

# 基于 CUDA 的 SIFT 特征与拼接缝的全景图生成

张 凯<sup>1</sup>, 杨红雨<sup>1,2</sup>, 兰时勇<sup>1,2</sup>

(1. 四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065;

2. 视觉合成图形图像技术国家重点学科实验室, 四川 成都 610065)

**摘 要:**针对大场景高清全景图的生成需求,提出了一种基于 CUDA 的 SIFT 特征与动态规划拼接缝的全景图生成方法。首先进行柱面投影保持各通道视频在重叠区域内成像的视觉一致性,并设计了基于 CUDA 的 SIFT 特征提取并行算法和基于 RANSAC 与特征点的变换模型鲁棒估计算法;然后通过基于 HIS 色彩空间与梯度空间的动态规划拼接缝实现相邻图像的缝合,并在缝合线两边采用基于三角函数的图像融合算法实现平滑过渡,最终生成高清晰度高分辨率的全景图。结果表明,该方法在满足图像无缝拼接精度的前提下,可消除重叠区域内的重影问题,并大幅度提高拼接速度。

**关键词:**计算统一设备架构;SIFT 特征;图像拼接;图像配准;图像融合

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)09-0022-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.005

## Panorama Generation of SIFT and Stitch Line Based on CUDA

ZHANG Kai<sup>1</sup>, YANG Hong-yu<sup>1,2</sup>, LAN Shi-yong<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. National Key Lab of Fundamental Science on Synthetic Vision, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Aiming at the effect of high-definition panorama generation of large scenes, propose a panorama generation method based on dynamic programming seam and SIFT based on CUDA. Firstly, the visual consistency of the overlap regions is guaranteed by the cylindrical projection, also design a parallel algorithm of SIFT feature extraction based on CUDA and a robust parameter estimation algorithm based on RANSAC and feature points. Then, the adjacent images are stitched by dynamic programming stitch line based on HIS color space and gradient space. A trigonometric-based image fusion algorithm is used on both sides of the stitch line to realize the smooth transition. The high-definition and high-resolution panorama is finally generated. The proposed method can eliminate the ghosting problem in the overlapping area and significantly improve the stitching speed, on the premise of high-accuracy seamless image mosaic.

**Key words:** CUDA; SIFT feature; image mosaics; image registration; image fusion

## 0 引言

目前,图像拼接是数字图像处理领域的一个重要的研究方向,在计算机视觉、医学影像、大场景监视、计算机图形学等领域有着广泛而重要的实际应用价值。

全景图像拼接是将一组互相有重叠区域的图像序列,通过智能化配准测算和空间匹配对准,然后通过图像融合构成一幅大视野场景图像。常用的图像配准方法大致归为两种:一种是基于变换域的图像配准方法;另外一种是基于时域的图像配准法,如基于图像像素值或图像特征的图像配准方法<sup>[1]</sup>。SIFT 特征<sup>[2]</sup>对于旋转、缩放、平移具有不变性,并且对噪声、光照变化等

有很好的稳定性。但基于 SIFT 的图像配准算法本身复杂度较高,且高分辨率视频图像数据量大,导致在 CPU 上计算用时长,算法效率较低。文中采用基于 CUDA 的 SIFT 特征的并行特征提取方法。该方法解决了 SIFT 算法计算量大、速度慢的问题,快速、高效、稳定地实现图像的特征提取。在拼接前首先对每一路图像柱面进行投影,再提取原图在光照一致化后的 SIFT 特征,随后在柱面坐标下进行图像初步配准,然后利用 RANSAC 算法<sup>[3]</sup>进行变换模型的全局优化,得到各路图像间的数学变换模型,在拼接时通过基于配准模型建立的反向映射矩阵来对图像进行快速变换与

收稿日期:2014-10-30

修回日期:2015-01-30

网络出版时间:2015-08-26

基金项目:国家“863”高技术发展计划项目(2012AA011804,2013AA013802)

作者简介:张 凯(1990-),男,硕士研究生,研究方向为图形图像处理、计算机视觉;杨红雨,博士生导师,研究方向为计算机图像处理和图形学、计算机仿真、实时软件工程

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1556.038.html>

插值,最后实现基于动态规划拼接缝与三角函数的相邻图像融合,最终生成高分辨率全景图。

## 1 GPU 及 CUDA 架构

计算统一设备架构(Compute Unified Device Architecture, CUDA)是基于 NVIDIA 图形处理器(Graphic Processing Unit, GPU)硬件的完整的并行计算架构,该架构协同 CPU 处理串行、逻辑性任务且协同 GPU 处理线程并行任务,可大幅提升计算性能。

CUDA 采用 GPU 和 CPU 混合的编程模式,具有并行计算优势<sup>[4]</sup>。通常 CPU 端会将数据准备好后,复制到显卡的内存中,再由 GPU 端将要做的运算组织成内核 kernel。将内存中需要计算的数据从内存由北桥经过高速 PCI-Express 总线复制到显存中,再由 GPU 执行设备端程序,在计算结束后由主机端程序将结果数据从显存复制到内存。CUDA 可以通过 kernel 创建出线程,然后将这些线程送到 GPU 中运行。

## 2 基于 CUDA 的 SIFT 特征提取的并行实现

尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)是一种基于特征点配准算法,得到的特征点具有尺度不变性,以及在仿射变换等特性方面有着优异表现。但是其算法复杂度高,计算时间长,在实时性要求较高时受到限制。

实验测试结果表明,SIFT 算法中的构建高斯金字塔及 DoG、特征点检测及定位、特征点方向分配、特征点矢量生成环节非常耗时<sup>[4]</sup>,因此文中提出基于 CUDA 的 SIFT 特征提取优化方法,流程如图 1 所示。

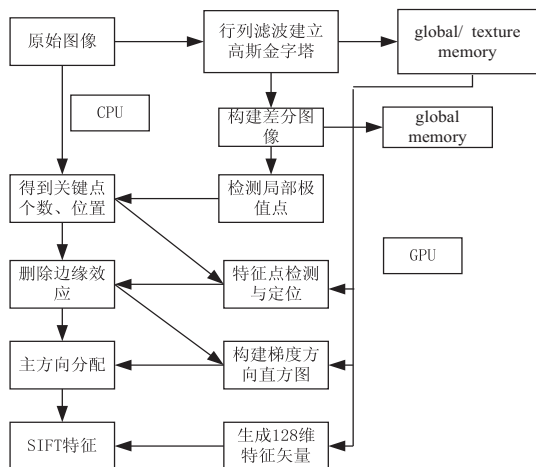


图1 基于CUDA快速实现SIFT特征提取流程图

### (1) 高斯金字塔及获取 DoG。

通过不同尺度的高斯函数与不同尺度的空间函数对应的图像做卷积,生成高斯金字塔。对于高斯核数据的相对不变特性,且对其使用频繁,因此把高斯卷积核放到 GPU 中带 Cache 的 constant memory 中,以便于

快速读取。

针对高斯函数在各个方向上的相同性,可把高斯卷积分成  $x$  轴和  $y$  轴两个一维的高斯卷积。对于二维  $N \times N$  的高斯模板,要对每个数都进行保存。图像大小为  $W \times H$  时,高斯卷积需要进行  $N \times N \times W \times H$  次乘法。然而对于  $1 \times N$  的一维行列式卷积,仅需计算和保存各  $1 \times N$  值,乘法操作的次数为  $2 \times W \times H \times N$  次。因此减少了对内存的操作次数,效率明显提升。

使用高斯函数之差对图像进行卷积操作得到 DoG。核函数执行在  $((\text{ImgW} + \text{dimBlock} \cdot x - 1) / \text{dimBlock} \cdot x) \times ((\text{ImgH} + \text{dimBlock} \cdot y - 1) / \text{dimBlock} \cdot y)$  个线程块(block)上,每个 block 上划分  $16 \times 16$  个线程(thread)。ImgW 和 ImgH 分别为图像的宽和高。每个 thread 同步执行,将得到的 DoG 存进 global memory。

### (2) 特征点定位。

取得到的相邻 3 层 DoG,取该特征点和与它尺度相同的 8 个点及上下相邻尺度对应的 18 个点进行对比,生成记录极值点位置的参数并传回主机内存,减少了数据的传输量,在 CPU 端得到极值点位置信息<sup>[5]</sup>。

对于特征点的定位,选用三维子像元插值的方法。把每个 block 划分 32 个 thread,可以得到线程网格(gird)的数目为:

$$(\text{dimBlock} \cdot x - 1 + \text{极值点个数}) / \text{dimBlock} \cdot x$$

然后得到的信息储存在 global memory 中。

最后将特征点信息传回主机内存,在 CPU 端去除边缘效应和低对比度的点,将特征点信息再传回 global memory。

### (3) 特征点方向分配。

对特征点邻域内像素梯度方向进行直方图统计,可以通过梯度方向的峰值的角度确定特征点的主方向。把每个 block 划分为 32 个 thread,特征点个数等于 gird 个数。同时,对于访问比较频繁的梯度方向直方图、高斯卷积核数据和像素值,选择在 block 上给它们分配相应的 block memory,达到同步生成高斯核,提高了程序计算的密集度。

采用并行归约累加的方法,用得到特征点邻域内梯度幅值、幅角生成梯度方向的直方图,存入 block memory。在 block 的 0 线程中记录该特征点的主方向,同时以总梯度直方图的主峰值 80% 为基准,若有峰值超过,则标记其角度为辅方向,将信息存入 global memory。

### (4) SIFT 特征矢量。

由于纹理内存在 GPU 内部针对二维数据访问具有优化的纹理缓存<sup>[6]</sup>,把特征点与其对应的高斯图像进行纹理关联,使数据访问的速率得到提高。根据之前确定的特征点主方向,对邻域内的图像进行旋转,生

成 128 维 SIFT 特征矢量来描述每个特征点,放入 global memory。

对图 2 中三组图像分别用 SIFT 特征提取 CPU 实现、SIFT 特征提取 CUDA 实现进行测试,得到的数据如表 1 所示。

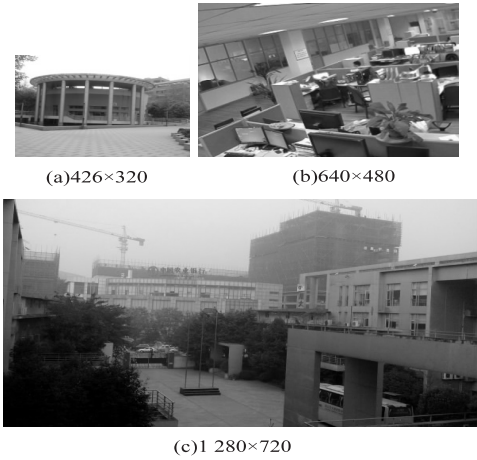


图 2 SIFT 特征提取实验图

表 1 SIFT 特征提取在 CPU 与 CUDA 上实现性能的比较

序列	SIFT 特征提取 CPU 实现		SIFT 特征提取 CUDA 实现		加速比
	基准图像特征点/待配准图像特征点/个	CPU 耗时/ms	基准图像特征点/待配准图像特征点/个	CUDA 耗时/ms	
(a)	364/511	9 612.72	366/518	64.60	148.80
(b)	803/934	12 832.63	799/930	78.69	163.06
(c)	749/1 225	14 197.45	757/1 228	80.96	175.36

表 1 中数据表明,SIFT 特征提取基于 CPU 与 CUDA 提取的特征点数比较接近,因此可以得出 SIFT 特征提取在 CPU 和 CUDA 上得到的效果基本相同。但是,基于 CUDA 的特征提取使速度提升了大约 150 倍,并且随着像素跟所提取的特征点个数的增加,加速比会随之提高。

3 变换模型参数估计

3.1 柱面投影与柱面投影半径估计

实验摄像机布局是环形布局,相机在不同角度下拍摄,如果对相邻摄像机成像的重叠区域直接进行拼接融合,会破坏重叠区域内场景成像的视觉一致性,出现重影,因此需要将图像投影到柱面坐标下<sup>[7]</sup>。同时需要对坐标进行插值,文中采用兼顾效果与速度的双线性插值。对于投影半径  $f$ ,采用一种基于相位相关法的迭代优化算法来拟合摄像机投影半径<sup>[8]</sup>。

3.2 基于 RANSAC 与 SIFT 特征的变换模型参数估计

为了提高变换模型参数估计过程中特征检测与匹配的速度,可根据相邻摄像机成像  $I_i$  和  $I_{i+1}$  的大小确定一对对应的粗匹配区域  $R_i$  和  $R_{i+1}$ ,再用基于 CUDA

的 SIFT 算法粗匹配区域进行特征提取。本实验采用的变换模型是 8 参数投影变换模型,变换前的图像坐标  $X = (x, y, 1)$  与变换后的图像坐标  $X' = (x', y', 1)$  的关系为:

$$\begin{cases} x' = \frac{h_{11}x + h_{12}y + h_{13}}{h_{31}x + h_{32}y + 1} \\ y' = \frac{h_{21}x + h_{22}y + h_{23}}{h_{31}x + h_{32}y + 1} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}$  为缩放、旋转因子;  $h_{13}, h_{23}$  分别是水平、垂直方向的平移因子;  $h_{31}, h_{32}$  是仿射变换因子。

因为相邻图像间配准后存在的局部误差会随着图像通道数的增加而形成累计误差,而且,线性模型参数的最小二乘估计是最优线性无偏估计,当有误匹配点对时,可能导致错误的配准模型。因此设计了一种基于随机 RANSAC 的鲁棒估计算法来拟合变换模型的参数,步骤如下:

步骤 1:提取粗匹配区域的 SIFT 特征,利用 FANN 方法<sup>[9]</sup>进行特征初匹配,得到  $n(n > 4)$  对匹配点对用于参与后面的投影变换模型拟合。

步骤 2:从所有的匹配点对中随机抽取  $m(m \geq 4)$  个(保证其中任意三点不共线),否则重新抽取。对匹配点联立建立一个由  $2m$  个关于模型参数  $\{h_{11}, h_{12}, \dots, h_{32}\}$  的方程组成的线性方程组  $AM = b$ ,用最小二乘法计算变换模型参数,其中:

$$M = [h_{11}, h_{12}, \dots, h_{32}]^T \quad (2)$$

$$b = [x_1', y_1', x_2', y_2', \dots, x_n', y_n']^T \quad (3)$$

$$A =$$

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_1x_1' & -y_1x_1' \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -x_1y_1' & -y_1y_1' \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i & y_i & 1 & 1 & 0 & 0 & -x_ix_i' & -y_ix_i' \\ 0 & 0 & 0 & x_i & y_i & 1 & -x_iy_i' & -y_iy_i' \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & y_m & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_mx_m' & -y_mx_m' \\ 0 & 0 & 0 & x_n & y_n & 1 & -x_my_m' & -y_my_m' \end{bmatrix} \quad (4)$$

步骤 3:利用欧氏距离  $dis$  与距离阈值  $th$  来区分内点:当  $dis \leq th$  时,匹配点对为内点,否则为外点。

步骤 4:重复步骤 2~4,直到最大采样次数 MAX,或者内点数目 num 足够大,则结束计算;随机采样次数 MAX 通过以下公式确定:

$$MAX = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - \beta^m)} \quad (5)$$

其中,  $p$  表示每次采样的  $m$  对匹配点对中内点的概率;  $\beta$  表示任何一对匹配点对是内点的概率。

步骤5:本实验中相机采集到的图像并不在同一个投影平面上,所以需要在柱面坐标下再进行变换模型参数的估计,柱面投影过程中的投影半径通过等距离匹配法求得。然后,利用获得的内点,建立一个基于柱面坐标的线性方程组,用最小二乘法计算各变换模型参数。

步骤6:在估计出图像序列中邻接图像间的变换参数后,可以根据这些变换参数计算出图像序列中任意两幅图像间的变换参数。设  $n$  幅相邻图像间的变换参数分别为  $M_{21}, M_{32}, \dots, M_{n(n-1)}$ , 可通过式(6)计算出任意两幅图像间的累积变换参数:

$$M_{k1} = \frac{1}{M_{k1}(3,3)} M_{k(k-1)} M_{(k-1)(k-2)} \dots M_{21} M_{11} \quad (1 \leq k \leq N) \quad (6)$$

其中,  $M_{11}$  (为  $3 \times 3$  的单位矩阵) 表示图像不做变换。通过上式求解  $M_{k1}$  时,  $M_{k1}(3,3)$  可能不为1,故需要对其进行归一化处理,使得  $M_{k1}(3,3) = 1$ 。

#### 4 基于动态规划缝合线与三角函数融合的全景图生成

图像配准以后就需要进行图像融合,为了避免在重叠区域内出现重影现象,在保持局部纹理一致性与色彩一致性的前提下,采用了一种基于重叠区域内像素的 HIS 色彩分量和梯度分量的动态规划缝合线技术来缝合相邻图像<sup>[10-12]</sup>。通过 Sobel 算子得到的梯度分量来分析拼接缝两边的纹理一致性或几何结构一致性。实验采用以下4个算子来分别求解图像在  $X$ 、 $Y$  方向和两个对角线方向的梯度,最后再相加作为像素点的梯度值。

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$S_{d_1} = \begin{bmatrix} -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad S_{d_2} = \begin{bmatrix} -2 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

该缝合线的准则是:

相邻图像在缝合线处的像素色彩值之差最小;相邻图像在缝合线两边  $r$  邻域内 (文中  $r=9$ ) 的几何结构最相似<sup>[13]</sup>。判别最优拼接缝的准则函数如下:

$$\begin{cases} E(x, y) = \text{dif}_{\text{color}}(x, y) + \lambda \text{dif}_{\text{grads}}(x, y) \\ \text{dif}_{\text{color}}(x, y) = | (H_i(x, y) + S_i(x, y)) - (H_{i+1}(x, y) + S_{i+1}(x, y)) | \\ \text{dif}_{\text{grads}}(x, y) = | \text{Grads}_i(x, y) - \text{Grads}_{i+1}(x, y) | \end{cases} \quad (7)$$

具体步骤如下:

步骤1:第一行的每个像素点对应一条向下寻优的缝合线,各缝合线能量值  $\text{Power}_i$  初始化为0。

步骤2:第一行的每个像素点向下一行的3领域 (正下、左下、右下) 扩展,当遇到图像的左、右边界时只计算其他的2个领域,然后选择搜索领域中准则值  $E(x, y)$  最小的一个点为新的搜索点<sup>[14]</sup>,然后以该点为起始点向下一行搜索,直到最后一行为止。同时将每个缝合点的准则值累加到对应的缝合线能量值  $\text{Power}_i$  中,其中  $m_i$  为第  $i$  条缝合线上缝合点的个数。

$$\text{Power}_i = \sum_{j=1}^{m_i} (\text{dif}_{\text{color}}(x_i, y_i) + \lambda \text{dif}_{\text{grads}}(x_i, y_i)) \quad (8)$$

步骤3:从所有的缝合线中选取能量值最小的作为最佳缝合线:

$$\text{Power}_{\min} = \min(\text{Power}_1/m_1, \text{Power}_2/m_2, \dots, \text{Power}_n/m_n) \quad (9)$$

通过在户外大场景的实验中发现,即使采用了同批次同型号的高清摄像机,相邻摄像机的成像在拼接缝的两边仍然能够感觉到视觉差异,主要是摄像机朝向不同、环境光不同和摄像机自动增益控制等原因导致的。因此文中做如下改进:在缝合线位置处向两边  $N_{\text{overlap}}$  领域扩展,进行基于分段三角函数的加权融合,从而实现图像整体的平滑过渡。加权融合函数如下:

$$\theta = \begin{cases} 1 - 0.5 \sin\left(\frac{x - x_1}{x_2 - x_1}\right) \pi, x_1 \leq x < x_1 + \frac{x_2 - x_1}{4} \\ \frac{(\sqrt{2} - 2)(x - x_1)}{x_2 - x_1} + \frac{3 - \sqrt{2}}{2}, \\ x_1 + \frac{x_2 - x_1}{4} \leq x \leq \frac{3(x_2 - x_1)}{4} \\ 0.5 \sin\left(\frac{x - x_1}{x_2 - x_1}\right) \pi, \frac{3(x_2 - x_1)}{4} < x \leq x_2 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $x_1, x_2$  是拼接后图像的每行像素在缝合线两边  $N_{\text{overlap}}$  领域  $X$  方向坐标值的最小值和最大值,  $x$  是拼接后图像每行像素在  $X$  方向的坐标值。

图3为两幅摄像机拍摄的含有动态场景的图像拼接。从图3(b)可以清楚地看到像这样有运动物体的场景,传统方法无法去除融合重影。图3(c)是文中方法生成的拼接图像的效果图,很好地消除了鬼影,并且得到了很好的拼接效果。

#### 5 实验与结果

实验平台配置如下:CPU 为 Intel 酷睿 I7 3770,显卡型号为 NVIDIA GTX680,内存 8 G,摄像机为海康威视 200 万 CMOS 网络摄像机。设备固定于一个三脚架上,在实际应用中可以将摄像机固定于墙壁上,只要保证相邻摄像机成像间有一定的重叠区域即可 (实验装

置重叠区域  $\geq 50$  像素)。

图像拼接结果如图 4 所示。



(a) 源图像



(b) 传统方法有重影拼接效果



(c) 文中算法拼接效果

图 3 两幅含有运动物体的场景的拼接



图 4 图像拼接结果

由于不知道图像间的真实变换参数,无法直接定量分析图像匹配的几何误差,最快速有效的方法采用图像配准中参与变换模型计算的匹配点对间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)作为精度评定指标,分析函数如下:

$$\begin{aligned} \text{MAE} &= \frac{\sum_{i=1}^m \| \mathbf{x}_{1i} - \mathbf{M}\mathbf{x}_{2i} \|}{n} \\ \text{RMSE} &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \| \mathbf{x}_{1i} - \mathbf{M}\mathbf{x}_{2i} \|^2}{n}} \end{aligned} \tag{11}$$

其中,  $\mathbf{M}$  为图像  $I_1, I_2$  间的变换矩阵;  $\mathbf{x}_{1i}, \mathbf{x}_{2i}$  是相邻图像  $I_1, I_2$  重叠区域内匹配点对的坐标;  $m$  为重叠区域内匹配点对的个数。

经过计算  $\text{MAE} = 0.342, \text{RMSE} = 0.376$ , 配准精度的几何误差在 1 个像素范围内, 精度比较高。

6 结束语

文中提出的全景图生成方法, 可实现各摄像机图像间变换模型与相关参数的全自动估计, 无需进行摄像机标定、现场测量等, 只需在安装时保证相邻摄像机图像间有一定的重合区域即可。实验采用 4 路 200 万像素高清摄像机, 全景拼接中运算量大, 因此对图像投影、图像变换、图像缝合、图像融合算法都进行了优化设计, SIFT 特征提取算法在实现时还采用 CUDA 加速, 在满足拼接精度的前提下, 大幅提高了拼接效率。

参考文献:

[1] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.  
[2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant

Promela 模型。最后,以高铁订票系统架构进行了实验和分析。结果表明,文中的验证方法能够检测到时序图与活动图之间存在的 inconsistency 问题,为 SysML 模型的一致性演化提供支持。

文中旨在利用自动化工具辅助工程师在软件开发的早期阶段发现系统设计的 inconsistency 错误,提高软件系统的开发速度和效率,减少传统形式化检测方法中对验证人员的数学背景要求,使其能从繁重的手工推导过程中解脱出来。由于没有考虑时间和空间的局限性,因此下一步工作是对算法进行优化,使其能在有限的条件下同样适用于复杂的大型软件系统建模中。

#### 参考文献:

- [1] 刘军霞,熊选东,王松峰. 基于随机 Petri 网的 SysML 状态机图的验证[J]. 计算机应用与软件,2013,30(6):202-208.
- [2] Florian M, Albert A, Daniel W, et al. Multi-view modeling in sysml: thematic structuring for multiple thematic views[J]. Procedia Computer Science,2014,28(1):531-538.
- [3] Ando T, Yatsu H, Kong W, et al. Translation rules of SysML state machine diagrams into CSP# toward formal model checking[J]. International Journal of Web Information Systems, 2014,10(2):3-3.
- [4] 陈 卉, 窦万峰. UML 顺序图与状态图的一致性检查[J]. 计算机工程,2008,34(18):62-64.
- [5] 杜 杰, 江国华. 基于模型检测的 UML 状态图和顺序图一致性检测[J]. 电子科技,2012,25(2):100-104.
- [6] 汪 胜. UML 顺序图与状态图一致性检验[D]. 广州:中山大学,2009.
- [7] Friedenthal S, Moore A, Steiner R, et al. A practical guide to SysML[M]. Waltham: Morgan Kaufmann, 2012.
- [8] Delligatti L. SysML distilled: a brief guide to the systems modeling language[M]. [s. l.]: Pearson Education, 2013.
- [9] 王洪媛. UML 行为模型之间模型转换的研究[D]. 长春: 吉林大学,2007.
- [10] 张 频, 罗贵明. UML 模型检测方法的研究[J]. 计算机应用,2007,27(10):2493-2497.
- [11] 王松峰,熊选东,付建丹,等. 基于 Petri 网的 SysML 活动图的分析与验证[J]. 计算机科学,2012,39(9):138-142.
- [12] Kaliappan P S, Koenig H. An approach to synchronize UML-based design components for model-driven protocol development[C]//Proc of 4th IEEE software engineering workshop. [s. l.]: IEEE, 2011:27-35.
- [13] Torre D, Labiche Y, Genero M. UML consistency rules: a systematic mapping study[R]. Carleton: Carleton University, 2014.
- [14] Staines T S. Transforming UML sequence diagrams into petri nets[J]. Journal of Communication and Computer, 2013, 10(1):72-81.
- [15] Ouchani S, Mohamed O A, Debbabi M. A property-based abstraction framework for SysML activity diagrams[J]. Knowledge-based Systems, 2014, 56(1):328-343.
- [16] Kaliappan P S, Vogel M, Koenig H. Component-oriented verification for protocol designs using the SPIN model checker[J]. International Journal, 2014, 1(1):37-49.
- [17] keynotes[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [18] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus a paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.
- [19] Heymann S, Muller K, Smolic A. SIFT implementation and optimization for general-purpose GPU[C]//Proceedings of the 15th international conference in Central Europe on computer graphics, visualization and computer vision. [s. l.]: [s. n.], 2007:317-322.
- [20] 闫钧华, 杭谊青, 许俊峰, 等. 基于 CUDA 的高分辨率数字视频图像配准快速实现[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2):380-386.
- [21] 张 舒, 褚艳利. GPU 高性能运算之 CUDA[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
- [22] Jang K H, Jung S K, Lee M. Constructing cylindrical panoramic image using equidistant matching[J]. Electronics Letters, 1999, 35(20):1715-1716.
- [23] Shum H Y, Szeliski R. Construction and refinement of panoramic mosaics with global and local alignment[C]//Proc of sixth international conference on computer vision. Bombay: IEEE, 1998:953-956.
- [24] Muja M, Lowe D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration[C]//Proc of international conference on computer vision theory and applications. [s. l.]: [s. n.], 2009:331-340.
- [25] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proc of the international conference on computer vision. [s. l.]: [s. n.], 1999:1150-1157.
- [26] Duplaquet Marie-Lise. Building large image mosaics with invisible seam lines[J]. Proc of SPIE, 1998, 3387:369-377.
- [27] Efros A A, Freeman W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]//Proceedings of the 28th annual conference on computer graphics and interactive techniques. [s. l.]: ACM, 2001:341-346.
- [28] Kuglin C, Hines D. The phase correlation image alignment method[C]//Proc of international conf on cybernetics and society. New York: IEEE, 1975:163-165.
- [29] 彭 勃, 何 宾. FPGA 在视频拼接中的应用与实现[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(5):1635-1639.

(上接第 26 页)

基于CUDA的SIFT特征与拼接缝的全景图生成

作者:

张凯, 杨红雨, 兰时勇, ZHANG Kai, YANG Hong-yu, LAN Shi-yong

作者单位:

张凯, ZHANG Kai (四川大学 计算机学院, 四川 成都, 610065), 杨红雨, 兰时勇, YANG Hong-yu, LAN Shi-yong (四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065; 视觉合成图形图像技术国家重点学科实验室, 四川 成都 610065)

刊名:

计算机技术与发展 

英文刊名:

Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2015 (9)

引用本文格式: 张凯. 杨红雨. 兰时勇. ZHANG Kai. YANG Hong-yu. LAN Shi-yong 基于CUDA的SIFT特征与拼接缝的全景图生成 [期刊论文]-计算机技术与发展 2015 (9)