

轨道表面图像处理算法研究

汪炫紫,孙宪坤,高飞

(上海工程技术大学 电子电气工程学院,上海 201620)

摘要:轨道检测是我国快速发展的铁路运输和城市轨道交通运输的重要保障。为了更好地完成轨道检测工作,首先介绍了轨道检测发展的趋势和现有的轨道探伤标准,然后基于计算机视觉中的双目视觉原理,搭建了轨道图像采集系统的模型。针对此系统采集到的同一根轨道的角度不同的左右两幅图像,研究针对轨道表面图像的处理算法。对比分析基于区域的Otsu分割算法和基于改进蚁群优化算法的边缘检测算法的原理以及算法表现,实验结果表明,文中改进算法的结果更适合此应用。在此基础上,根据相似度函数将分割好的左右图像进行图像匹配,获取双目视觉的视差图,为后续的深度信息提取与图像的三维重建和全面测量打下了良好的基础。

关键词:双目视觉;图像分割;Otsu算法;蚁群算法;图像匹配

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)09-0182-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.039

Research on Algorithm of Track Surface Image Processing

WANG Xuan-zi, SUN Xian-kun, GAO Fei

(College of Electronic and Electric Engineering, Shanghai University of Engineering
Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Track detection is the basic protection of the railway and the subway development in China. In order to finish the track detecting work better, firstly introduce the developing trends and up to date method used in the track detection. Then based on the binocular vision system in computer vision technology, build a image collecting system. Aiming at the two images collected of a same track from two different angles, have done researches on track surface image process algorithm. Compare and analyze the Otsu algorithm and the modified ACO algorithm, the experimental result shows that the latter performs better in this application. Based on this, finish the image matching using similarity function and obtain the disparity map of these two images, which will definitely make a contribution to the following image deep information extraction and image 3D rebuilding, analysis and totally measuring of the track.

Key words: binocular vision; image segmentation; Otsu algorithm; ACO algorithm; image matching

0 引言

当前中国正处于高速发展的阶段,铁路运输和城市轨道交通作为公共交通中最为重要的环节,发展更为迅猛^[1]。

截至2013年12月,国内运营时速200公里以上的高速铁路运营里程已经超过10 000公里,其中包括提速改造后的既有线铁路和新建的高速铁路。目前在建和规划兴建的高速铁路总里程已达17 000公里。预计2015年末,中国高铁的总里程将要超过18 000公里,在世界高速铁路总里程的占有量将超过50%。

与此同时,目前的城镇化进程较快,2011年全国的城镇化率为51.27%,2012年为52.57%,2013年为

53.73%。预测到2020年,全国的城镇化率将超过60%,巨大的人口涌入城市,将意味着公共交通需承担起更多运量。而伴随着城市轨道交通建设逐渐转入运营,未来几年城市轨道交通仍将处于供小于求的局面。预计到2020年,全国城市轨道交通客运量将超过200亿人次。

轨道检测作为保证运输安全的重要工作之一,也必须发展研究新的技术和方法。如何快速、准确、高效地完成轨道各相关参数的检测,其重要性不言而喻。

计算机的出现极大地改变了人类探索世界的方式。而计算机在无损检测方面的表现尤为高效,将它结合图像处理技术、模式识别技术等,应用于轨道检测

收稿日期:2014-11-03

修回日期:2015-02-06

网络出版时间:2015-08-26

基金项目:上海市教育重点创新项目(14zz156);上海工程技术大学“十二五”内涵建设项目(B-8932-13-0124)

作者简介:汪炫紫(1990-),男,硕士研究生,研究方向为图像处理与智能控制。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1558.050.html>

上的检测方法,相比于以上的传统检测方法,可以完全在线实时检测,能保存缺陷的原始图像并且对缺陷类型进行有效识别,是一种更为高效、准确的检测方法,在节约了大量的人力、物力资源的同时,检测的速度和精度有很大提高。目前的轨道检测技术主要是依靠计算机视觉原理和图像处理技术来完成。文中介绍了一种轨道表面图像采集和处理方法,使用双目视觉系统采集图像,对提取的目标区域进行图像分割和图像匹配,得到深度视差图,为后续的图像处理提供了深度信息支持。

1 轨道探伤标准

无论是铁路运输系统,还是城市轨道交通系统,轨道都是最重要的部分之一。轨道由两根平行的钢轨和轨枕组成,根据道床的不同,分为有砟轨道和无砟轨道。有砟轨道的道床主要是石子,轨枕是钢筋混凝土制成,也是铁路系统中运用最为广泛的形式。无砟轨道,它的道床是采用混凝土、沥青混合料等来代替有砟轨道中的碎石道床,它的轨枕本身是也混凝土浇灌而成,而路基也不用碎石,钢轨和轨枕直接铺在混凝土路基上,主要应用于动车组列车和城市轨道交通系统中。钢轨(Track)的参数有很多,无列车经过时测的参数为静态参数(Static Parameters),有列车经过时测的参数为动态参数(Dynamic Parameters)。铁路轨道的主要静态参数有:轨距、水平(超高)、三角坑、里程、轨向、曲率等。

(1) 轨距(Track Gauge):两根钢轨的顶面下 1.588 cm 处的内侧之间间隔的距离。标准情况下,内侧的距离应该为 1 435 mm。

(2) 水平(超高):轨距的值乘以两轨道顶线与水平面之间夹角的正弦值所得的结果。

(3) 三角坑:在规定的长度以内,两个钢轨轮流出现水平差超过规定值的情况,表现出高低高或低高低的相对位置关系,也称之为扭曲。

(4) 里程:指轨道长度。

(5) 轨向:指的是轨距点的平面位置沿着钢轨纵向方向上的变化。

(6) 曲率(Curvature):指的是轨道转弯半径的倒数。

对于铁轨的每一根钢轨,也有相应的国家标准来衡量和判定损伤。

轨道检测的相关参数很多,每一个参数都能相应地反映轨道当前的工作情况,是否失效,检测方法也多种多样,但目前主流的方法多是通过计算机视觉系统,尤其是两个摄像机组成的双目视觉系统。

2 双目视觉原理

人类的视觉系统是通过双眼同时获得客观世界的某个场景的二维图像信息,再经过大脑的视觉神经中枢处理与加工,得到这个场景的三维信息。双目视觉的原理也是基于此,即利用两个 CCD 摄像机来模拟人类的双眼。使用两个摄像机构成的双目立体视觉系统,两个相机同时拍摄同一个实际场景的二维图像,使用相关算法完成图像匹配,进行三维重建,就可以得到三维坐标和深度信息,有了这个场景的三维坐标和深度信息,就可以对场景进行深度信息的提取。

只用一个摄像机拍摄时,像素坐标系中的点和世界坐标系中的点不能一一对应,所以不能得到深度信息;但是如果用两个摄像机,在两个不同角度拍摄同一个物体,就可以利用如图 1 所示的三角测量原理来得到深度信息^[2],这就是双目视觉系统的基本原理。双目视觉系统(Binocular Vision System)^[3]由上下或是左右排列的两个摄像机组成,通过两台摄像机对同一物体不同角度的拍摄,获得该物体在不同视角下的图像。由图 1 可知,摄像机(或其他图像传感器)采集到的两幅图像中的点, p_l 和 p_r , 与三维场景中实际的物点 P , 构成了一个三角形,所以双目视觉系统可利用三角形法,即三角测量原理,基于视差原理获得三维场景中物点的信息,从而获得该物点的深度感。

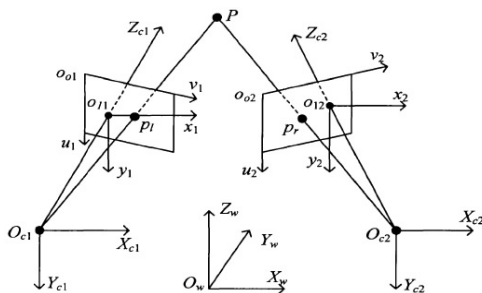


图 1 双目视觉原理图

3 图像采集系统模型

双目视觉系统中的摄像机布置方式对于图像的采集结果很重要,在不同的应用中根据情况选择不同的布置方式。通常来说,有三种布置方式:重叠视场的布置、不重叠视场的布置、重叠视场的有角度布置。

文中的采集系统采用了重叠视场的有角度宽式布置,主要用于防止有复杂形状和角度的目标之间遮挡情况的出现。对于工字钢形状的钢轨,轨道表面由轨顶和轨侧构成凸形面,显然使用第三种布置方式最为合适。基于双目视觉原理,实验室搭建图像采集系统的模型如图 2 所示,使用两个传感器的双目视觉系统可以满足大部分轨道图像的测量需求,可以获取轨道表面图像并根据算法获取深度信息。

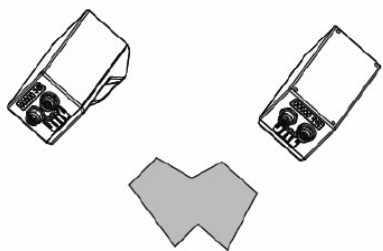


图 2 双目视觉模型

4 轨道表面图像处理算法

文中搭建的双目视觉系统,左右两个相机采集到的同一根轨道的不同视角的图像如图 3 所示。

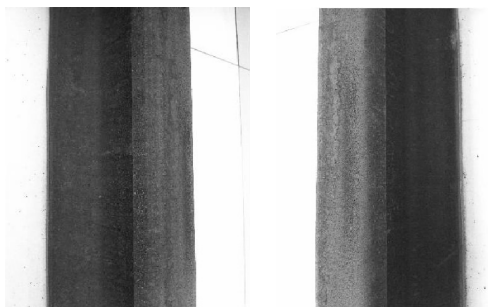


图 3 左右相机采集到的轨道表面图像

轨道图像处理系统是通过由激光光学装置和非接触传感器自动采集到的图像,经过一系列的图像处理算法,包括直方图均衡化^[4]、中值滤波、图像分割^[5],以及图像匹配。文中主要对左图像进行处理,直方图均衡化和中值滤波都采用传统方法,在此不再赘述,重点研究轨道表面图像分割算法和匹配算法。

4.1 图像分割算法

因为采集到的轨道图像信息量大且复杂,包含了很多非钢轨表面区域的无关信息,如果直接对图像进行处理,会大大增加不必要的工作量,所以需要先将轨道表面区域部分的图像先分割提取出来。

图像分割(Image Segmentation),指的是将图像分成不同的区域,各区域有各自的特性,然后提取出需要研究和处理的目标的过程。图像分割可借助集合概念来严格定义:

设集合 R 表示整个图像内的区域,对 R 的图像分割可以看成是把 R 分成不同的非空子集 R_1, R_2, \dots, R_n , 这些子集都要满足以下 5 个条件, $P(R_i)$ 表示在集合 R_i 中元素的某种性质:

- (1) $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$;
- (2) 对所有的 i 和 $j, i \neq j$ 有 $R_i \cap R_j = \emptyset$;
- (3) 对 $i = 1, 2, \dots, n$, 有 $P(R_i) = \text{TRUE}$;
- (4) 对 $i \neq j$, 有 $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}$;
- (5) 对 $i = 1, 2, \dots, n, R_i$ 是联通的区域。

在图像分割中,根据图像灰度的相似性和不连续性,分割方法一般来说都可以分为两类。所谓相似性,指的是在同一个区域内,像素往往具有灰度相似性,区域内的像素灰度值相对处于一个区间内,比较接近;所谓不连续性,指的是在不同的区域之间的交界处,像素的灰度值会有突变。利用灰度的相似性原理,就是基于同一区域的图像分割算法;利用灰度的不连续原理,就是基于区域之间的边缘的图像分割算法。对于这两类算法,基于区域的算法主要是阈值法,基于边缘的算法主要是边缘检测算法。

(1) 最大类间方差法(Otsu 算法)。

最大类间方差法^[6],是日本学者大津(Nobuyuki Otsu)提出的^[7],原理如下:阈值 T 应当能够让背景区域和目标区域的平均灰度值与整幅图像的平均灰度值差别最大,这种差别通常都是用方差来衡量。方差大,代表可分离性大。步骤如下:

设图像的灰度级别为 $[0, L-1]$, 灰度值为 i 的像素数目为 n_i , 那么总的像素数目为 $N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i$ 级别灰度出现的概率是 $p_i = \frac{n_i}{N}$, 对 p_i , 有 $\sum_{i=1}^{L-1} p_i = 1$ 。

设置初始阈值 T , 将图像分为 R_1 和 R_2 , 则 R_1 和 R_2 在图像中的比例为:

$$p_1 = \sum_{i=0}^{T-1} p_i \quad (1)$$

$$p_2 = \sum_{i=T}^{L-1} p_i = 1 - p_1$$

R_1 的平均灰度级为:

$$\mu(T) = \sum_{i=0}^{T-1} i \cdot p_i \quad (2)$$

R_1 和 R_2 的均值分别是:

$$\mu_1 = \frac{1}{p_1} \sum_{i=0}^{T-1} i \cdot p_i = \frac{\mu(T)}{p_1} \quad (3)$$

$$\mu_2 = \frac{1}{p_2} \sum_{i=T}^{L-1} i \cdot p_i = \frac{\mu - \mu(T)}{1 - p_1}$$

其中, μ 是整幅图像的均值。

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p_i = p_1 \mu_1 + p_2 \mu_2 \quad (4)$$

类间的总方差为:

$$\sigma_B^2 = p_1(\mu_1 - \mu)^2 + p_2(\mu_2 - \mu)^2 = p_1 p_2 (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (5)$$

然后再让 T 在图像灰度值内遍历取值,使得类间方差 σ_B^2 最大时的阈值即为最佳阈值。

图 4 为 Otsu 算法的结果,可得出最佳阈值为 0.607 8, 即 $T = 255 \times 0.607 8 = 155$, 灰度值大于 155 的取为 1 全白, 小于等于 155 的取为 0 全黑。

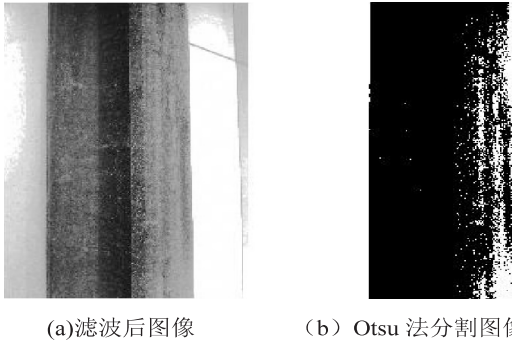


图4 Otsu 算法结果

由图4可以看出,由于文中检测的轨道背景和前景的对比度大,基于区域的算法可以直接准确地提取出轨道区域,但是也有一个极大的弊端,针对本幅图像,从结果来看,并不能将轨顶部分和左侧的轨侧部分明显地分割开,所以此处不适合选用基于区域的图像分割算法。

(2) 基于改进蚁群算法的边缘检测算法。

蚁群优化算法(Ant Colony Optimization),是由意大利人 M. Dorigo 受到蚂蚁在觅食过程中表现出的群体智能行为的启发,提出的基于随机搜索的群优化算法。基于改进蚁群算法^[8]的图像边缘检测基本原理如下:蚂蚁的探索最短路径的过程可以看成是一个聚类的过程,把食物看成是聚类中心^[9]。那么对于原始图像 X 来说,每个像素 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 就可以看成是一只蚂蚁,而每只蚂蚁都是以像素的灰度值和像素的梯度值作为特征的二维向量,蚂蚁要聚类到 j 个聚类中心 C_j , X_i 到 C_j 的“距离”为 d_{ij} ,这里的距离指的是欧氏距离。

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (X_{ik} - C_{jk})^2} \quad (6)$$

其中,蚂蚁的特征维数为 $m = 2$; p 是加权因子,由像素各分量对于聚类的影响程度大小而决定。

设 r 为聚类半径, $\text{ph}_{ij}(t)$ 为 t 时刻蚂蚁 i 到聚类中心 C_j 的信息素浓度,则

$$\text{ph}_{ij} = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq r \\ 0, & d_{ij} > r \end{cases} \quad (7)$$

像素 X_i 合并到 C_j 的概率 p_{ij} 为^[10]:

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\text{ph}_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} \text{ph}_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in S \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中, η_{ij} 是启发式函数,表示像素 X_i 合并至聚类中心 C_j 的期望程度;信息素因子 α 是聚类过程中积累的信息对路径选择的影响因子;启发式因子 β 是启发式函数对路径选择的影响因子; $S = \{X_s | d_{sj} \leq r, s = 1, 2, \dots, n\}$ 为可行路径集合。

在蚂蚁的搜索过程中,各条路径的信息量按式(9)调整^[11]:

$$\text{ph}_{ij}(t+1) = \begin{cases} \rho \text{ph}_{ij}(t) + \Delta \text{ph}_{ij}, & \text{本次最优路径} \\ \rho \text{ph}_{ij}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, ρ 是信息量关于时间的残留系数; Δph_{ij} 是当前路径上的信息量的增量。

$$\Delta \text{ph}_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta \text{ph}_{ij}^k \quad (10)$$

其中, Δph_{ij}^k 是第 k 只蚂蚁在当前路径选择过程中释放的信息量。

模糊 c 均值(fuzzy clustering means)聚类是目前模糊聚类算法中非常有效的一种,图像 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是样本集,聚类准则为:

$$\text{Min } J_{\text{fcm}}(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (11)$$

其中, U 表示 $c \times n$ 模糊划分矩阵; V 表示聚类中心矩阵; u_{ij} 的值表示了第 j 个样本属于第 i 类的隶属度值; d_{ij} 是样本点与聚类中心的距离,这里依然用欧氏距离。

这是一个关于自变量 (U, V) 的约束优化问题,得到如下迭代方程:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, i = 1, 2, \dots, c \quad (12)$$

记 $I_j = \{(i, j) | x_j = v_i, 1 \leq i \leq c\}$, 若 $I_j = \emptyset$

$$u_{ij} = \left[\sum_{r=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, j = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

若 $I_j \neq \emptyset$, 则 u_{ij} 是满足如下条件的任意非负实数:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} = 0, d_{ij} \neq 0 \quad (14)$$

关于隶属度的迭代公式是一个从点到集合的映射,在实际计算中通常采用如下公式:

$$u_{ij} = \begin{cases} \left[\sum_{r=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, & I_j = \emptyset \\ 0, & I_j \neq \emptyset, i \notin I_j \\ \frac{1}{|I_j|}, & I_j \neq \emptyset, i \in I_j \end{cases} \quad (15)$$

FCM 算法先初始化类中心(或者隶属度矩阵),然后利用式(12)和式(13)进行迭代直至满足设定的初始条件。

通过以上的描述可知,蚂蚁的搜索过程是随机和盲目的,每只蚂蚁和其余所有蚂蚁之间,都要两两计算距离,循环的次数很多,搜索时间长,计算量很大。因

为它的正反馈机制,在迭代到了一定代数之后,可能会陷入局部最优,即蚂蚁不会继续再搜索更加短的路径,出现早熟、停滞等现象。因此单纯地使用蚁群算法,不能优化地实现聚类过程^[12]。对于模糊聚类而言,它的缺点是对初始值的设置十分敏感,同样不能单纯地解决问题。

针对这种情况,文中将蚁群算法和 FCM 算法的优点进行了融合,并根据图像分割的特点,先通过图像的灰度直方图^[13]和梯度特征来设置改进算法初始的聚类中心,再改进启发式函数:

$$\eta_{ij} = \frac{r}{\sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (X_{ik} - C_{jk})^2 + 1}} \quad (16)$$

将通过蚁群算法得到的新的聚类中心作为 FCM 聚类算法的初始聚类中心,再进行 FCM 模糊聚类,得到有边缘信息的轨道图像。实验参数设置如下: $\alpha = 0.40$, $\beta = 3$, $r = 90$, $\rho = 0.95$, $l = 500$ 。实验环境是 CPU i5 2.50 GHz, OS Win8 x64, RAM 4 GB, Matlab R2012b。

改进算法的结果(见图 5)相比于 Otsu 算法有了明显的改善,轨顶表面和左侧的轨侧有了明显的边缘,轨道表面的细节也更加详细,对于后续的图像匹配和图像分析更有利。

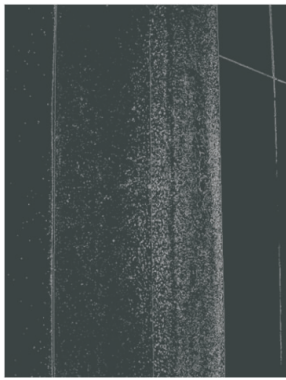


图 5 改进边缘检测算法的结果

4.2 图像匹配

图像匹配^[14]的定义是通过对比影像内容、特征、结构、关系、纹理及灰度等的对应关系,相似性和一致性的分析,寻求相似影像目标的方法。文中图像匹配主要是将两个不同的摄像机拍摄三维场景中同一物体的不同图像进行对准,得出这两幅图像之间相对变换的过程,从而寻求预知目标。然后根据所选特征的相似性函数,建立参考图像和待匹配图像之间的对应关系。

步骤如下:

(1)从两个摄像机采集的图像中选一幅,为参考图像,另外一幅就是待匹配图像,选择左图像为参考图像,右图像为带匹配图像;

(2)在参考图像中,结合图像中物体在三维场景中的实际结构,选取图像特征;

(3)在待匹配图像中,找到与参考图像中选取的实际物理结构的特征相同的对应图像特征;

(4)确定两个特征的相对位置。

利用这里检测到的有边缘信息的图像作为参考图像和待匹配图像。

如何判定两个特征的相似程度对于匹配的结果影响很大,这里就要用到相似度函数^[15],将这些相似度函数对匹配窗口内对应的像素进行计算, $I_l(u, v)$ 和 $I_r(u + d, v)$ 分别是左右图像, $C(u, v, d)$ 是这两幅图像的相似度函数值。主要是通过像素间的距离测度来度量。

$$C(u, v, d) = \sum_{(i, j) \in W} (I_l(u + i, v + j) - I_r(u + i + d, v + j))^2 \quad (17)$$

对图 1 中左右图像都采取相同的直方图均衡化,中值滤波,改进蚁群算法图像分割之后,依据式(17)的图像匹配算法得到的双目视觉视差图如图 6 所示。



图 6 图像匹配获取的双目视差图

5 结束语

文中先描述了轨道表面图像采集的测量原理,使用双目视觉系统,对采集到的轨道表面图像进行处理,对比基于区域的 Otsu 图像分割算法和基于边缘的改进蚁群算法,根据文中的实际应用选择后者,但是由于迭代次数的原因,改进蚁群算法的耗时问题仍将是今后优化的重点。对于图像匹配得到的视差图,可以为后续的图像三维重建,获取深度信息提供有力的支持,由检测轨道表面的参数到对于整个轨道在三维空间内的全面检测。

参考文献:

- [1] 中长期铁路网规划研究[M]. 北京:中国铁道出版社, 2004.
- [2] 吴立德. 计算机视觉[M]. 上海:复旦大学出版社, 1993.
- [3] Geiger D, Ladendorf B, Yuille A. Occlusion and binocular

是对被测模块展开某一应用领域的探索测试思路却可以更好地运用于相似或相同模块后续改进版本的测试中,因而达到所设计出的探索性测试思想的测试用例更具有较大的测试复用性。表1是在三个测试周期内两种测试用例设计方法对所命中缺陷比率的对照表。通过分析,得出设计探索性测试思想的测试用例命中严重性与致命性缺陷的比率总和达到25%,远远高于普通测试用例设计方法对同类缺陷的命中比率6%。

5 结束语

测试用例的设计与复用是软件测试过程中的重要环节。文中在普通测试用例设计组成要素基础上,通过把漫游探索性测试设计方法充分融入到对测试用例的设计中,并完成对测试用例的复用过程,因而解决了基于探索性测试思想的可复用测试用例的规范设计与有效复用过程问题,也为其标准化管理过程提供了统一框架。

参考文献:

[1] 余久久,张佑生. 软件探索性测试研究进展[J]. 实验室研究与探索,2014,33(2):93-102.

[2] 林 炜. 两种软件测试方法的比较和改进[J]. 信息安全,2012(7):58-60.

[3] 李军锋,栾 静. 探索性软件测试解析[J]. 计算机与数字工程,2011,39(8):39-42.

[4] 朱少民. 全程软件测试[M]. 北京:电子工业出版社,2014.

[5] Shoaib L,Nadeem A,Akbar A. An empirical evaluation of the influence of human personality on exploratory software testing [C]//Proc of 13th international multitopic conference. Islamabad:IEEE,2009:1-6.

[6] Prakash V,Gopalakrishnan S. Testing efficiency exploited scripted versus exploratory testing[C]//Proc of 3rd international

al conference on electronics computer technology. [s. l.]:[s. n.],2011:168-172.

[7] 方 毅,张 胜,钟颂东,等. 探索式软件测试[M]. 北京:清华大学出版社,2010.

[8] 史 亮,高 翔. 探索式软件测试实践之路[M]. 北京:电子工业出版社,2012.

[9] Whittaker J A. Exploratory software testing:tips, tricks, tours, and techniques to guide test design [M]. [s. l.]:Addison-Wesley Professional,2009.

[10] 熊 智,刘 莉,雷钰锋,等. X 测试模型的改进与应用[J]. 计算机工程与设计,2011,32(8):2748-2751.

[11] 涂洪澄,刘先锋. 基于测试驱动及并行工程的一种改进前置驱动测试模型[J]. 计算机与现代化,2008(5):117-120.

[12] 谢经纬,吴 昊. 探索性方法在面向故障软件测试中的应用[J]. 微计算机信息,2010,26(25):145-146.

[13] Hellmann T D,Maurer F. Rule-based exploratory testing of graphical user interfaces [C]//Proc of agile conference. Salt Lake City:IEEE,2011:107-116.

[14] 马均飞,郑文强. 软件测试设计[M]. 北京:电子工业出版社,2011.

[15] Sundmark D,Petersen K,Larsson S. An exploratory case study of testing in an automotive electrical system release process [C]//Proc of 6th IEEE international symposium on industrial embedded systems. Vasteras:IEEE,2011:166-175.

[16] 尹 平. 可复用测试用例研究[J]. 计算机应用,2010,30(5):1309-1311.

[17] 余久久,张佑生. 软件测试改进模型研究进展[J]. 计算机应用与软件,2012,29(11):201-207.

[18] 卜国峰,孙志刚,丁小良. 软件测试用例的复用研究[J]. 四川兵工学报,2009,30(5):124-126.

[19] 张玉彬,谢康林. 测试用例的设计和复用技术[J]. 计算机应用与软件,2008,25(1):100-101.

(上接第186页)

stereo[J]. International Journal of Computer Vision,1995,14(3):211-226.

[4] 章毓晋. 中国图像工程:2011[J]. 中国图象图形学报,2012,17(5):603-612.

[5] 郭 臻,陈远知. 图像阈值分割算法研究[J]. 中国传媒大学学报:自然科学版,2008,15(2):77-82.

[6] 郝颖明,朱 枫. 2 维 Otsu 自适应阈值的快速算法[J]. 中国图象图形学报,2005,10(4):484-488.

[7] 胡 斌,宫宁生. 一种改进的 Otsu 阈值分割算法[J]. 微电子学与计算机,2009,26(12):153-155.

[8] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社,2005.

[9] Tian Jing,Yu Weiyu,Chen Li,et al. Image edge detection using variation-adaptive ant colony optimization[J]. Transac-

tions on CCCIV,2011,6910:27-40.

[10] Lu D S,Chen C C. Edge detection improvement by ant colony optimization[J]. Pattern Recognition Letters,2008,29(4):416-425.

[11] 张 健,周激流,郑秀清,等. 基于多态蚁群优化的图像边缘检测[J]. 计算机工程与应用,2011,47(3):20-22.

[12] 汤可宗,江新姿,高 尚. 蚁群模糊聚类的图像分割[J]. 计算机工程与设计,2008,29(7):1770-1772.

[13] 何小娜,逢焕利. 基于二维直方图和改进蚁群聚类的图像分割[J]. 计算机技术与发展,2010,20(3):128-131.

[14] 王 民,刘伟光. 基于改进 SIFT 特征的双目图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用,2013,49(2):203-206.

[15] 赵逢达,孔令富. 一种基于图像匹配的移动机器人定位方法[J]. 计算机工程与应用,2008,44(20):215-217.

轨道表面图像处理算法研究

作者：[汪炫紫](#)，[孙宪坤](#)，[高飞](#)，[WANG Xuan-zi](#)，[SUN Xian-kun](#)，[GAO Fei](#)
作者单位：[上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海, 201620](#)
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：[汪炫紫](#). [孙宪坤](#). [高飞](#). [WANG Xuan-zi](#). [SUN Xian-kun](#). [GAO Fei](#) [轨道表面图像处理算法研究](#)[期刊论文]
]-[计算机技术与发展](#) 2015 (9)