基于 SIFT 变换和 RBF 神经网络的彩色全景图拼接算法

唐艳，孙刘杰，王勇
（上海理工大学，上海 200093）

摘要：目的 为了复原存在平移、色彩差异、旋转、形变等问题的全景图，提出一种结合 SIFT（尺度不变特征变换）和 RBF 神经网络的彩色全景图拼接算法。**方法** 通过 SIFT 算法匹配出两子图中对应的特征点，利用仿射变换解决图像间的旋转和形变问题，采用 RBF 神经网络纠正子图的色彩差异，最后利用权值矩阵融合技术实现重叠区域的融合。**结果** 文中算法在拼接效果上优于其他算法，其拼接效果 DoEM 值为 0.902，图像重叠区域过度平滑，有效地避免了融合区域的亮度块或亮度线。**结论** 该算法效果好，可解决全景图复原过程中多方面的难题。

关键词：图像处理；图像拼接；尺度不变特征变换；RBF 神经网络
中图分类号：TP183 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-3563(2018)21-0216-06
DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.21.037

Color Panorama Mosaic Algorithm Based on SIFT Transform and RBF Neural Network

TANG Yan, *SUN Liu-jie*, *WANG Yong*
(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: In order to restore the panorama with the problems of translation, color difference, rotation and deformation, a color panorama stitching algorithm combining SIFT (scale invariant feature transform) and RBF neural network is proposed. The SIFT algorithm was used to match the corresponding feature points in the two subgraphs, and the affine transformation was used to solve the rotation and deformation problems between images. The RBF neural network was used to correct the color difference of the subgraphs. Finally, the weight matrix fusion technique was used to realize the fusion of overlap areas. The proposed algorithm was superior to other algorithms in the stitching effect. The DoEM value of the stitching effect was 0.902, and the image overlap area was excessively smooth, effectively avoiding the luminance block or the luminance line of the merged area. The proposed algorithm has good effect and can solve many problems in the panorama restoration process.

KEY WORDS: image processing; image stitching; scale invariant feature transform; RBF neural network

近几十年来，图像处理技术发展迅速，其研究范围不断延伸，包括图像加密[1]、光学图像隐藏[2]、生物和医学图像处理[3]、图像拼接[4—15]等。由于受到设备性能的制约，图像获取设备很难获取视场面积大、清晰度高的图像。比如广角摄像机虽然可以获取视场面积大的图像，但是图像会出现畸变。为了兼顾视场面积和清晰度，图像拼接技术应运而生。图像拼接技术是指通过对具有重叠区域的一组图像进行特征或区域分析，拼接成一幅清晰度高、视角宽的全景图像，在包装印刷领域应用前景良好。宋佳乾等[16]针对印刷品图像采集过程中单个 CCD 相机无法满足采集要求的问题，通过图像拼接技术获得了完整的印刷品图像。

图像拼接过程一般分为图像预处理、配准、融合。因为配准过程是关键性步骤，会直接影响全景图的质量，所以精准的配准算法是图像拼接工作者研究的热

收稿日期：2018-06-29
作者简介：唐艳（1997—），女，上海理工大学硕士生，主攻数字图像处理、数字水印及印刷防伪技术等。
通信作者：孙刘杰（1965—），男，博士，上海理工大学教授、硕导，主要研究方向为印刷机测量与控制技术、数字印刷防伪技术、光信息处理技术等。

点。目前，图像配准技术分为 2 大类，基于特征的配准技术和基于区域的配准技术。基于区域的配准技术是通过区域相似度完成配准，这种配准方法虽然效率高，但是只能解决图像间的平移问题，而不能解决图像间的亮度、旋转和形变问题，因此实用性很低。基于特征的配置技术是通过寻找图像间对应的特征点完成配准，这种方法虽然可以解决图像间的亮度、旋转和形变问题，但拼接效率不高，达不到实时性要求。同时，当前的算法仅是考虑如何获取无缝拼接的全景图，而没有考虑纠正全景图整体色彩。基于上述原因，文中通过 SIFT 算法完成特征点匹配，解决图像间的旋转和形变问题，然后利用 VFV 算法完成区域向量匹配，并利用 RBF 神经网络纠正子图的色彩三属性，从而达到高质量的图像拼接效果。

1　相关理论与关键算法

1.1　SIFT 算法

1.1.1　尺度空间构建与特征点提取

尺度空间构建与特征点提取的目的就是用多尺度空间来表示图像，然后在尺度空间中寻找图像的特征点，以此得到图像中所有特征点的位置。

对于图像 $I(x,y)$，尺度空间 $L(x,y,\sigma)$的定义为：

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)*I(x,y)\,, \tag{1}$$

式中：$G(x,y,\sigma)$为尺度可变的高斯卷积核，$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\mathrm{e}^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$；$(x,y)$为空间坐标；$\sigma$ 为高斯卷积核的标准差，也叫尺度坐标，σ 值越大，尺度空间图像越平滑（模糊）；*为卷积运算符。

根据式（1）生成的尺度空间构造高斯差分。尺度空间 $D(x,y,\sigma)$为：

$$\begin{aligned}&D(x,y,\sigma)=\left[G(x,y,k\sigma)-G(x,y,k\sigma)\right]*I(x,y)=\\&L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma)\end{aligned} \tag{2}$$

式中：k 为常数，一般为 $k=2\frac{1}{s}$, $s\in\{3,4,5\}$。式（2）表明高斯差分尺度空间可以由对应的尺度空间做差得到。

尺度空间两两做差得到高斯差分尺度空间后，便可求取特征点位置。为了提取到极值点，每一个空间点都要与所有相邻的点做比较。高斯差分尺度空间见图 1，中间的检测点与同尺度的 8 个相邻点以及上下层高斯差分尺度空间对应的 9×2 个空间点（共 26 个点）相比较，如果该点灰度值最大或者最小，就认为该点是图像在该尺度下的一个特征点。

1.1.2　精确定位极值点

根据 1.1.1 节的分析，提取得到了特征点的位置信息，但由于像素点都是离散点，所以得到的特征点位置坐标是离散整数。这显然不精确（因为图像是连续变化的），因此需要进一步确定特征点的位置坐标，即以浮点数值表示特征点的精确位置。实验结果也表明浮点数值表示的特征点坐标会得到更好的拼接效果。

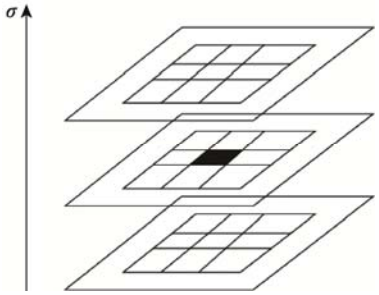


图 1　高斯差分尺度空间

Fig.1 Gaussian differential scale space

特征点的精确位置见图 2，X 表示整数特征点位置，$X_{\max}$ 为极大值点，也就是需要提取的特征点精确位置，其值一般为浮点数，$\hat{x}$ 为 2 者之间的距离。由于 $X_{\max}$ 为极大值点，则 $D(X_{\max})$在领域内是极值，$D(X_{\max})$在 X 处泰勒展开为：

$$\begin{aligned}D(X_{\max})=D(X)+\frac{\partial D^{\mathrm{T}}}{\partial X}(X_{\max}-X)+\\\frac{1}{2}(X_{\max}-X)^{\mathrm{T}}\frac{\partial^2 D^{\mathrm{T}}}{\partial^2 X}(X_{\max}-X)=\\D(X)+\frac{\partial D^{\mathrm{T}}}{\partial X}(\hat{X})+\frac{1}{2}(\hat{X})^{\mathrm{T}}\frac{\partial^2 D^{\mathrm{T}}}{\partial^2 X}(\hat{X})\end{aligned} \tag{3}$$

式中：$X=[\sigma,x,y]^{\mathrm{T}}$。对式（3）的 X 求导数，并令导数为 0，得到 $\hat{x}$。

$$\hat{x}=\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial^2 X}\frac{\partial D}{\partial X} \tag{4}$$

由式（4）得到 $\hat{x}$ 后，就可以得到特征点的精确位置 $X_{\max}$。

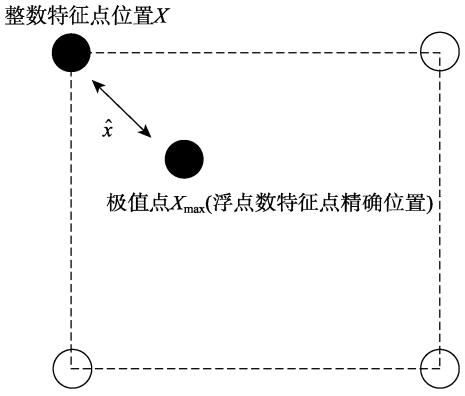


图 2　特征点的精确位置

Fig.2 Exact location of the feature point

1.1.3　方向参数与特征点描述子

为了使算法保持旋转不变性，计算特征点领域像素的梯度方向，从而给所有特征点指定方向属性，见

式（5）。

$$\begin{cases} m(x,y)=\left(\begin{array}{l}\left[L(x+1)-L(x-1,y)\right]^2\\ +\left[L(x,y+1)-L(x,y-1)\right]^2\end{array}\right)^{1/2} \\ \theta(x,y)=\arctan\dfrac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1)-L(x-1,y)} \end{cases} \tag{5}$$

式中：$m(x,y)$为(x,y)处梯度的模；$\theta(x,y)$为(x,y)处梯度方向；L 所用的尺度为所有特征点各自所在的尺度。至此，特征点已检测完成，每个特征点由位置、所处尺度、方向来描述。

以特征点为中心取 8×8 的像素领域作为采样窗口，把采样点与特征点的相对方向通过计算高斯加权后归入包含 8 个方向的直方图，便可以获得 2×2×8 的 32 维特征点描述子。

特征描述子见图 3，图 3 中每一个小方格表示一个像素，箭头长短表示像素的幅值，箭头方向表示像素梯度方向。

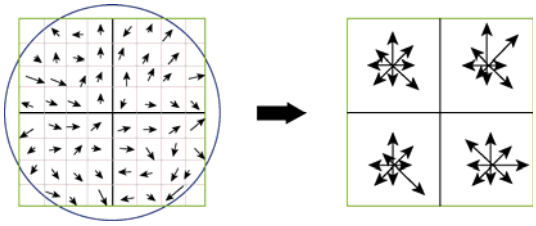


图 3　特征点描述子

Fig.3 Feature point descriptor

1.2　RBF 神经网络

RBF 神经网络属于前馈式神经网络，它能够以选定的精度拟合逼近任意连续函数，最适用于分类问题的求解。RBF 神经网络只有 3 层，第 1 层为输入数据层，由信号节点构成；第 2 层是隐含层，隐含层中有多个隐单元，其数量取决于描述问题的需要，每一个隐单元中都有一个正值、非线性实值函数，从对称中心向两边衰减；第 3 层是输出层，输出数值为各隐含单元输出值的线性加权。RBF 神经网络的输入层到隐含层采用的数据转换是非线性的，而隐含层到输出层的数据转化是线性的。

假设输出层只有一个输出单元，$\{X_n,d_n\}$是选定的训练样本对，其中 $X_n=[x_{n1}, x_{n2}\ldots x_{nt}]$（$n$=1,2…$N$），为样本输入；$d_n$（$n$=1,2…$N$）是样本期望输出，而 $Y(n)$（n=1,2…N）为实际输出。第 i 个隐单元输出的径向基函数是 $\varphi(X_n,t_i)$,其中 $t_n=[t_{i1},t_{i2}\ldots t_{iM}]$（$i$=1,2…$I$），是基函数中心；$\omega_i$（$i$=1,2…$I$）是第 i 个隐含层连接输出层的权重。其 RBF 的神经网络见图 4。

当样本输入为 X_n 时，RBF 的输出 $Y(n)$为：

$$Y(n)=\sum_{i=1}^{I}[\omega_i\varphi(X_n,t_i)]\,, \tag{6}$$

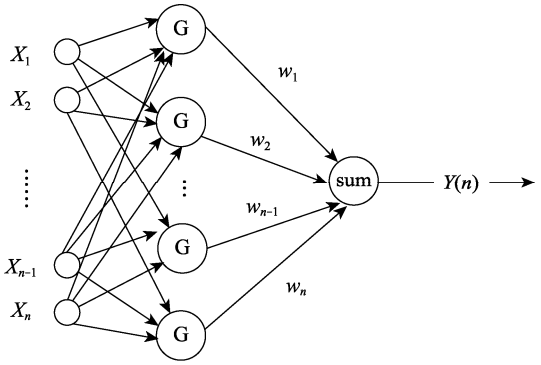


图 4　RBF 的神经网络

Fig.4 RBF neural network

常用的径向基函数：多二次函数、逆多二次函数、高斯函数等。一般需求下经常使用高斯径向基函数，其特点：函数形式简单，对多变量输入复杂度低；函数关于中心对称；连续可导，任意阶也可导；便于理论分析。

RBF 神经网络可以对极难理解的系统进行逼近，随着迭代层次的增加，逼近程度将无限拟合任意非线性系统。RBF 的学习速率非常快，远优于其他神经网络。鉴于以上特点文中采用 RBF 神经网络来拟合线性函数，从而实现图像色彩差异的纠正。

1.3　可变特征向量匹配算法

1.3.1　寻找匹配位置

对于不存在相对旋转和形变的 2 幅子图 P 和 Q，像素大小都为 $m\times n$，P 为左边子图、Q 为右边子图，遍历搜索步骤如下。

1）讨论 2 种情况下的相关系数 $R(i,j)$。当右边子图相对于前一张子图是向下平移。P 子图的可变特征向量 $P(i:n,m)$是由最后一列的第 i 到第 n 个像素组成，Q 子图的可变特征向量 $Q(1:n+1-i,j)$是由第 j 列的第 1 到第 $n+1-i$ 个像素组成，然后计算相关系数 $R(i,j)$。其中 $i\in(1,n), j\in(1,n)$。寻找 $R(i,j)$最大值的位置，即 P 子图在 Q 子图中匹配点位置。$R(i^*,j^*)=\max(R(i,j))$，j^*用于横向配准，表示拼接时 Q 子图相对于 P 子图要右移 j^*个像素。i^*用于纵向配准，表示拼接时 Q 子图相对于 P 子图要下移 i^*个像素。当右边子图相对于前一张子图是向上平移。P 子图的可变特征向量 $P(1:n+1-i,m)$是由最后一列的第 1 到第 $n+1-i$ 个像素组成，Q 子图的可变特征向量 $Q(i:n,j)$是由第 j 列的第 i 到第 n 个像素组成，然后计算相关系数 $R(i,j)$。其中 $i\in(1,n), j\in(1,n)$。寻找 $R(i,j)$最大值的位置，即 P 子图在 Q 子图中匹配点位置。$R(i^*,j^*)=\max(R(i,j))$，j^*用于横向配准，表示拼接时 Q 子图相对于 P 子图要右移 j^*个像素。i^*用于纵向配准，表示拼接时 Q 子图相对于 P 子图要上移 i^*个像素。

2）比较步骤 1）的 2 种情况下 $R(i^*,j^*)$的大小。选择数值大的 $R(i^*,j^*)$所对应的 i^*, j^*作为拼接时所用到的拼接位置。配准流程见图 5。

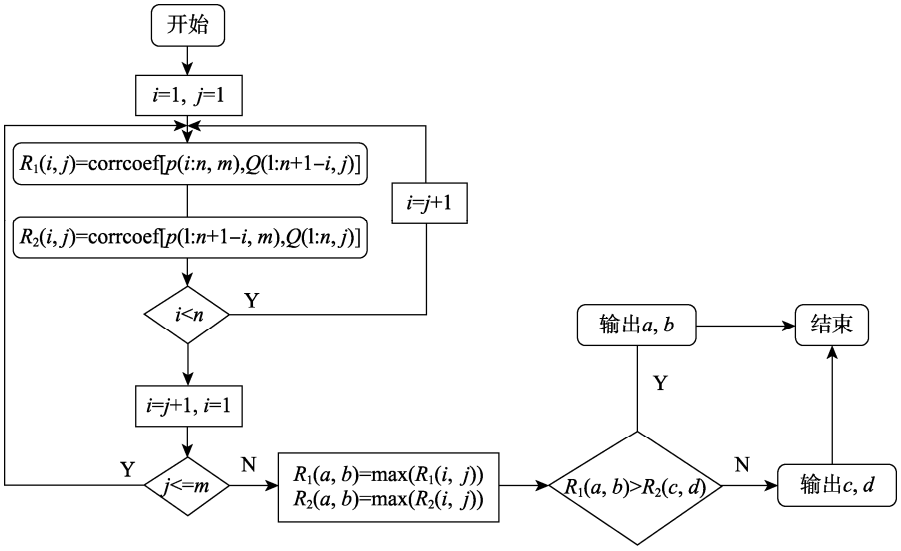


图 5　配准流程

Fig.5 Registration flow chart

1.3.2　图像融合

2 幅图像由于亮度存在差异，直接合成会出现明显的亮度块。为了避免亮度块的产生，文中采用加权模板图像融合技术实现图像重叠区域的渐入渐出效果。

P_1 和 P_2 是待拼接 2 幅子图，其像素大小为 $m\times n$。首先构造 2 个模板矩阵：

$$\begin{cases}\boldsymbol{L}=\left[ones(m,n/2),zeros(m,n/2)\right]\\ \boldsymbol{R}=\left[zeros(m,n/2),ones(m,n/2)\right]\end{cases} \tag{7}$$

利用高斯低通滤波器对这 2 个模板矩阵 $\boldsymbol{L}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 进行平滑处理，滤波器的标准差为 10、像素大小为 20×20。平滑处理后获得平滑模板矩阵 $\boldsymbol{L}'$和 $\boldsymbol{R}'$，最后平滑模板矩阵与子图加权融合得到融合后的图像。融合计算式见式（8）。

$$P=\boldsymbol{L}'.*P_1+\boldsymbol{R}'.*P_2\ , \tag{8}$$

式中：P 为融合后的图像；‘.*’为矩阵间的点乘。经过融合处理后的图像有效地避免了亮度块的生成，使图像重叠区域出现了渐入渐出的融合效果。

2　仿真实验及其结果分析

2.1　全景图拼接仿真实验

手机拍摄的具有重叠区域的样本图片见图 6，样本两图之间存在色彩不一致、平移、旋转、形变等问题。

由于彩色全景图拼接算法不能解决图像间旋转和形变问题，因此在拼接前必须先用 SIFT 算法解决右边子图相对于左边子图的旋转和形变问题。SIFT 匹配图见图 7，通过 SITF 算法匹配子图重叠区域中的特征点，便可获得两图各自特征点的坐标，然后通过 matlab 自带 cp2tform 函数和 imtransform 函数解决右边子图的旋转和形变问题。cp2tform 函数可以根据



图 6　原图

Fig.6 Original image

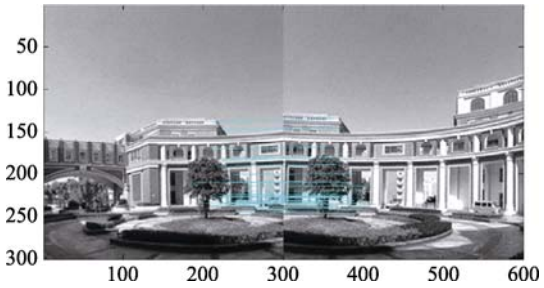


图 7　匹配特征点

Fig.7 Matching feature points

两图特征点坐标获得仿射变换矩阵 $\boldsymbol{t}$ 见式（9）；imtransform 函数利用仿射矩阵解决右边子图的旋转和形变问题，最后利用 RBF 神经网络纠正右图的色彩三属性值，获得仿射变换后的右边子图（见图 8）。通过对亮度和平移鲁棒的彩色全景图拼接算法解决子图间的亮度与平移问题，拼接结果见图 9。

$$\boldsymbol{t}=\begin{bmatrix}0.962 & -0.035 & 0\\ 0.035 & 0.9608 & 0\\ 144.53 & 11.52 & 1\end{bmatrix} \tag{9}$$

2.2　实验结果分析

从图 7 可以看出，连线两端匹配点所指位置相同，说明经过 SIFT 变换匹配的特征点十分精确。由



图 8　变换后的右图
Fig.8 Right figure after transformation



图 9　拼接复原图
Fig.9 Stitching restoration panorama

图 8 得出，经过仿射变换矩阵的变换后，右边子图纠正了旋转角度和形变。图 9 表明经过加权模板融合后复原的全景图在图像重叠区域有渐入渐出的平滑效果，有效地解决了亮度线或亮度块问题，图像融合区域没有明显的拼接痕迹，横向和纵向在视觉上感觉不到拼接错位，证明了算法在视觉上的可行性。

文中全景图拼接算法很好地解决了图像拼接中存在的亮度差异、横向和纵向错位（横、纵向平移）、旋转、形变等问题，证明该算法具有实用性和正确性，因而有理由认为文中提出的图像拼接算法是一种效果优良的、实用性较高的彩色全景图拼接算法。

2.3　算法对比

为了进一步检验文中所提出算法的优越性，将文中的全景图合成方法与 FAST 和 SURF 方法进行对比。准备了 10 组风景图像（通过手机拍摄），没有进行其他处理，具有广泛的代表性，同时，每组 2 张子图都只存在横向错位，子图的像素大小为 300×300。最后采用文献[15]所研究的 DoEM 边缘差分谱评价法对全景图拼接结果进行评价。差分谱评价法是从全景图的像素错位和融合区域亮度变化 2 方面来给全景图一个定量值（DoEM），DoEM 的可取值范围在[0,1]之间，该值越大表示算法拼接精度越高。实验得文中算法拼接质量 DoEM 的平均值为 0.902。

SURF 在重复度、独特性、鲁棒性等 3 个方面均超越（或接近）以往提出的算法，在计算速度上有明显优势。然而，在实际应用中，特征点检测往往只是复杂算法的第一步，虽然 SURF 有较好的鲁棒性，但是由于步骤多、相对耗时长，无法满足实时性。FAST 特征在重复度、独特性、鲁棒性等方面不如 SIFT 和 SURF，且 FAST 检测特征点既不具备尺度不变性，也不具备旋转不变性，但是具有明显的速度优势。与 SURF 和 FAST 方法相比，SIFT 变换对于存在旋转和形变的图像配准的效果更好。拼接质量评价分析结果见图 10，通过 3 种方法的实验数据对比可以看出，文中提出的全景图拼接方法相对于其他全景图拼接算法具有明显的优越性。

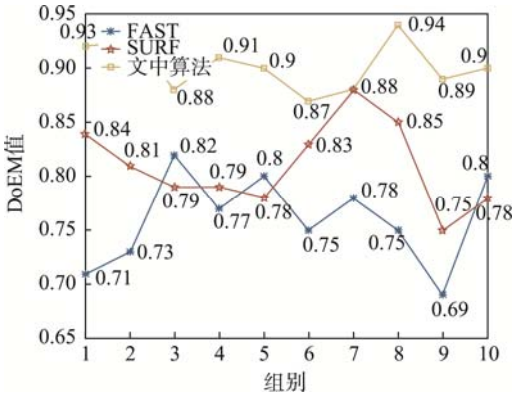


图 10　不同算法拼接质量 DoEM 值
Fig.10 Stitching quality DoEM values of different algorithms

3　结语

针对常规算法不能兼顾拼接精度、整体色彩、实用价值的缺点，文中提出了一种抗旋转、亮度、平移、形变的彩色全景图拼接算法。首先利用 SIFT 算法和仿射变换矩阵，解决了子图间的旋转和形变问题，然后通过 RBF 神经网络纠正子图的色彩三属性，最后基于可变特征向量匹配法，利用 HSV 颜色空间面向视觉感知特性有效提高了配准精度，实现了全景图横、纵向无拼接误差，也解决了子图间的亮度和形变问题。

以前的图像拼接算法在图像融合过程中大多采用简单的加权融合，子图融合前未对图像整体亮度进行纠正，得到的全景图不仅整体亮度感不平衡，而且重叠区域过度生硬。针对这个问题，文中提出的权值矩阵（权值模板）融合方法，依据不同的融合位置赋予子图不同的加权值（即融合区域越靠近另一子图赋予的权值越小）来实现图像融合区域渐入渐出的视觉效果。实验结果表明该方法有效地避免了融合区域的亮度线或亮度块，比其他算法更优良。综上所述，文中提出的图像拼接算法是一种拼接效果好、实时性强、实用价值高的彩色全景图复原算法。

参考文献：

[1]　ZHANG Y, PANG B, Yu Y, et al. Automatic Micros-

copy Image Stitching Based on Geometry Features[C]// International Congress on Image and Signal Processing, IEEE, 2014: 927—931.

[2] WANG Z L, YAN F H, ZHENG Y Y. An Adaptive Uniform Distribution Surf for Image Stitching[C]// International Congress on Image and Signal Processing, IEEE, 2014: 888—892.

[3] TIAN Q C, COHEN L D. Color Correction in Image Stitching Using Histogram Specification and Global Mapping[C]// International Conference on Image Processing Theory TOOLS and Applications, IEEE, 2016: 1—6.

[4] LIN K, JIANG N, CHEONG L F, et al. SEAGULL: Seam-guided Local Alignment for Parallax-tolerant Image Stitching[C]// European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 370—385.

[5] HUANG C M, LIN S W, CHEN J H. Efficient Image Stitching of Continuous Image Sequence with Image and Seam Selections[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(10): 5910—5918.

[6] 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.

[7] CA C, WANG P, LIANG Y H. Fast Image Stitching Based on Improved SURF[C]// IEEE, International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, IEEE, 2016: 411—416.

[8] LIU Y, YAO J, LIU K, et al. Optimal Image Stitching for Concrete Bridge Bottom Surfaces Aided by 3d Structure Lines[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B3: 527—534.

[9] HUGL S, ECKARDT F, LEXOW G J, et al. Increasing the Resolution of Morphological 3D Image Data Sets Through Image Stitching: Application to the Temporal Bone[J]. Taylor & Francis, 2016, 101: 286—90.

[10] 陈景伟, 王向阳, 于永健. 基于边缘直方图的彩色图像检索算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(5): 978—983.
CHEN Jing-wei, WNAG Xiang-yang, YU Yong-jian. Edge-based Color Image Retrieval by Using Multiple Histograms[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2010, 31(5): 978—983.

[11] 厉丹, 肖理庆, 田隽, 等. 基于不变特征和提升小波的矿井图像拼接[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(7): 1671—1675.
LI Dan, XIAO Li-qing, TIAN Jun, et al. Mine Image Stitching Based on Invariant Feature and Lifting Wavelet[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2014, 35(7): 1671—1675.

[12] 王凌云, 尹海波, 王琪, 等. SURF 和 RANSAC 在图像拼接中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4): 71—75.
WANG Ling-yun, YIN Hai-bo, WANG Qi, et al. Application of SURF and RANSAC in Image Mosaic[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(4): 71—75.

[13] 赵立辉, 杨红喆, 郭栋, 等. 印品检测过程中基 SIFT 算法缩小匹配范围的方法[J]. 包装工程, 2013, 34(17): 104—107.
ZHAO Li-hui, YANG Hong-zhe, GUO Dong, et al. Method to Reduce Matching Range in Print Detection Based on SIFT Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(17): 104—107.

[14] HOLTORF T, KNOLL F J, HUSSMANN S. Multimodal Image Stitching Algorithm for Weed Control Applications in Organic Farming[C]// Sai Computing Conference, IEEE, 2016: 336—342.

[15] 王勇, 孙刘杰, 王晓红, 等. 对亮度和平移鲁棒的彩色全景图拼接算法[J]. 包装工程, 2016, 37(13): 184—188.
WANG Yong, SUN Liu-jie, WANG Xiao-hong, et al. Color Panorama Stitching Algorithm of Resisting Brightness and Translation[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(13): 184—188.

[16] 宋佳乾, 汪西原. 基于改进 SIFT 特征点匹配的图像拼接算法[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(2): 512—515.
SONG Jia-qian, WANG Xi-yuan. Image Mosaic Algorithm Based on Improved SIFT Feature Point Matching[J]. Journal of Computer Measurement and Control, 2015, 23(2): 512—515.