

## 借助大位移视图进行图像修补的透视畸变最小化算法\*

刘春晓<sup>1,2+</sup>, 彭群生<sup>1,2</sup>, 杨颖振<sup>1,3</sup>, 王进<sup>1</sup>, 陈为<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 浙江 杭州 310058)

<sup>2</sup>(浙江大学 理学院 数学系, 浙江 杭州 310058)

<sup>3</sup>(浙江大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310058)

### Perspective Distortion Minimization Algorithm for Image Repairing from a Large Displacement View

LIU Chun-Xiao<sup>1,2+</sup>, PENG Qun-Sheng<sup>1,2</sup>, YANG Ying-Zhen<sup>1,3</sup>, WANG Jin<sup>1</sup>, CHEN Wei<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

<sup>2</sup>(Department of Mathematics, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

<sup>3</sup>(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

+ Corresponding author: E-mail: liuchunxiao@cad.zju.edu.cn

Liu CX, Peng QS, Yang YZ, Wang J, Chen W. Perspective distortion minimization algorithm for image repairing from a large displacement view. *Journal of Software*, 2008,19(Suppl.):202–212. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/s202.htm>

**Abstract:** A coarse-to-fine perspective distortion minimization algorithm is proposed for image repairing based on an additional large displacement view (LDV) of the same scene. It works by correcting the perspective distortion in the LDV image, and then utilizing the rectified LDV image to recover the missing areas on the target image. First, under the assumption of a planar scene, the LDV image is globally warped according to a homography to generate the initial distortion correction. Second, a mismatch recognition mechanism detects the remaining distortions in the initially corrected LDV image. They are further relaxed by energy optimization of overlap correspondences with the expectations of color constancy and displacement field smoothness. Third, under the constraints of epipolar geometry, displacement field smoothness and color consistency among the neighboring pixels, the missing pixels are orderly restored according to a specially-defined repairing priority function. Poisson image blending is adopted to eliminate the ghost effect between the repaired region and its surroundings and get the seamless repairing effect. Experimental results demonstrate that this method outperforms recent state-of-the-art image completion algorithms, especially for completing large damaged area with complex structure information.

**Key words:** image repairing; large displacement view; perspective distortion correction; pixel correspondence; epipolar constraint; energy optimization

**摘要:** 提出一种由粗到精的透视畸变最小化算法,借助大位移视图来修补目标图像.它先对大位移视点图像进

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60403038, 60603076, 60703048 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2007AA01Z316 (国家高技术研究发展计划(863)); the National Basic Research Program of China under Grant No.2002CB312101 (国家重点基础研究发展计划(973))

Received 2008-05-03; Accepted 2008-11-14

行透视畸变校正后再用来补全目标图像上的丢失信息区域.首先,在平面场景的假设下,大位移视点图像通过单应矩阵进行全局变形得到初始的畸变校正.然后,由误匹配识别机制检测出初始校正的大位移视图中的残余畸变.在颜色一致性和位移场光滑性的期望下,残余畸变通过基于能量优化的重叠像素对应算法得到进一步的松弛.最后,在极线几何以及像素邻域中的位移场光滑性和颜色一致性的约束下,信息丢失像素按照特别定义的修补优先级函数依次得到恢复.泊松图像融合算法被用于消除修补区域与其周围像素之间可能存在的鬼影现象从而得到无缝的修补效果.实验表明,该方法优于已有的图像修补算法,且能够修补含有复杂结构信息的较大受损区域.

**关键词:** 图像修补;大位移视图;透视畸变校正;像素对应;极线约束;能量优化

图像修补是指利用当前图像或者另一幅图像上的可见信息来填充图像上的被遮挡或受损区域,从而得到视觉上满意的效果.由于在照片编辑、索具去除和特效制作等方面的广泛应用需求<sup>[1]</sup>,图像修补技术在过去的十几年中得到了很大的关注,且涌现出很多算法<sup>[2]</sup>.

传统的图像修补算法主要分为基于偏微分方程或纹理合成的方式.前者将空洞周围已知像素的颜色扩散到丢失信息区域,因此它一般只能修补细小的划痕,而不适于较大的或纹理性的破损区域.通过拷贝已知区域中的图像面片来填充未知区域,后者对于具有显著纹理特性的相对较大丢失信息区域产生了惊人的修补结果.但是,由于其内在的两个不合理假设,它一般不能较好地恢复结构信息.首先,它假设目标图像上丢失的像素可以在周围已知信息区域中找到.实际上,这个假设在很多情况下无法满足.因此,搜索空间的定义使它本质上是一个欠约束的病态问题<sup>[3]</sup>.其次,一旦找到最佳匹配的源图像面片,应该先将其进行合理的几何变形后再填充目标区域.然而,先前的工作大多假设图像面片中的场景是平面的,且与图像平面对齐.因此,场景中的任何三维信息都被忽略了.总之,已有图像修补方法大多基于单幅图像,不适于修补较大的丢失信息区域,尤其是难以恢复复杂的结构信息.

针对传统图像修补方法中存在的问题,本文提出一种利用大位移视图修补单幅图像的新算法.基于多幅图像,特别是大位移视点图像,进行单幅图像修补的工作很少,但是它确实给我们在现实生活中遇到的图像修补问题提供了一个有效的解决途径<sup>[4]</sup>.本文算法的基本思想是采用大位移视图中的信息来修补目标图像中的信息丢失区域.然而,取得视觉满意的修补效果并非易事,尤其是要解决好两个关键问题.第一个挑战是如何校正大位移视图上已知公共场景区域中的透视畸变.由于图像中可能包含具有不同场景深度的物体,直接利用大位移视图的全局变形图像来修补受损区域会导致较差的效果.因此,需要获得两个视图上已知公共场景区域中的像素对应.由于传统的立体匹配算法<sup>[5]</sup>和光流算法<sup>[6]</sup>仅仅适合短基线的像素对应问题,本文提出了一个在颜色恒常性和位移场平滑性约束下的适用于大位移视图间稠密像素匹配的能量优化新方案.在优化过程中,我们提出一个误匹配检测准则来提取迷失像素,并通过一个动态增加的权系数来给予校正.考虑到数值计算的稳定性,我们采用了逐像素的优化策略.

对大位移视图上已知公共场景区域进行畸变校正之后,第二个挑战是如何利用校正的周围已知区域来估计目标图像上的信息丢失区域.我们也将此看作基于能量优化的像素对应问题.根据极线几何<sup>[7]</sup>,当前图像在大位移视图中的对应像素位于由基础矩阵决定的极线上.再加上邻域像素中的位移场光滑性和颜色一致性约束,我们提出一个新的能量函数来预测丢失像素.另外,我们按照一个定义的修补优先级函数所确定的次序来恢复受损区域中的图像结构.为了消除因两视图中的亮度差异而引起的鬼影现象,泊松图像混合算法<sup>[8]</sup>用于产生无缝的修补效果.

本文算法中的贡献体现在以下 3 个方面.首先,我们提出一个利用大位移视图修补单幅图像的畸变最小化算法.一个由粗到细的畸变校正算法用于恢复目标图像中的丢失像素.其次,我们提出一个大位移视图中稠密像素对应的能量优化新方案,它被作为已知公共场景区域中残余畸变的校正.最后,在极线几何和邻域像素中位移场光滑性与颜色一致性的约束下,我们提出了一种基于能量优化的视点一致性空洞填充算法.

本文第 1 节回顾相关的工作.第 2 节详细描述我们提出的算法.实验结果在第 3 节给出.第 4 节总结整篇论文并简要展望后续的工作.

## 1 相关工作

本文受启发于在图像和视频的修补方面的工作,因此这也是研究背景介绍的主要内容。

### 1.1 图像修补技术

自从 2000 年 Bertalmio 等人<sup>[9]</sup>在 ACM SIGGRAPH 大会上初次介绍关于图像修补的工作以来,图像修补技术得到足够的关注并取得了一定的成果.尽管如此,大部分的图像修补方法是基于单幅图像的,且大体上可分为基于偏微分方程、纹理合成和统计分析的方法.

基于偏微分方程的方法定义受损区域周围的已知信息像素为边界条件,将图像修补看作偏微分方程求解<sup>[9]</sup>或变分问题<sup>[10,11]</sup>.因此,图像修补的过程转换成已知像素信息向空洞区域的扩散过程.这类方法一般只适合于较小的结构性区域的恢复,但是对于高度纹理性的区域将失效.

基于纹理合成的方法将目标图像上的已知信息区域看作纹理样本,然后采用纹理合成的方法生成新的图像面片来填充丢失信息区域<sup>[12-15]</sup>.这类方法一般对于纹理性的区域能够产生满意的效果,但是很难保持较大受损区域中的结构信息.通过用户在受损区域中指定的结构曲线<sup>[16]</sup>或在场景中指定的射影变换关系<sup>[17]</sup>的帮助下,基于纹理合成的交互图像修补方法取得了惊人的效果.然而,他们对于具有复杂结构信息的自然场景必需令人厌烦的用户交互量.最近的工作<sup>[18]</sup>通过检索巨大图像库中的类似照片用于空洞的修补,因此图像库的大小及其多样性成为决定恢复能否成功的关键.

基于统计分析的方法假设图像上的已知信息区域的统计特性可以代表整幅图像,然后根据统计分析的结果来恢复受损区域. Levin 等人<sup>[19]</sup>通过对已知信息区域的统计学习获得全局的统计分布,然后利用闭环置信传播算法寻求丢失信息区域的最大概率解.基于最大期望的方法<sup>[20]</sup>将图像修补看作基于图像稀疏表示的受损区域最大似然估计问题,然后利用最大期望算法进行求解.

就我们所知,很少有利用大位移视图修补单幅图像的研究工作.一项非常相关的工作<sup>[4]</sup>不但大大受限于准平面场景的修补,而且需要令用户感觉繁琐的交互工作进行平面场景区域的分割.

### 1.2 视频修补技术

Bertalmio 等人<sup>[21]</sup>将基于偏微分方程的图像修补方法推广至视频的修补.它能够恢复视频帧上较小的非纹理性空洞,但是不适宜于较大的空洞.将视频修补看作基于纹理合成的全局优化问题,文献[22,23]中的方法分别通过局部结构和运动的直接时空体块采样来修补丢失信息的像素. Jia 等人的方法<sup>[24]</sup>在时空一致性的约束下搜索视频序列中的最佳匹配面片用于填充视频中的空洞.运动的周期性也在基于纹理合成的视频修补中得到利用<sup>[25]</sup>.最近的工作<sup>[26]</sup>先将每帧分割成静态背景和运动前景,再依次进行基于纹理合成的运动和背景修补.

由上述可见,大部分的视频修补方法假设相邻帧间发生非常微小的相机运动.因此,它们几乎不考虑场景中的三维信息,直接利用相邻帧上的已知信息来修补当前帧上的受损区域.然而,由于两个视图中的同一场景可能发生较大的透视畸变,我们不能直接利用大位移视图上的信息来作为修补用途.

## 2 借助大位移视图进行图像修补的透视畸变最小化算法

本文提出一个利用大位移视图修补目标图像上较大信息丢失区域的透视畸变最小化算法.算法的关键是如何校正大位移视图上已知公共场景区域中的透视畸变,以及如何利用校正的空洞周围已知像素来估计信息丢失的像素.为此,我们提出一个由粗到细的畸变校正算法解决上述两个关键问题.算法流程图如图 1 所示,下面将描述算法的每个关键步骤并给出必要的实现细节.

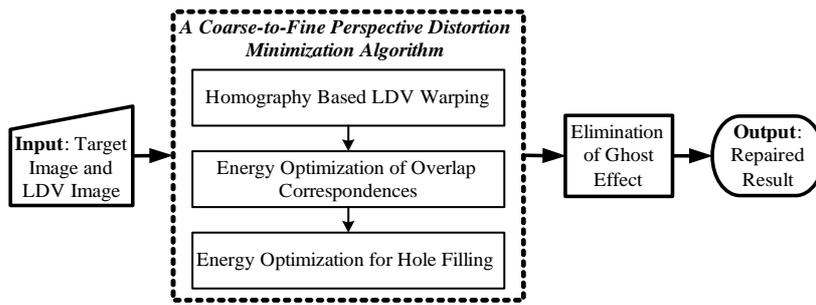


Fig.1 Flowchart of our algorithm  
图 1 算法流程图

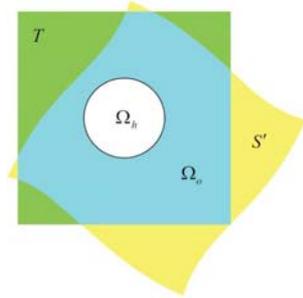


Fig.2 Global LDV warping  
图 2 大位移视图全局变形

## 2.1 基于单应矩阵的大位移视图变形

为了加速算法的收敛过程,我们首先通过假设两个视图中的场景近似位于同一个三维平面上来快速得到全局较优的初始解.因此,通过单应矩阵作用下的全局变换所获得的两视图间的重叠区域被近似当作他们的公共场景区域.全局变形的大位移视图不但提供了两视图间已知公共场景区域的初始畸变校正结果,而且提供了目标图像上丢失信息像素的初始估计.

基于单应矩阵的大位移视图变形主要包含如下 3 个步骤:

(1) 特征检测与匹配:我们采用一个鲁棒的特征点提取算法,即尺度不变特征变换(SIFT)检测器<sup>[27]</sup>,在两个视图上提取足够的特征点及其高维特征描述符.然后,逼近最近邻(ANN)搜索算法<sup>[28]</sup>用于获得两视图中检测特征点的匹配对应关系.

(2) 单应矩阵的求解:由于逼近最近邻方法存在不可避免的误匹配,再加上图像噪声的影响,因此特征匹配点集中存在可能的外点.我们采用 RANSAC 算法剔除外点,Levenberg-Marquardt(LM)算法鲁棒地估计单应矩阵  $H$  满足变换公式:

$$p = Hp', \text{ 即 } \lambda \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix},$$

其中,  $p$  和  $p'$  分别是目标图像和大位移视图上匹配特征点的齐次坐标表示,  $\lambda$  为齐次常量,  $h_0, \dots, h_7$  是  $H$  的 8 个未知参数.

(3) 大位移视图变形:根据  $H$  将大位移视图  $S$  变换到目标图像  $T$  的视点下,如图 2 所示.

变形的大位移视图  $S'$  落到目标图像  $T$  上产生两者的重叠区域.  $S'$  上与目标图像  $T$  中已知区域重叠的部分建立了已知公共场景区域  $\Omega_o$  的初始像素对应.  $S'$  上与目标图像  $T$  中丢失信息区域重叠的部分提供了对空洞区域  $\Omega_h$  的初始估计.

## 2.2 基于能量优化的重叠像素对应

由于大位移视图的变形是基于平面场景的假设,在不满足此假设的情况下已知公共场景区域  $\Omega_o$  中会存在大量的误匹配像素.根据极线几何<sup>[7]</sup>,基础矩阵描述了两个视图间的几何关系.然而,直接利用已知公共场景区域中的像素对应计算的基础矩阵会被误匹配引起的累积误差所感染.另外,基础矩阵并不是估计丢失信息像素的充分位移场约束.我们引入在丢失信息像素邻域中的位移场平滑性作为另一个约束.为了鲁棒地估计出两视图间的基础矩阵和空洞周围已知像素的位移作为估计空洞像素的约束,需要进一步校正  $\Omega_o$  中的残余畸变和优化其中的像素对应.传统的立体匹配算法<sup>[5]</sup>和光流算法<sup>[6]</sup>大多只适合于短基线的稠密像素对应问题.通过误匹配检测机制和动态权值参数,我们将已知公共场景区域中的畸变校正看作基于能量优化的像素对应问题,并提出一个新的优化策略用于产生大位移视图间的可靠像素对应.

设  $(p, p')$  为目标图像  $p \in T$  和大位移视图  $p' \in S$  上的像素匹配点对,  $N_p$  为  $p$  在已知公共场景区域  $\Omega_o$  中的四连通邻域像素,  $(p, q)$  为相邻像素对  $q \in N_p$ . 假设已知公共场景区域为马尔可夫随机场(MRF), 那么一个像素可由它相邻像素唯一决定. 在对应像素的颜色恒常性和邻域像素的位移场光滑性约束下, 我们定义能量函数为

$$E = \sum_{p \in \Omega_o} E_c(p) + \lambda \sum_{\langle p, q \rangle \in \Omega_o} E_s(p, q) \quad (1)$$

其中  $E_c(p)$  为颜色恒常项,  $E_s(p, q)$  为位移场光滑项.  $\lambda$  是一个平衡  $E_c(p)$  和  $E_s(p, q)$  的动态权值参数. 在公式(1)中, 颜色恒常项确保大位移视图中像素颜色值  $C_{p'}$  与目标图像中对应像素颜色值  $C_p$  的一致性. 因此, 它表示为对应像素颜色值差异的平方, 即

$$E_c(p) = (C_{p'} - C_p)^2 \quad (2)$$

相邻像素的位移向量大多是相近的, 即位移场应该是光滑的. 因此, 位移场光滑项惩罚相邻像素  $p$  和  $q$  之间不一致的位移变化, 它通常表示为对应像素  $p'$  和  $q'$  坐标差异的平方, 即  $E_s(p, q) = (p' - q')^2$ . 然而, 上述表示强烈抑制了不连续的运动边界, 造成过渡光滑的位移场. 为了松弛对较大位移变化的惩罚力度, 我们采用了对较大位移变化上升缓慢的 Huber 函数  $\rho(x)$ . 因此, 我们的位移场光滑项表示为

$$E_s(p, q) = \rho(p' - q'), \quad \rho(x) = \begin{cases} x^2, & |x| \leq \delta, \\ 2\delta|x| - \delta^2, & |x| > \delta \end{cases} \quad (3)$$

由于图像数据的不规则性和较大的求解规模, 同时优化已知公共场景区域中所有像素的位移向量不但易于陷入不稳定的局部解, 而且计算开销很大. 在此, 我们采用松弛的优化策略<sup>[29]</sup>, 即一次优化一个像素的位移向量, 其他的暂且固定不变. 根据能量函数(1), 仅仅其中的几项随像素  $p$  的位移向量的变化而变化. 设  $(X_{i,j}, Y_{i,j})$  为大位移视图上像素  $p'$  的对应像素坐标,  $(i, j)$  是目标图像上像素  $p$  的坐标. 关于像素  $p$  的能量函数表示如下:

$$E(p) = \begin{cases} (C_{p'} - C_p)^2 + \lambda[\rho(X_{i,j} - X_{i-1,j} - 1) + \rho(X_{i,j} - X_{i,j-1}) + \\ \rho(X_{i+1,j} - X_{i,j} - 1) + \rho(X_{i,j+1} - X_{i,j}) + \rho(Y_{i,j} - Y_{i-1,j}) + \\ \rho(Y_{i,j} - Y_{i,j-1} - 1) + \rho(Y_{i+1,j} - Y_{i,j}) + \rho(Y_{i,j+1} - Y_{i,j} - 1)] \end{cases} \quad (4)$$

对每个像素的位移向量优化过程中, 我们采用共轭梯度法求解方程(4)的最小值. 像素对应的详细优化过程如下:

- (1) 初始化. 使用单应矩阵的逆矩阵  $H^{-1}$  来初始化  $p'$ , 即  $p' \sim H^{-1}p, \forall p \in \Omega_o$ ; 动态权值  $\lambda$  的初始值取  $\lambda_0$ .
- (2) 能量函数最小化. 使用共轭梯度法最小化方程(4)获得  $p'$ ,  $\forall p \in \Omega_o$ .
- (3) 误匹配识别. 如果  $DisplaceTerm(p) > \theta_d$  && ( $ColorSimilarity(p) > \theta_{cs} \parallel ColorDiffer(p) > \theta_{cd}$ ), 将  $p$  放入误匹配像素集  $M_m$ ; 否则, 将  $p$  放入匹配像素集  $M_g$ .
- (4) 优化循环. 对  $\forall p \in M_m$ , 增加动态权值  $\lambda$  的值, 重复步骤 2 和步骤 3; 如果  $p$  不满足误匹配条件, 将其从  $M_m$  移至  $M_g$ .
- (5) 结束条件. 如果  $M_m = \emptyset$  或在上一个优化循环中没有像素从  $M_m$  中移除, 退出.

我们设计了像素误匹配检测规则来发现那些由于遮挡或自遮挡引起的迷失像素. 特别地,  $DisplaceTerm(p)$  表示方程(4)中与  $p$  相关的位移场光滑项的值.  $ColorSimilarity(p)$  表示目标图像上像素  $p$  和在位移视图上的对应像素  $p'$  的八邻域对应像素之间的绝对颜色差异之和.  $ColorDiffer(p)$  为目标图像上像素  $p$  与位移视图上的对应像素  $p'$  的绝对颜色差异. 在像素对应的优化过程中, 动态权值  $\lambda$  初始取值在 0.05 ~ 0.5 之间, 然后在经过每个优化循环之后增加 0.5 以加强位移场光滑项对那些迷失像素的约束.

利用已知公共场景区域中足够的可靠像素对应  $(p, p') \in M_g$ , 我们使用归一化的八点法估计两视图的基础矩阵. 与单应矩阵的估计类似, RANSAC 算法和 LM 算法用于剔除外点并鲁棒估计基础矩阵  $F$  满足极线方程

$$p'^T F p = 0, \text{ 即 } \begin{pmatrix} X_{i,j} & Y_{i,j} & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} f_0 & f_1 & f_2 \\ f_3 & f_4 & f_5 \\ f_6 & f_7 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} i \\ j \\ 1 \end{pmatrix} = 0,$$

其中  $f_0, \dots, f_7$  是  $F$  的 8 个未知参数.

### 2.3 基于能量优化的丢失像素估计

我们将空洞像素的修补当作逐像素的优化问题,即给定基于单应矩阵的大位移视图变形所得到的初始值,通过已知公共场景区域中的可靠像素对应集合  $M_g$  来估计丢失信息像素  $p \in \Omega_h$  在大位移视图上的对应像素  $p'$ . 为了获得满意的效果,必须满足 3 个先验期望. 首先,根据极线几何,大位移视图上的对应像素  $p'$  位于  $p$  的极线上. 因此,  $p$  和  $p'$  满足基于基础矩阵  $F$  的极线方程约束,即  $p'^T F p = 0$ . 其次,在空洞周围及其内部的位移场应该是光滑的. 最后,在目标图像和大位移视图上  $p$  与  $p'$  的局部邻域中的颜色分布应该一致.

设  $\partial\Omega_h$  表示空洞的边界,  $\mathcal{A}\Omega_h = \{p \in T \setminus \Omega_h : N_p \cap \Omega_h \neq \emptyset\}$  为空洞周围位于已知公共场景区域中的像素.  $NB_p$  是以像素  $p$  为中心的  $3 \times 3$  图像面片. 考虑到上述先验期望,定义丢失信息像素  $p$  的能量函数如下:

$$E(p) = \lambda_c E_c(p) + \lambda_e E_e(p) + \lambda_s E_s(p) \quad (5)$$

其中,  $E_c(p)$  是颜色一致性能量项,  $E_e(p)$  是极线约束能量项,  $E_s(p)$  为位移场平滑能量项.  $\lambda_c$ ,  $\lambda_e$  和  $\lambda_s$  是起平衡作用的 3 个权值参数.  $E_c(p)$  为目标图像像素  $p_i \in NB_p$  与大位移视图像素  $p'_i \in NB_{p'}$  之间颜色差异的平方和,即

$$E_c(p) = \sum_{p_i \in NB_p} (C'_{p_i} - C_{p_i})^2 \quad (6)$$

$E_e(p)$  表达为  $p$  和  $p'$  的极线几何误差平方和,即

$$E_e(p) = d^2(p', Fp) + d^2(p, F^T p') \quad (7)$$

其中  $d(x, l)$  是点  $x$  到直线  $l$  的距离函数.

设  $R$  为空洞  $\Omega_h$  中已经修补的像素集合,  $E_s(p)$  为  $p$  和  $q \in N_p \cap ((\mathcal{A}\Omega_h \cap M_g) \cup R)$  的位移差异的平方和,即

$$E_s(p) = \sum_{(p, q) \in (\mathcal{A}\Omega_h \cap M_g) \cup R} (p' - q')^2 \quad (8)$$

对丢失信息像素的修补过程是逐像素进行的,而且开始于当前空洞的边缘像素  $B_h$ . 为了保持结构信息以达到可靠的空洞修补,定义像素  $p \in B_h$  的修补优先级为

$$P(p) = C(p) * D(p) * S(p),$$

其中,

$$C(p) = \sum_{q \in NB_p} cw(q) / 8, D(p) = \sum_{r \in N_p} dw(r) / 4, S(p) = \nabla C_p^\perp \cdot n_p / \alpha.$$

颜色置信项  $C(p)$  表示  $p$  的八邻域  $NB_p$  中包含可靠颜色信息的多少,  $cw(q)$  是  $p$  的八邻域像素  $q$  的颜色置信权值.  $D(p)$  是位移置信项,它表示  $p$  的四邻域  $N_p$  中包含可靠位移信息的多少,  $dw(r)$  是  $p$  的四邻域像素  $r$  的位移置信权值. 结构保持项  $S(p)$  中的  $\nabla C_p$  代表  $NB_p$  中的最大颜色梯度值,  $\perp$  是正交算子.  $n_p$  是空洞边缘  $\partial\Omega_h$  上像素  $p$  的单位法向,  $\alpha$  是归一化因子.  $S(p)$  表示图像结构与空洞边缘之间的作用强度,并且给予结构作用较强的像素以较高的优先级<sup>[14]</sup>.

基于能量优化的空洞像素估计算法伪代码如下:

- (1) 初始化. 使用单应矩阵的逆矩阵  $H^{-1}$  来初始化  $p'$ , 即  $p' \sim H^{-1} p, \forall p \in \Omega_h$ ; 初始化  $B_h$  为  $\partial\Omega_h$ .
- (2) 权值设置.
  - 颜色置信权值设置. 如果  $p_i \in \mathcal{A}\Omega_h \cup R$ ,  $cw(p_i) = 1$ ; 否则  $cw(p_i) = 0$ .
  - 位移置信权值设置. 如果  $p_i \in (\mathcal{A}\Omega_h \cap M_g) \cup R$ ,  $dw(p_i) = 1$ ; 否则  $dw(p_i) = 0$ .
- (3) 优先级计算.
  - 对  $\forall p \in B_h$ , 计算  $C(p)$ ,  $D(p)$  和  $S(p)$ .
  - 如果  $C(p) < \theta_c \parallel D(p) < \theta_d \parallel S(p) < \theta_s$ ,  $P(p) = 0$ ; 否则  $P(p) = C(p) * D(p) * S(p)$ .
- (4) 能量函数最小化. 对于修补优先级最高的像素  $p_m = \arg \max_{p \in B_h} [P(p) > 0]$ , 通过共轭梯度法最小化能量函数  $E(p_m)$  来获得  $p'_m$ .
- (5) 像素拷贝和填充. 使用  $p'_m$  来修补  $p_m$ , 并设  $cw(p_m) = 0, dw(p_m) = 1$ ; 更新  $B_h$  和  $R$ .
- (6) 优化循环.

- 内层循环:重复步骤(4)~(5)直至两个循环迭代过程中没有被修补的像素.
- 外层循环:重复步骤(2)~(5)直至  $B_h = \emptyset$ .

在实际实验中,  $\lambda_c$  和  $\lambda_e$  分别固定在 0.5~1.5 和 1~2 的范围取值.  $\lambda_s$  初始化为 1~2 的范围内, 然后每经一个内层循环就增加 1 来增强位移场光滑性的约束作用. 通过空洞像素估计算法, 空洞中的所有像素将由优化得到的大位移视图中对应像素来修补.

#### 2.4 鬼影现象的消除

通过畸变优化的过程, 目标图像上的信息丢失像素采用大位移视图上的对应像素得到很好地修补. 但是, 由于目标图像与大位移视图之间存在不可避免的亮度差异, 因此修补后的区域与整个目标图像之间会存在亮度不一致的现象, 即鬼影. 我们采用 Poisson 图像融合技术很好地解决了这一问题<sup>[8]</sup>.

设  $f_q^*$  是像素  $q \in \alpha\Omega_h$  的已知颜色信息, 则空洞中像素  $p \in \Omega_h$  的融合颜色信息  $f_p$  可以通过求解如下线性方程组得到:

$$|N_p|f_p - \sum_{q \in N_p \cap \Omega_h} f_q = \sum_{q \in N_p \cap \alpha\Omega_h} f_q^* + \sum_{q \in N_p \cap \Omega_h} g_{pq},$$

其中  $g_{pq} = C_p - C_q$  是空洞区域  $\Omega_h$  中修补像素  $p$  和  $q$  的颜色差异,  $C_p$  和  $C_q$  是它们的颜色值. 我们采用共轭梯度法高效求解了上述大型稀疏线性方程组, 很快得到了融合颜色值.

### 3 实验结果

本文提出的算法在 PIV1.8GHz 和 1.0GB 内存的微机上安装的 Windows XP 操作系统下以 VC++8.0 为开发平台实现. 图 3~图 6 给出 4 个实验结果.

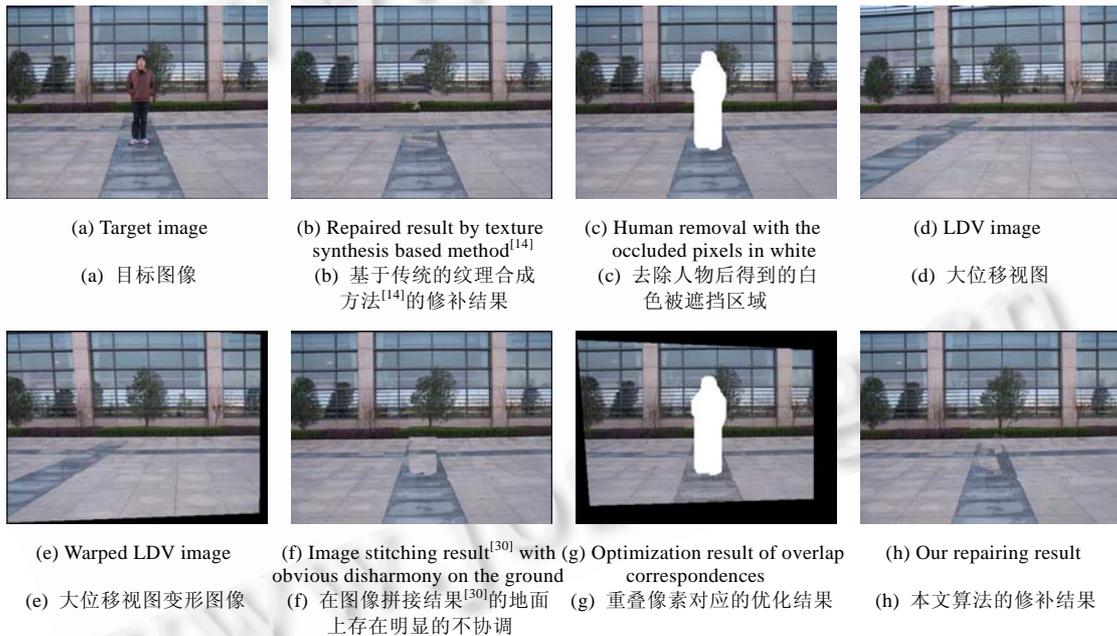


Fig.3 Human removal

图 3 人物移除

对于图 3 中的物体移除实验, 我们首先采用一个经典的基于纹理合成的图像修补算法<sup>[14]</sup>来修补目标图像图 3(a)中的被遮挡区域, 得到图 3(b). 显然, 由于基于单幅图像的修补算法的病态本质<sup>[3]</sup>, 被遮挡区域中树木的结构信息和一些显著的特征没有得到很好地恢复. 另外, 由于需要用户仔细指定待修补的结构曲线, 再加上此处的被遮挡区域中存在复杂的树枝结构, 交互的图像修补方法<sup>[16,17]</sup>在此难以使用. 通过引入一幅同一场景下的大位

移视图如图 3(d),我们期望得到更加自然的修补效果.尽管已有类似的工作存在<sup>[4]</sup>,但是该方法不但受限于近平面场景,需要用户的交互进行平面场景的分割,而且可能由于在某些平面场景区域中难以提取到足够和有效的特征匹配点而对失败.



Fig.4 One corner of a teaching building

图 4 教学楼一角

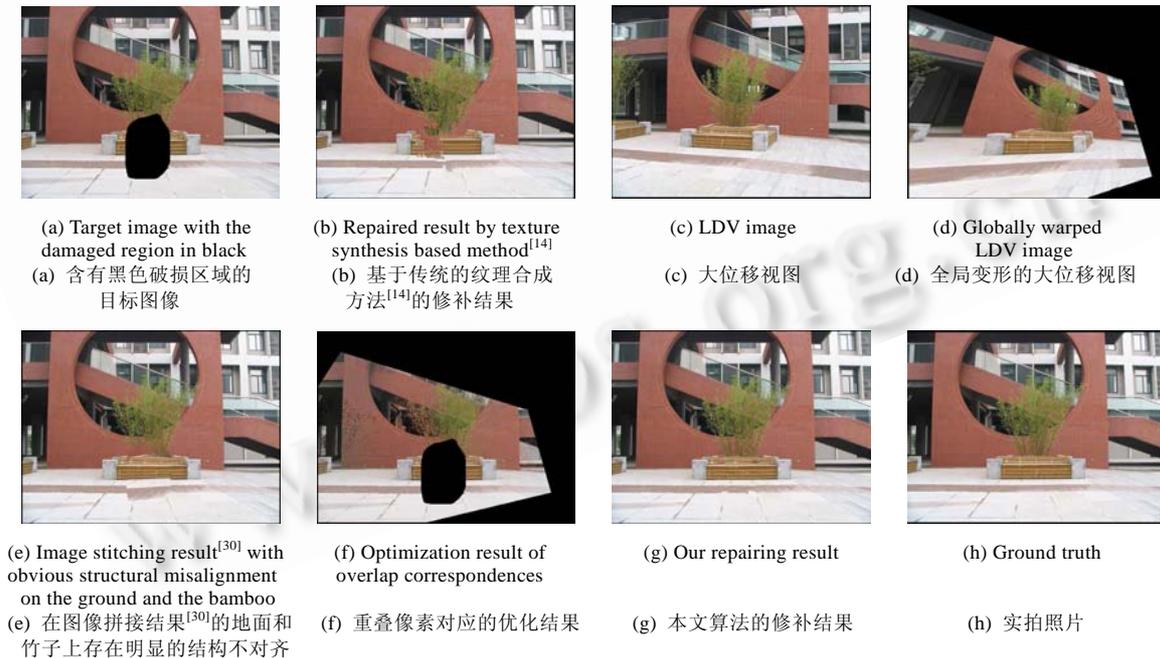


Fig.5 One corner of an office building

图 5 办公楼一角

下面详细给出本文提出算法的运行过程.基于单应矩阵的大位移视图全局变形结果显示于图 3(e).由于发生了大位移视点的变化,图 3(e)与图 3(a)比较之下在墙壁和地面上仍然存在明显的畸变.使用图像拼接方法<sup>[30]</sup>直接利用图 3(e)来修补图 3(c)中的被遮挡区域将导致较差的修补结果如图 3(f).我们的算法通过能量优化方法进一步校正图 3(a)和图 3(d)之间公共场景区域中的残余透视畸变.对已知公共场景区域中像素对应的优化结果见图 3(g),可见大位移视图中的校正结果已经与目标图像上的对应部分基本一致.最后,在周围已知公共场景区域中的像素对应的约束之下,丢失信息区域的初始估计通过能量优化的方法得到校正.图 3(h)是本文算法的修补结果,它明显优于图 3(b)和图 3(f)中显示的效果.算法在小于 1 分钟的时间内修补了尺寸为 461×346 的目标图像上约 9 000 个被遮挡的像素.

图 4 和图 5 分别显示了对含有 9 822 和 8 863 个受损像素的目标图像的修补结果.其中,图(a)是含有黑色信息丢失区域的目标图像,图(b)给出传统的基于纹理合成的方法所得到的较差结果.图(c)是相应的大位移视图.图(d)显示含有残余畸变的全局变形的大位移视图,直接利用它进行图像的缝合产生图(e)所示的不协调修补效果.因此,进一步优化校正公共场景区域中的残余畸变是非常必要的.为了利用已知信息区域作为估计空洞像素的约束条件,我们首先校正其中的残余透视畸变得到图(f).最后,采用能量优化方法得到修补结果见图(g),它几乎可以跟实际拍摄的图像(h)相媲美.由此可见,我们的算法能够可靠地修补含有复杂结构信息的较大受损区域.

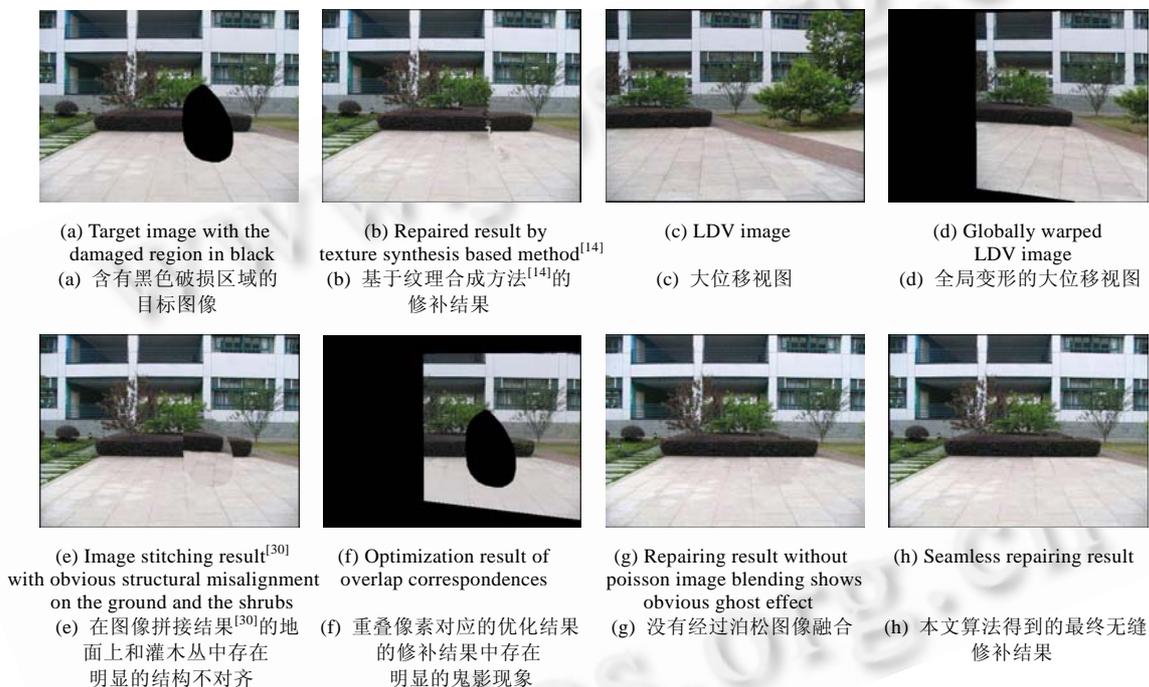


Fig.6 One corner of an apartment

图 6 公寓角落

最后一个图像修补实例图 6 是针对含有 10 170 个丢失信息像素的图 6(a).图 6(g)给出没有经过泊松图像融合的修补结果.不难看出,目标图像图 6(a)和大位移视图图 6(c)上的亮度差异导致图 6(g)中产生了明显的鬼影现象.相比之下,图 6(h)显示了泊松图像融合得到的无缝修补效果.通过本实例证明,本文算法对于两个视图中存在稍微亮度差异的情况仍然可以得到较好的修补结果.

#### 4 结论和展望

本文提出一个利用大位移视图修补目标图像上较大丢失信息区域的全自动新方法,即使用由一个由粗到细的透视畸变校正算法优化校正后的大位移视图像素来恢复目标图像上的受损像素.首先,基于对应矩阵的大

位移视图变形给出已知公共场景区域的初始畸变校正结果和丢失信息像素的初始估计值.然后,已知公共场景区域中的残余畸变被当作像素对应的能量优化问题得到进一步的校正.最后,在极线几何以及邻域像素中的位移场平滑性和颜色一致性约束下,丢失信息像素按照一个定义的修补优先级函数依次得到恢复.实验结果表明,我们的方法获得的修补效果优于传统的图像修补算法,而且甚至可以修补含有复杂结构信息的较大受损区域.

目前,我们正在努力将该方法扩展到视频的修补上.另外,由于多视图几何可以提供更加可靠的信息和约束,因此基于多视图的单幅图像修补技术也是我们正在试验的一个研究方向.

#### References:

- [1] Collis B, Kokaram A. Filling in the gaps. *IEE Electronics Systems and Software*, 2004,2(4):22–28.
- [2] Shih TK, Chang RC. Digital inpainting-survey and multilayer image inpainting algorithms. In: *Proc. of the ICITA 2005*. 2005. 15–24.
- [3] Shen JH. Inpainting and the fundamental problem of image processing. *SIAM News*, 2003,36(5):1–4.
- [4] Liu CX, Guo YW, Pan L, Peng QS, Zhang FY. Image completion based on views of large displacement. *The Visual Computer*, 2007,23(9-11):833–841.
- [5] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2002,47(1-3):7–42.
- [6] Beauchemin SS, Barron JL. The computation of optical flow. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 1995,27(3):433–466.
- [7] Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, 2000.
- [8] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson image editing. *ACM Trans. on Graphics*, 2003,22(3):313–318.
- [9] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, Ballester C. Image inpainting. In: *Proc. of the ACM SIGGRAPH 2000*. 2000. 417–424.
- [10] Ballester C, Caselles V, Verdera J, Bertalmio M, Sapiro G. A variational model for filling-in gray level and color images. In: *Proc. of the IEEE ICCV 2001*. 2001. 10–16.
- [11] Chan T, Shen JH. Variational image inpainting. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2005,58(5):579–619.
- [12] Drori I, Cohen-or D, Yeshurum H. Fragment-Based image completion. *ACM Transactions on Graphics*, 2003,22(3):303–312.
- [13] Jia JY, Tang CK. Image repairing: Robust image synthesis by adaptive ND tensor voting. In: *Proc. of the IEEE CVPR 2003*. 2003. 643–650.
- [14] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004,13(9):1200–1212.
- [15] Komodakis N, Tziritas G. Image completion using global optimization. In: *Proc. of the IEEE CVPR 2006*. 2006. 442–452.
- [16] Sun J, Lu Y, Jia JY, Shum HY. Image completion with structure propagation. *ACM Trans. on Graphics*, 2005,24(3):861–868.
- [17] Pavié D, Schönfeld V, Kobbelt L. Interactive image completion with perspective correction. *The Visual Computer*, 2006,22(9-11): 671–681.
- [18] Hays J, Efros AA. Scene completion using millions of photographs. *ACM Trans. on Graphics (TOG)*, 2007,26(3):Article 4.
- [19] Levin A, Zomet A, Weiss Y. Learning how to inpaint from global image statistics. In: *Proc. of the IEEE ICCV 2003*. 2003. 305–312.
- [20] Fadili MJ, Starck JL. EM algorithm for sparse representation-based image inpainting. In: *Proc. of the IEEE ICIP 2005*. 2005. 61–64.
- [21] Bertalmio M, Bertozzi AL, Sapiro G. Navier-Stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting. In: *Proc. of the IEEE CVPR 2001*. 2001. 355–362.
- [22] Wexler Y, Shechtman E, Irani M. Space-Time video completion. In: *Proc. of the IEEE CVPR 2004*. 2004,1:120–127.
- [23] Shiratori T, Matsushita Y, Kang SB, Tang X. Video completion by motion field transfer. In: *Proc. of the IEEE CVPR 2006*. 2006. 411–418.
- [24] Jia YT, Hu SM, Martin RR. Video completion using tracking and fragment merging. *The Visual Computer*, 2005,21(8-10): 601–610.
- [25] Jia JY, Tai YW, Wu TP, Tang CK. Video repairing under variable illumination using cyclic motions. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006,28(5):832–839.

- [26] Patwardhan KA, Sapiro G, Bertalmio M. Video inpainting under constrained camera motion. IEEE Trans. on Image Processing, 2007,16(2):545-553.
- [27] Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant interest points. Int'l Journal of Computer Vision, 2004,60(2): 91-110.
- [28] Arya S, Mount DM, Netanyahu NS, Silverman R, Wu A. An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching in fixed dimensions. Journal of ACM, 1998,45(6):891-923.
- [29] Gao P, Sederberg TW. A work minimization approach to image morphing. The Visual Computer, 1998,14(8-9):390-400.
- [30] Szeliski R. Image Alignment and stitching: A tutorial. Technical Report, No.MSR-TR-2004-92, Redmond: Microsoft Research, Microsoft Corporation, 2004.



刘春晓(1979-),男,山东莱阳人,博士,主要研究领域为基于图像和视频的建模与绘制技术,图形图像处理,模式识别,智能系统.



王进(1971-),男,博士,讲师,主要研究领域为计算机视觉,基于图像的建模,绘制技术.



彭群生(1947-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为真实感图形,虚拟现实,分子图形学,可视化技术.



陈为(1976-),男,博士,副教授,主要研究领域为科学计算可视化,实时绘制技术.



杨颖振(1983-),男,硕士,主要研究领域为计算机图形学,计算机视觉.