

# 一种适于移动设备的全景图快速拼接方法

戴华阳, 冉飞鹏\*

(中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

(\*通信作者电子邮箱 ranfeipeng@163.com)

**摘要:**针对传统移动端全景图生成方法存在拼接速度慢、消耗内存以及存在接缝和“鬼影”等问题,提出了一种适用于移动设备的全景图生成算法。算法首先对源序列图像进行色彩校正,从而保证色彩及亮度均匀,以缩短后期图像融合时间;然后在全景图拼接过程中检测“鬼影”,同时运用梯度域目标移除和区域填充方法移除“鬼影”,利用泊松融合进行拼接后的平滑处理;同时在图像拼接过程中优化了内存分配机制,以减少在图像拼接过程中的内存消耗。通过编程实现了该算法,在配置为 332 MHz 处理器和 128 MB 内存的手机上对不同光照下拍摄的分辨率为  $1280 \times 720$  的照片进行测试,并与传统的全局全景图拼接算法进行对比,若利用全局全景图拼接算法对 2 至 9 张源序列图像进行拼接,内存消耗为 12.3~23.6 MB,而提出的算法占用更少内存,分别为 9.9~14.5 MB。实验结果表明该方法消除图像接缝及“鬼影”较彻底,拼接速度快且节省内存,生成的最终全景图质量较好,可用于移动设备上的全景图拼接。

**关键词:**全景图;色彩校正;图像拼接;泊松融合

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A

## Fast panorama stitching algorithm for mobile devices

DAI Huayang, RAN Feipeng\*

(College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** A new panorama generation algorithm for mobile devices was proposed to solve the problem of low stitching speed, more memory consumption, chromatic aberration and ghosting. First, the color correction was performed on source image sequences to balance color and luminance between adjacent images. Then ghosting artifacts were detected when stitching panorama. If a ghosting artifact was found, the corresponding object in the source image would be located, and a gradient domain object removing and region filling operation would be applied to remove the moving object. In addition, Poisson blending was used to further smoothen color transitions and hide visible seams. The time of Poisson blending was greatly reduced after color correction, and a unique memory allocation mechanism was also applied during image stitching process to decrease memory consumption. Finally, the method was tested on a mobile phone with configuration of 332 MHz processor and 128 MB memory by taking photos of resolution of  $1280 \times 720$  under different illumination conditions, and compared with the traditional global panorama stitching algorithm by stitching 2 to 9 original sequential images, the memory consumption of global panorama stitching algorithm was from 12.3 MB to 23.6 MB, while the proposed method took up less memory, only from 9.9 MB to 14.5 MB. The experimental results show that this method eliminates image seams and "ghost" effect more thoroughly with high mosaic speed and low memory consumption, and the quality of generated panoramic images is better, thus it can be used on mobile devices for panoramic image generation.

**Key words:** panorama; color correction; image stitching; Poisson blending

## 0 引言

基于移动设备的全景图拼接技术越来越受到重视。而目前移动设备硬件的计算性能仍与计算机(PC)有很大差异,大多数基于PC的全景图拼接算法不能很好地适用于移动设备,如系统消耗资源大、拼接速度慢等。另外,受设备本身物理特性及自然条件的影响,图像序列之间容易出现曝光差异或者明显的物体位移等情况,导致结果图像中出现接缝及“鬼影”现象。

国内外学者在这方面已经开展了大量的研究工作:文献

[1]提出了一种基于Alpha混合的图像拼接算法,虽然该算法具有拼接速度快、占用系统资源低及简单易操作等特点,但不能解决由运动物体或图像配准误差所引起的“鬼影”问题;文献[2]采用一种改进的基于动态规划的图像拼接线寻优算法来提升计算速度,但是搜索拼接线方向只考虑到拼接线端点下方的三个方向,同样容易出现“鬼影”;文献[3]利用图像微配准技术对图像结构存在差异的部分进行矫正,这种方法虽解决了图像结构错位和锯齿问题,但是当图像中存在明显的物体位移时,依据该拼接线仍会有“鬼影”产生;文献[4]对融合区域进行了重排,这样可有效避免对图像中的移动物体的

收稿日期:2014-04-08;修回日期:2014-05-29。

基金项目:博士学科点专项科研基金资助项目(20110023110014);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2010QD01)。

作者简介:戴华阳(1964-),男,湖南湘阴人,教授,博士,主要研究方向:“三下”采煤、大地测量学;冉飞鹏(1985-),男,甘肃庆阳人,博士研究生,主要研究方向:虚拟漫游、数字城市。

融合,但这种做法普遍适用性不高;文献[5]将“鬼影”区域当作图中的节点,并利用顶点覆盖算法进行删除;文献[6]提出了在移动物体区域寻找最佳切割线的方法,但此算法不适用于多幅图像重叠的情况。

在诸如相邻图像间亮度差异过大等特定情况下,最佳拼接线并不能在解决“鬼影”问题时很好地消除缝隙,而图像融合是目前最常用的消除拼接缝隙方法。文献[7]利用羽化方法和拉普拉斯金字塔法使两幅图像平滑过渡,弊端在于极易造成数据冗余;而文献[8-9]利用加权平滑的方法进行图像的融合,易造成图像模糊,降低了图像质量;文献[10]采用了多分辨率拉普拉斯方法进行重叠区域的融合。总体来看,这些方法采用的均是常规的图像融合方法,并没有考虑到图像重叠区域的特征变化,得到的融合结果不能令人满意。文献[11]对此进行了改进,即通过图像切割法寻找最佳缝合线来合并源图像,最后用泊松融合实现图像色彩平滑过渡,但缺点是很消耗计算机资源;文献[12]和[13]提出一套全景图处理流程,包括色彩校正、最佳缝合线查找及简单带状线性融合,但是在色彩校正时像素值极易饱和,尤其在色彩和亮度差异比较大时最为明显,导致最终生成的全景图质量下降。

本文提出一种新的拼接算法流程:引入色彩校正系数及全局优化因子对源图像进行色彩校正,在使色彩平滑过渡的同时提高泊松融合方程的解算速度;其次,结合文献[14]基于梯度域方法移除“鬼影”彻底,以及占用系统资源少等特点来消除“鬼影”,并通过优化传统图像拼接流程的内存分配机制,以节省拼接过程中的内存消耗;最后,利用泊松融合方法对拼接后的图像接缝进行平滑处理。

## 1 算法流程

假设源图像拼接顺序为 $(S_0, S_1, \dots, S_n)$ ,首先计算出相邻图像在线性RGB色彩空间的色彩校正系数及全局优化因子;接着找到序列中色彩度最佳的图像进行色彩校正,利用全局优化因子进行全局优化,保证在校正前后色彩基本保持不变;在为结果复合图像 $I_c$ 分配内存后,将第一幅图像作为基础图像依次加载至 $I_c$ 中,作为当前复合图像 $S_c$ 。

找出序列图像中色彩最佳的图像,运用全局优化因子和色彩校正系数对当前第一幅图像 $S_c$ 进行色彩校正,使当前图像 $S_c$ 和全景图 $I_c$ 之间色彩能够平滑过渡;在图像拼接时进行“鬼影”检测、去除和填充操作;为进一步减小 $I_c$ 与 $S_c$ 之间的色差,需进行泊松融合操作,利用融合后的图像更新全景图 $I_c$ ;然后将下一幅图像作为当前图像 $S_c$ ,继续图像拼接。重复以上步骤,直至得到最终的全景图,具体拼接流程如图1所示。

本文对文献[11]的拼接方法作了改进,即在顺序拼接时,只需将当前复合图像 $I_c$ 和当前源图像 $S_c$ 载入内存,而不必将所有待拼接图像均载入内存。这使得在有限的计算资源下,节省内存开销,提高拼接速度。

### 1.1 色彩校正

在拍照过程中切换不同场景时光照会发生变化,导致相邻图像之间有明显的色彩和亮度差异,最终会在合成图像中出现接缝。

为了更好地进行色彩匹配,通过线性RGB值计算重叠区域亮度平均值。在图像序列 $S_0, S_1, \dots, S_i$ 中,假设 $S_{i-1}$ 与 $S_i$ 是

两相邻的图像, $S_{i-1}^0$ 与 $S_i^0$ 是相应的重叠区域,通过线性化的伽马校正后的RGB值,计算图像 $S_i$ 色彩校正系数 $a_{c,i}$ ,并结合文献[15]计算 $S_i$ 的色彩校正系数:

$$a_{c,i} = \sum_p (p_{c,i-1}(p))^\gamma / \sum_p (p_{c,i}(p))^\gamma; \quad c \in \{R, G, B\}, i = 0, 1, \dots, n \quad (1)$$

其中: $p_{c,i-1}(p)$ 与 $p_{c,i}(p)$ 分别是像素 $p$ 在图像 $S_{i-1}^0$ 与 $S_i^0$ 中的像素值; $\gamma$ 是伽马系数,通常设其为2.2。

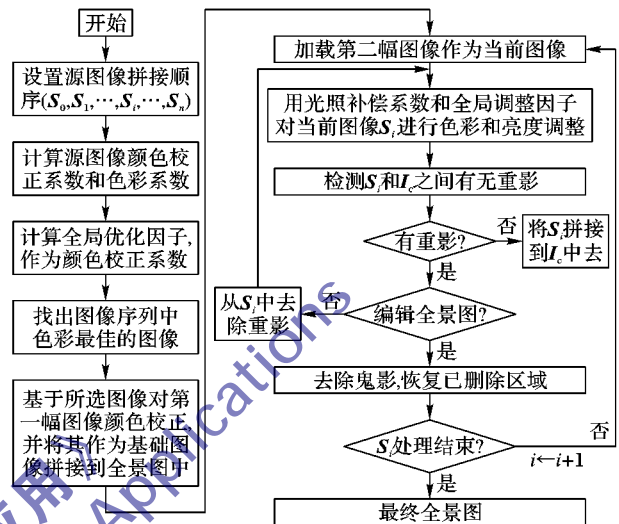


图1 全景图拼接流程

设第一幅图像的色彩校正系数 $a_{c,0}$ 为1,在图像序列中进行全局色彩调整来减小像素值饱和几率,即计算每个色彩通道 $c$ 的全局优化因子 $g_c$ ,通过求解最小二乘方程(2),使全局优化值 $g_c a_{c,i}$ 近似等于1。

$$\min \sum_{i=0}^n (g_c a_{c,i} - 1)^2; \quad c \in \{R, G, B\} \quad (2)$$

方程(2)是一个二次方程,对其求导,并设其导数为0求得 $g_c$ :

$$g_c = \sum_{i=0}^n a_{c,i} / \sum_{i=0}^n a_{c,i}^2; \quad c \in \{R, G, B\}, i = 0, 1, \dots, n \quad (3)$$

随后利用色彩校正系数 $a_{c,i}$ 及全局优化因子 $g_c$ 对整个图像 $S_i$ 进行色彩校正,即:

$$P_{c,i}(p) \leftarrow (g_c a_{c,i})^{1/\gamma} P_{c,i}(p); \quad c \in \{R, G, B\}, i = 0, 1, \dots, n \quad (4)$$

$P_{c,i}(p)$ 是 $S_i$ 中像素 $p$ 在色彩通道 $c \in \{R, G, B\}$ 中的像素值。由于输入输出值均经过了伽马校正,利用同样的方法校正优化因子 $g_c a_{c,i}$ 。

在数字图像处理中,白平衡用来进行各种色温下色彩修正与重现,然而在某些情况下不能正确还原真实色彩。基于灰度世界模型(Grey World Model)的自动白平衡方法在很大程度上克服了这些算法的缺点,从而能得到预期中更为“真实”的图像。因此,可采用“灰度世界假设”方法来选择在RGB通道上最相似的图像,找到色彩最佳的图像。

### 1.2 “鬼影”消除<sup>[14]</sup>

#### 1.2.1 梯度域对象移除

去“鬼影”操作基于梯度域。在源图像顺序拼接时,若检测到“鬼影”,则从相邻图像的重叠区域的梯度或包含移动物

体的源图像梯度中创建梯度向量场。前者从全景图中去“鬼影”,而后者则通过处理源图像达到目的。以下为梯度域对象移除和区域填充操作流程(如图2):载入源图像后,标记要删除的对象并利用源图像梯度创建梯度矢量场;将要删除的对象从源图像和对应的梯度矢量场中移除,用最佳区域拟合方法来恢复,最终得到区域填充后的合成图像  $I_t$  及复合梯度矢量场  $(G_x, G_y)$ ,其中  $G_x$  与  $G_y$  分别代表点  $(x, y)$  沿  $x$  与  $y$  方向的梯度;再从梯度矢量场  $(G_x, G_y)$  重新生成合成图像  $I_c$ 。为了达到此目的,利用梯度矢量场  $(G_x, G_y)$  计算散度向量并构建泊松方程,求解泊松方程的边界条件,利用梯度矢量场重新生成  $I_c$ 。

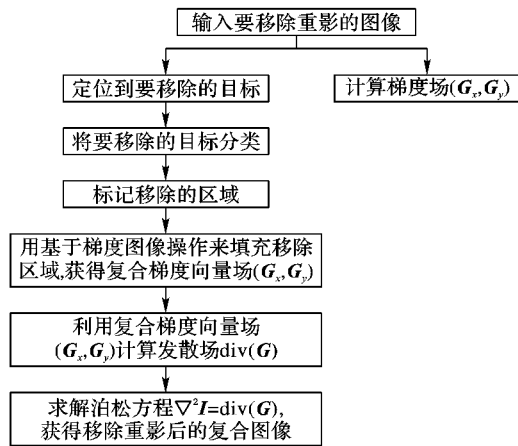


图2 移除“鬼影”实体

设  $I(x, y)$  是合成图像,使用散度向量构建泊松方程

$$\nabla^2 I(x, y) = \text{div}(\mathbf{G}) \quad (5)$$

其中  $\nabla^2$  为 Laplacian 算子:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \quad (6)$$

$\text{div}(\mathbf{G})$  为分歧矢量场:

$$\text{div}(\mathbf{G}) = \frac{\partial G_x}{\partial x} + \frac{\partial G_y}{\partial y} \quad (7)$$

用埃埃曼边界条件求解该线性偏微分方程,并通过梯度矢量场  $(G_x, G_y)$  生成新的合成图像  $I_c$ 。

### 1.2.2 梯度域区域填充

梯度域区域填充操作可填充移除对象后的区域,形成复合图像填充的区域,之后在梯度域里建立复合梯度矢量场,操作流程如图3所示。

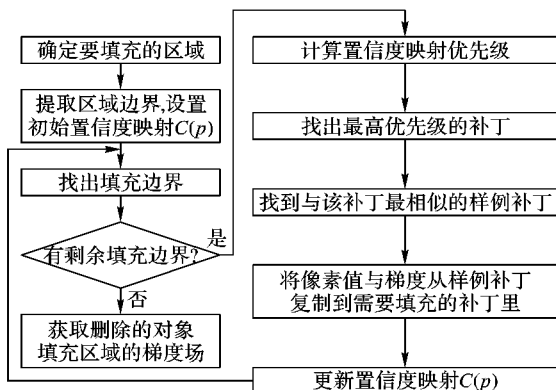


图3 移除区域填充

首先提取填补区边界,设初始置信度映射为  $C(p)$ ;以边

界每个像素为中心定义一个补丁,结合相邻的像素的信息与置信度映射计算的填充优先级,并通过边界像素值优先级建立优先级映射;对于最大优先级的补丁,则在其他图像对应部分搜索最佳拟合补丁,并分别在像素值和梯度域利用相应的像素值和最佳拟合补丁填补的空缺部分;最后,在更新后的图像中提取新的区域边界。重复此过程,直至像素的色域和梯度域内整个区域被填充。

假设  $S_A$  是整个图像区域,  $\Omega$  为需要填充的区域,  $\Phi$  是该图像除去  $\Omega$  的剩余部分,即  $\Phi = S_A - \Omega$ ,  $\delta\Omega$  是区域  $\Omega$  的边界。为每个像素分配一个置信度值  $C(p)$ ,计算填充优先级。若此像素在空区域内,则初始化  $C(p)$  为 0,否则为 1。

$$C(p) = \begin{cases} 0, & p \in \Omega \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

创建一个复合梯度向量场  $(G_x, G_y)$  并用源图像的梯度  $(G_{xx}, G_{yy})$  对其进行初始化,  $(G_x, G_y)$  在区域填充过程中不断被更新。分别以  $\Omega$  的边界上每个像素  $p$  为中心,定义补丁  $\Psi_p$ ,并按照式(9)计算它的优先级  $P(p)$ :

$$P(p) = R(p)F(p) \quad (9)$$

其中:  $R(p)$  表示  $p$  点像素的置信度;  $F(p)$  表示像素  $p$  周围的特征信息,特征信息越多,  $F(p)$  值越大;  $R(p)$  表示已经被填充的像素数目,在补丁中填充的像素越多,该像素的置信度就越高。

创建优先级映射时,先计算需填充区域边界  $\delta\Omega$  上每个像素  $p$  优先级  $P(p)$ ;接着搜索像素  $p_m$  和其补丁  $\Psi_{p_m}$ ,其中  $p_m$  和  $\Psi_{p_m}$  为在映射图中具有最高优先级的填充像素,最大填充优先级值为  $P_{\max}(p_m)$ 。若搜索到该像素,将其补丁像素作为填充的候选像素。具有最高优先级的补丁意味着其中有更多的填充像素,并且在它周围有更丰富的特征信息。一旦该像素  $p_m$  及其补丁  $\Psi_{p_m}$  被确定,则搜索对应的补丁  $\Psi_q \in \Phi$ ,使其与补丁  $\Psi_{p_m}$  在特征上最相似,并分别复制相应的像素值和  $\Psi_q$  的梯度值至源图像  $S$  的补丁  $\Psi_{p_m}$  空缺部分和梯度矢量场  $(G_x, G_y)$  中去。

对于梯度向量场,有如下关系:

$$G_x = \begin{cases} G_x, & \forall p \in \Phi \\ G_{\Psi_q}, & \forall p \in \Psi_{p_m} \cap \Omega \end{cases} \quad (10)$$

$$G_y = \begin{cases} G_y, & \forall p \in \Phi \\ G_{\Psi_q}, & \forall p \in \Psi_{p_m} \cap \Omega \end{cases} \quad (11)$$

其中  $(G_{\Psi_q}, G_{\Psi_q})$  是补丁  $\Psi_q$  的梯度。对于已填充的图像有如下关系:

$$S = \begin{cases} S, & \forall p \in \Phi \\ S_{\Psi_q}, & \forall p \in \Psi_{p_m} \cap \Omega \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $S_{\Psi_q}$  是补丁  $\Psi_q$  的像素值,  $S$  为源图像,  $p_m$  和  $\Psi_{p_m}$  为具有最高优先级值的填充像素及补丁像素。

当填充完所有的空区域后,便得到了新生成的图像  $I_t = S$  及梯度矢量场  $(G_x, G_y)$ ,可将它用在梯度域对象移除操作中,并重新生成新的复合图像。要使源图像中区域之间色彩过渡良好,将跨区域边界的梯度设为零。

### 1.3 泊松融合

泊松融合基于图像梯度域,因此首先为源图像创建梯度向量场  $(G_x, G_y)$ ,在图像拼接过程中,从当前图像  $S_c$  中复制梯度

向量场,直到到达全景图  $I_c$  之间的接缝处为止,如图4所示。

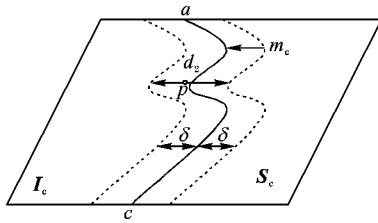


图4 简单线性融合

随后利用梯度向量场计算分散场  $\text{div}(\mathbf{G})$ 。在实际操作中,一般使用式(7)的分解式:

$$\begin{aligned} I(x+1, y) + I(x-1, y) + I(x, y+1) + I(x, y-1) - \\ 4f(x, y) = G_x(x, y) - G_x(x-1, y) + G_y(x, y) - \\ G_y(x, y-1) \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)是一个线性偏微分方程,利用迭代的共轭梯度求解器解此方程。通过这种途径,可有效解决图像拼接中的接缝问题。泊松融合占用较大的计算机资源,而色彩校正对于高质量的图像的融合具有重要的作用,有利于大幅度提高泊松方程的求解速度。

## 2 实验结果分析

### 2.1 色彩校正

为验证算法的可行性,在不同光照条件下进行照片拍摄,分辨率为  $1280 \times 720$ ,并开发了全景图生成应用程序,在配置为 332 MHz 处理器和 128 MB 内存的手机上进行测试,实验结果如图5所示。

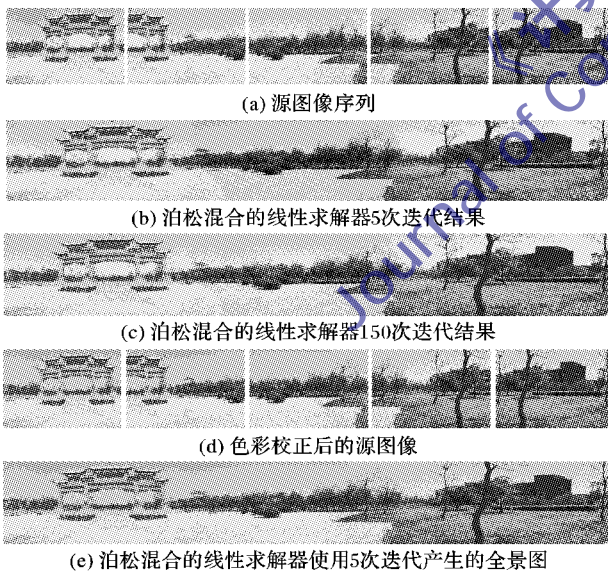


图5 不同光照条件下图像处理结果对比

图5(a)是在不同光照强度下所拍摄的图像序列。图5(b)为使用泊松混合的线性求解器使用5次迭代产生的结果,从图中可以看出有明显的色差存在。图5(c)为泊松融合的线性求解器使用150次迭代产生的结果,效果优于图5(b),但全景图色彩仍然不连续。图5(d)是经过色彩校正的源图像,色彩校正不仅减小了两图像间的色彩和亮度差异,而且优化了整个图像序列的色彩。尽管源图像间差异大,但是这些差异可经过色彩校正来改善;同时,在色彩校正后,像素没有出现饱和。图5(e)是对源图像经过色彩校正后用泊松

融合方法生成的全景图,其中没有“鬼影”,而且这次使用泊松融合线性求解器仍为5次。可以看出图5(e)的效果明显好于5(b)和(c),由此可以看出色彩校正可以改善图像泊松融合质量,节省了计算时间。

若用文献[12]的方法将5(a)中的源图像生成全景图,结果如图6所示,可以发现色差和接缝清晰可见。原因在于源图像间色彩和亮度差异较大,色彩校正不能完全消除这些差异,而简单条带式融合无法实现色彩平滑过渡,因此生成的图像质量低,这也是文献[12]方法的主要缺点。



图6 采用文献[12]方法生成的全景图

图7为文献[12]色彩校正的方法与本文方法结果对比。其中图(a)是9个不同色彩和光照的源图像,图(b)为采用文献[12]中色彩校正的方法生成的全景图,由于大部分像素在色彩校正后达到饱和,因此文献[12]中的色彩校正不能完全消除色差现象;图(c)为本文提出的算法生成的全景图,可以看出克服了上述方法的缺点。

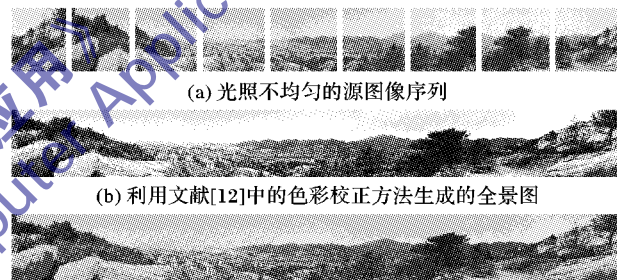


图7 文献[12]与本文色彩校正方法对比

### 2.2 “鬼影”消除

在图8(a)中,相邻序列图像中有移动物体,若运用文献[1]中基于掩膜图像融合的方法生成图8(b),可以看出其中有“鬼影”存在;如果使用梯度域目标移除和填充操作的方法处理图像序列后,再生成全景图,则能很好地消除“鬼影”,如图8(c)所示。



图8 “鬼影”移除

### 2.3 内存消耗对比分析

表1为本文提出的全景图拼接方法与文献[16]方法的内存消耗比较,文献[16]中的方法在拼接过程中将所有图像数据输入内存,而本文则采用按需输入内存的方法。通过对比明显看出,本文拼接算法更加节省内存。

表1 文献[16]与本文方法在拼接过程中内存消耗比较 MB

源图 像数	全局全景图 拼接方法	序列全景图 拼接方法	源图 像数	全局全景图 拼接方法	序列全景图 拼接方法
2	12.3	9.9	6	18.0	13.2
3	13.2	10.6	7	20.3	13.5
4	15.2	11.0	8	21.4	13.7
5	16.5	12.6	9	23.6	14.5

### 3 结语

本文提出了一种适用于移动设备的全景图拼接算法:一方面改进了传统图像拼接流程,即在图像拼接前先进行色彩校正,不仅改善了图像质量,而且减少了在消除接缝时泊松方程解算时间,同时采用梯度域移除“鬼影”的方法能较彻底地消除“鬼影”;另一方面,优化了图像拼接时内存分配机制。以往研究在图像拼接时,通常将所有源图像序列载入内存再进行拼接,而本文采用只需将当前复合图像和源图像载入内存,减少了内存消耗。

在不同光照环境下进行实验并与传统算法进行对比,从结果来看,本文算法能较好地解决全景图接缝及“鬼影”问题,拼接速度较快,同时占用较少的系统资源,图像质量比较令人满意,适合移动设备上高质量全景图的生成,具有一定的实用价值。

#### 参考文献:

- [1] PRABAKARAN G, BHAVANI R. A modified secure digital image steganography based on discrete wavelet transform [C]// ICCEET 2012: Proceedings of the 2012 International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies. Piscataway: IEEE, 2012: 1096–1100.
- [2] WEN H, ZHOU J. An improved algorithm for image mosaic [C]// ISISE'08: Proceedings of the 2008 International Symposium on Information Science and Engineering. Piscataway: IEEE, 2008: 497–500.
- [3] JIAYA J, TANG C. Eliminating structure and intensity misalignment in image stitching [C]// ICCV 2005: Proceedings of the 2005 International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2005: 1651–1658.
- [4] WAN Y, MIAO Z. Automatic panorama image mosaic and ghost eliminating [C]// ICME 2008: Proceedings of the 2008 International Conference on Multimedia and Expo. Piscataway: IEEE, 2008: 945–948.
- [5] UYTENDAELE M, EDEN A, SZELISKI R. Eliminating ghosting and exposure artifacts in image mosaics [C]// CVPR 2001: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 509–516.
- [6] DAVIS J. Mosaics of scenes with moving objects [C]// CVPR 1998: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1998: 354–360.
- [7] YU T, HUI Y. Highly efficient image stitching based on energy map [C]// CISP 2009: Proceedings of the 2009 International Congress on Image and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2009: 1–5.
- [8] TAN K. Research on image mosaic technology [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2006. (谭康. 图像拼接技术研究[ D]. 南京: 南京理工大学, 2006.)
- [9] FENG Y. Research on fast image registration and automatic mosaic [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2010. (冯宇平. 图像快速配准与自动拼接技术研究[ D]. 北京: 中国科学院大学, 2010.)
- [10] RUAN P. Research on multi-image mosaic algorithm [D]. Changsha: Central South University, 2009. (阮鹏. 多图像拼接算法研究[ D]. 长沙: 中南大学, 2009.)
- [11] XIONG Y, PULLI K. Gradient domain image blending and implementation on mobile devices [C]// MobiCASE 2009: Proceedings of the 1st International ICST Conference on Mobile Computing, Applications and Services. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 293–306.
- [12] HA S, KOO H, LEE S, *et al.* Panorama mosaic optimization for mobile camera systems [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(4): 1217–1225.
- [13] HA S, LEE S, CHO N, *et al.* Embedded panoramic mosaic system using auto-shot interface [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2008, 54(1): 16–24.
- [14] XIONG Y. Eliminating ghosting artifacts for panoramic images [C]// ISM 2009: Proceedings of the 11st IEEE Multimedia Conference. Piscataway: IEEE, 2009: 432–437.
- [15] XIONG Y, PULLI K. Fast panorama stitching for high-quality panoramic images on mobile phones [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(2): 298–306.
- [16] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 13(9): 721–727.
- [17] (上接第 2672 页)
- [27] ZHANG N, YANG J. Low-rank representation based discriminative projection for robust feature extraction [J]. Neurocomputing, 2013, 111: 13–20.
- [28] SHALIT U, WEINSHALL D, CHECHIK G. Online learning in the embedded manifold of low-rank matrices [J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 13(1): 429–458.
- [29] LIU Y, JIAO L C, SHANG F, *et al.* An efficient matrix bi-factorization alternative optimization method for low-rank matrix recovery and completion [J]. Neural Networks, 2013, 48: 8–18.
- [30] ZHANG X, SUN F, LIU G, *et al.* Fast low-rank subspace segmentation [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 26(5): 1293–1297.
- [31] YANG J, YIN W T, ZHANG Y, *et al.* A fast algorithm for edge preserving variational multichannel image restoration [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 569–592.
- [32] BOIMAN O, SHECHTMAN E, IRANI M. In defense of nearest-neighbor based image classification [C]// CVPR 2008: Proceedings of the 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2008: 1–8.
- [33] SHOTTON J, WINN J, ROTHER C, *et al.* Textonboost for image understanding: multi-class object recognition and segmentation by jointly modeling appearance, shape and context [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(1): 2–23.
- [34] ZHANG H, BERG A C, MAIRE M, *et al.* SVM-KNN: discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition [C]// Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 2: 2126–2136.
- [35] GRIFFIN G, HOLUB A, PERONA P. Caltech-256 object category dataset, TR 7694 [R]. Pasadena: California Institute of Technology, 2007.