齐的事实。

(2) 从 $\{f_s^1, f_s^2, \dots, f_s^m\}$ 中寻找匹配误差最小的前 K 个点作为匹配候选点集 $\{f_s^{j_1}, f_s^{j_2}, \dots, f_s^{j_K}\}$, 这里 $f_s^{j_k}$ ($1 \leq k \leq K$) 是匹配误差第 k 小的点。在候选点集中从 $k = 1$ 开始寻找不违反匹配规则的第一个特征点, 作为 f_t^i 的匹配特征点, 加入特征匹配表中。最后从队列中删除 f_t^i (无论是否找到匹配特征点)。匹配规则定义为:

假设 f_t^i 与 f_s^j 匹配, 那么 $f_t^{i'}$ 的匹配点 $f_s^{j'}$ 必须满足 $(i - i')(j - j') > 0$ 。

这一约束规则是为了避免结构的交叉。实验中取 $K = 2$ 。

(3) 如果队列非空, 返回(1)继续操作; 否则, 停止。

特征匹配后, 获得 n' 对匹配特征点, $n' \leq \min(m, n)$ 。如果 $n' = 0$, 则认为最佳划分步骤已经有效地纠正了结构形变, 即消除了结构接缝, 从而不需要再进行形变传播步骤, 只需要采用 4.3 小节中的图像梯度场重构操作消除颜色接缝。注意到, 特征定位和匹配操作也可以用来检测配准后图像是否存在结构接缝。

4 形变传播

4.1 形变表示

当特征匹配表不为空($n' > 0$)时, 对表中每一匹配特征点对 (f_t^i, f_s^j) , 可以定义点 f_t^i 对应的形变矢量 $\mathbf{V}(f_t^i) = (V_x(f_t^i), V_y(f_t^i), V_{\nabla_x}(f_t^i), V_{\nabla_y}(f_t^i))$ 。这里, $V_x(f_t^i)$ 和 $V_y(f_t^i)$ 是分别点 f_t^i 指向 f_s^j 的 x 和 y 分量, 如图 2 所示; $V_{\nabla_x}(f_t^i)$ 和 $V_{\nabla_y}(f_t^i)$ 则是点 f_s^j 与 f_t^i 间的梯度之差的对应分量, 即

$$V_{\nabla_h}(f_t^i) = \nabla_h I_s(f_s^j) - \nabla_h I_t(f_t^i), \quad h \in \{x, y\} \quad (7)$$

这里, 梯度用前向差分近似。对彩色图像, \mathbf{V} 为 8 维矢量。

为了保证目标区域内部有足够的形变, 若关联边缘不穿越目标区域(如图 3 中曲线 C_1 和 C_2), 本文对匹配特征点 f_t^i 的关联边缘 $\text{edge}[f_t^i]$ 上的各点也定义值相同的形变矢量; 否则, 若穿越(如图 3 中曲线 C_3), 为了使 I_t 中目标区域外不产生结构断裂, 只定义该匹配特征点的形变矢量。这样, 可以避免由于拼接边界 ∂I_t 上的匹配特征点过少而使形变传播操作不能有效纠正图像内部的形变; 同时, 特征点的增加, 可加快形变传播的速度。

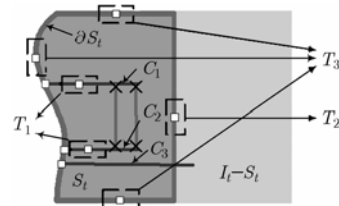


图 3 形变传播

某点的结构形变矢量代表该点为实现图像的无缝拼接而需要进行的改变量。形变矢量中同时考虑了几何结构和颜色梯度的改变, 因此不仅能够纠正图像拼接中空间结构的错位, 还能处理颜色过渡的不自然, 即能够同时消除结构接缝和颜色接缝。

4.2 形变传播

为了对 I_t 进行结构形变, 获得 I_t 中匹配特征点及关联边缘点的结构形变矢量后, 接着将形变平滑地由这些稀疏点传

播到其余区域中。在实际处理中,可以设定 I_t 中的局部或全部区域作为目标区域(即待形变区域)。

如图 3 所示,记目标区域为 S_t , $S_t \subseteq I_t$, 其内边界为 ∂S_t , $\partial S_t \subset S_t$, S_t 外区域为 $I_t - S_t$ 。对 S_t 中的某像素点 $p \in S_t$, 分 3 种情况讨论: (1) p 属于匹配特征点或关联边缘点(图 3 中的 T_1), 则其形变矢量 $\mathbf{V}(p)$ 通过式(7)求得; (2) p 属于边界非匹配特征点, 若 p 与区域 $I_t - S_t$ 相邻(图 3 中的 T_2), 则 $\mathbf{V}(p) = 0$, 否则(图 3 中的 T_3)采用 Neumann 边界条件定义其形变传播, 即 $\nabla \mathbf{V}(p) = 0$; (3) p 属于内部非匹配特征点, 则其形变矢量未知, 通过形变传播求得。

可见, 当点 p 为匹配特征点或与 $I_t - S_t$ 相邻的边界点时, 其形变矢量已知。记 S_t 中形变矢量待求区域为 U_t , 形变矢量已知的区域为 $S_t - U_t$ 。为了将形变由已知点平滑传播到待求区域, 通过最小化形变的变化来实现, 即求解下列方程的最小值:

$$\mathbf{V}^* = \arg \min_{\mathbf{V}} \iint_{p \in U_t} \|\nabla \mathbf{V}\|^2 dp \quad (8)$$

式中梯度算子 ∇ 分别对矢量 \mathbf{V} 的各个分量进行。求解式(8), 由 Euler-Lagrange 方程, 得

$$\nabla^2 \mathbf{V} = 0, \quad \forall p \in U_t, \quad \text{满足 } \mathbf{V}|_{S_t - U_t} = \mathbf{V}^*|_{S_t - U_t} \quad (9)$$

其中 $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 是拉普拉斯算子, 分别对矢量 \mathbf{V} 的各个分量进行。式(9)是泊松方程, 对其进行离散化, 则对 \mathbf{V} 的每个分量, 都可以得到一个大型稀疏线性系统, 如对分量 V_x 进行离散化有:

$$\begin{aligned} |N_p \cap S_t| V_x(p) - \sum_{q \in N_p \cap (S_t - U_t)} V_x(q) &= \sum_{q \in N_p \cap U_t} V_x(q), \\ \forall p \in U_t \end{aligned} \quad (10)$$

其中 N_p 是 p 点的 4 邻域, $|N_p \cap S_t|$ 是区域 $N_p \cap S_t$ 中像素点的数目, 满足 $|N_p \cap S_t| \leq 4$ 。式(10)考虑了图像边界像素的近似, 同时 Neumann 边界条件也可通过式(10)近似。

通过简单的特征检测来获得图像中稀疏的显著结构特征点的形变矢量, 其余点的形变矢量便可以通过形变传播获得; 这大大地避免了复杂的特征检测操作(如多尺度特征检测), 降低了由于特征定位的不准确造成的图像的结构错位。

求解线性系统后, 区域 S_t 中的每一点获得一个对应的形变矢量; 接着, 使用这些形变矢量, 通过最近邻域内插进行逆映射, 得到 S_t 的梯度场 \mathbf{G}_t 。

4.3 图像重构

最后, 由区域 S_t 的梯度场 \mathbf{G}_t , 重构出图像, 重构方法类似于文献[6]中的方法。记 $\mathbf{G}_t = (u_t, v_t)$, 求解式(11)的最小值来得到区域 S_t 的图像颜色值(对彩色图像, 分成 3 个通道独立处理):

$$I_t^* = \arg \min_{I_t} \iint_{p \in S_t} \|\nabla I_t - \mathbf{G}_t\|^2 dp \quad (11)$$

由 Euler-Lagrange 方程, 得

$$\nabla^2 I_t = \nabla \cdot \mathbf{G}_t, \quad \forall p \in S_t \quad (12)$$

其中 $\nabla \cdot \mathbf{G}_t = \frac{\partial u_t}{\partial x} + \frac{\partial v_t}{\partial y}$ 是梯度 $\mathbf{G}_t = (u_t, v_t)$ 的散度。式(12)

是一个泊松方程, 其边界条件为区域 S_t 外边界的颜色值。类似式(10)进行离散化, 得到一个大型稀疏线性系统。

在形变传播和图像重构中, 都需要求解大型稀疏线性系统, 采用超松弛迭代法(SOR)求解。其求解速度很快, 例如, 对于大小为 30000 像素的目标区域, 每个线性系统在 Pentium IV 上的求解时间大约为 0.8s。

5 实验结果

为了验证方法的有效性, 本文在 Pentium IV 2.6G 和内存 256M 的计算机上进行了实验。下面给出部分实验结果, 并将本文方法与其它几种方法进行了比较。

图 4 是两幅纹理较丰富的图像的拼接结果, 重叠区域用实方框标出。图 4(c)和图 4(d)是采用 JSEG 方法分割得到的边缘特征图, 只提取出图像中显著的结构特征, 大大降低了特征检测的复杂性。图 4(e)是本文方法结果, 目标区域 $S_t = I_t$, 图像的几何结构和颜色都得到了很好修正, 消除了结构接缝和颜色接缝。图 4(f)–图 4(l)比较了其它方法的结果: 图 4(f)和 4(g)是采用文献[4]的最佳接缝算法结果, 由于图像的颜色值差别较大, 产生了明显的接缝, 并破坏了图像中的目标, 图中用黑实线标出; 图 4(h)和图 4(i)是本文的最佳划分算法结果, 由于误差函数考虑了结构的平滑性和特征连续性, 因此没有破坏图像中的目标(如树木), 并且有效地减少了几何结构的错位, 在划分线两边的特征点是稀疏的(如图 4(i)); 拉普拉斯金字塔混色结果图 4(j)和泊松编辑结果图 4(k)的结构接缝仍然较明显。

方法还可以用于非传统的图像拼接, 例如, 待处理的图像不是来自同一个场景或同一目标。图 5 是两幅几何结构差异较大的图像的拼接结果。羽化, 最佳接缝, 泊松编辑和 GIST 方法都不能很好消除结构接缝; 图 5 (g)是 Jia 等的方法处理结果, 目标区域内部的形变不足; 图 5(h)是本文方法结果, 实验中目标区域 $S_t = I_t$, 形变传播从接缝特征点及其关联边缘处进行, 保证了目标区域内部有足够的形变。

6 结束语

本文给出了一种结合稀疏特征的匹配和形变矢量传播的无缝图像拼接方法。方法避免了复杂的特征检测, 能够同时有效地在全局上消除图像拼接中存在的结构接缝和颜色接缝。首先, 在重叠区域上寻找一条结构误差最小的最佳接缝, 这可以降低拼接边界上的特征复杂度, 减少了结构错位。然后, 在拼接边界上寻找相互匹配的显著结构特征点, 其数目通常很小, 从而获得目标区域中的稀疏特征点的结构形变, 并通过求解相应的泊松方程将这些稀疏的形变平滑地传播到目标区域内部, 这大大地降低了特征检测与匹配的复杂性。形变矢量中同时考虑了图像的几何结构和颜色梯度, 这一在梯度域上进行的操作能够同时完成几何结构形变和颜色纠正, 因此能够统一地处理图像拼接中的曝光差异和较大的结构错位问题。同时, 通过求解线性系统来实现形变传播和图像重构, 使方法的执行简单快速。与其它方法进行比

较, 本文方法获得较为明显的改进。

下一步的研究包括将方法用于其它领域如纹理合成, 以及应用到视频拼接中。

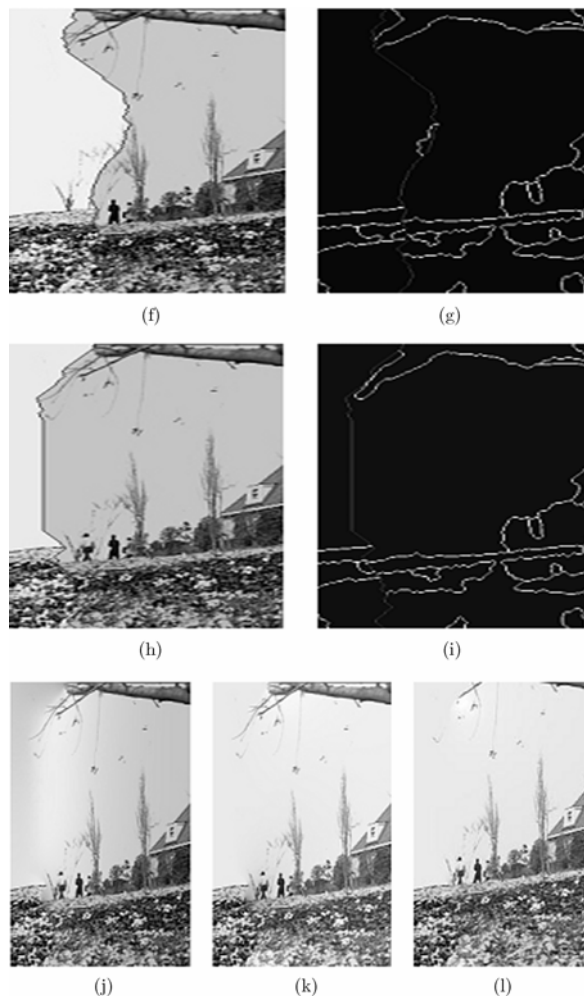
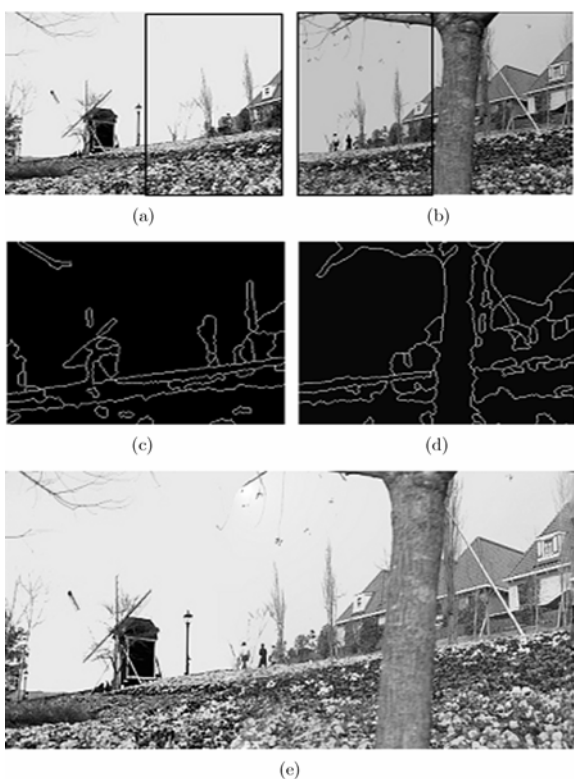


图 4 花园

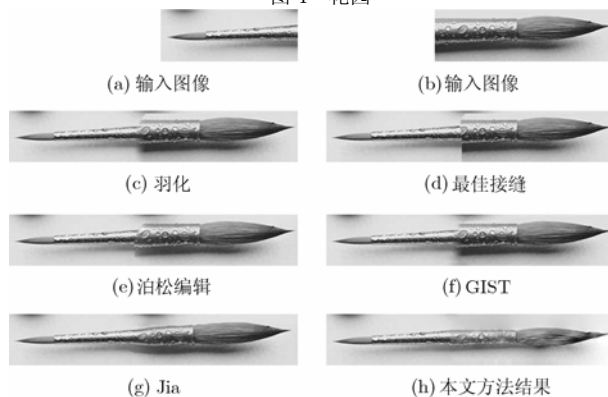


图 5 画笔

参 考 文 献

- [1] Uyttendaele M, Eden A, and Szeliski R. Eliminating ghosting and exposure artifacts in image mosaics. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Hawaii, 2001, 2: 509-516.
- [2] Burt J and Adelson H. A multiresolution spline with applications to image mosaics. *ACM Trans. on Graphics*, 1983, (4): 217-236.

- [3] Su M, Hwang W, and Cheng K. Analysis on multiresolution mosaic images. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, 7(13): 952-959.
- [4] Efros A and Freeman W. Image quilting for texture synthesis and transfer. In: Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH 2001, Angeles, California, 2001: 341-346.
- [5] Kwatra V, Schodl A, and Essa I, *et al.* Graphcut textures: image and video synthesis using graph cuts. *ACM Trans. on Graphics*, 2003, 22(3): 277-286.
- [6] Perez P and Gangnet M. Blake A. Poisson image editing. *ACM Trans. on Graphics*, 2003, 22(3): 313-318.
- [7] Jia J Y and Tang C K. Eliminating structure and intensity misalignment in image stitching. In: Proceedings of IEEE international conference on computer vision (ICCV), Beijing, 2005, 2: 1651-1658.
- [8] Zomet A, Levin A, and Peleg S, *et al.* Seamless image stitching by minimizing false edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(4): 969-977.
- [9] Deng Y N and Manjunath B S. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(8): 800-810.

葛仕明: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为图像处理、计算机视觉.

程义民: 男, 1945 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、信息隐藏、网络多媒体、深度图像分析.

曾丹: 女, 1982 年生, 博士生, 研究方向为计算机视觉、虚拟人物设计.

何兵兵: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为图像和视频处理.