

# 基于改进均值标准差曲线描述子的 反射对称轴检测

刘红敏<sup>1</sup>,熊文俊<sup>1</sup>,赵 伟<sup>2</sup>,王志衡<sup>1</sup>,王 静<sup>1</sup>

(1. 河南理工大学计算机科学与技术学院,河南焦作 454000;2. 西安电子科技大学计算机学院,陕西西安 710071)

**摘 要:** 针对反射对称轴难以检测的问题,该文提出一种基于改进均值标准差曲线描述子(Mean-Standard deviation Curve Descriptor, MSCD)的反射对称轴检测算法.该算法首先对 MSCD 曲线描述子进行改进,使其具有镜像反射不变性并实现对称曲线对检测;然后采用距离约束并使用 Hough 变换获取图像的局部对称轴;最后通过局部对称轴合并得到最终对称轴.实验结果表明,该算法可实现图像的单对称轴和多对称轴检测,在亮度变化、对比度变化、噪声污染、模糊以及形变情况下,均能够准确定位图像对称轴并具有较强鲁棒性.

**关键词:** 均值标准差曲线描述子;曲线匹配;反射对称轴检测

**中图分类号:** TP37 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)07-1701-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.07.021

## Reflection Symmetry Axis Detection Based on Improved Mean-Standard Deviation Curve Descriptor

LIU Hong-min<sup>1</sup>, XIONG Wen-jun<sup>1</sup>, ZHAO Wei<sup>2</sup>, WANG Zhi-heng<sup>1</sup>, WANG Jing<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China;

2. School of Computer Science and Technology, XIDIAN University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** Due to the difficulty in detecting reflection symmetry axis, a detection algorithm based on improved mean-standard deviation curve descriptor (MSCD) is proposed. Firstly, the proposed algorithm improves the MSCD so that its mirror reflection invariance can guarantee the accurate detection of the symmetrical curve pairs. Then the distance constraint and Hough transform are used to gain local symmetry axis of the image. Finally, final symmetry axis can be acquired by merging the local ones. Experimental results show that the proposed algorithm can realize the symmetric axis detection for image with both single symmetric axis and multi ones. Besides, it can locate the image symmetry axis precisely and robustly under brightness changes, contrast changes, noise pollution, fuzzy and deformations.

**Key words:** mean-standard deviation curve descriptor; curve matching; reflection symmetry

## 1 引言

对称性主要分为三类:反射对称、旋转对称和平移对称<sup>[1]</sup>.本文主要研究如何检测图像中的反射对称性,其在自然场景<sup>[2]</sup>与人工建筑物中普遍存在,在物体定位<sup>[3]</sup>、目标识别<sup>[4]</sup>、图像分割<sup>[5]</sup>、医学图像<sup>[6]</sup>等许多应用都具有重要价值.

对称轴检测是计算机视觉的难点问题.卢春雨等<sup>[7]</sup>利用主成分分析将对称轴方向求解转化为特征值

分解问题,但受图像对比度和噪声影响较大.肖志涛等<sup>[8]</sup>提出一种结合相位信息与主成分分析的方法,但主要适用于背景简单图像.基于边缘的方法主要利用边缘信息实现反射对称轴的检测.Wang等<sup>[9]</sup>构造局部仿射不变矩阵描述边缘点,基于对称点对确定对称轴,并进一步将其推广到旋转对称性及平移对称性检测<sup>[10]</sup>.Yuan和Tang<sup>[11]</sup>利用形态学方法定位图像中的多个对称轴.Prasad和Yegnanarayana<sup>[12]</sup>利用边缘梯度实现单对称轴检测.但上述基于边缘的方法在图像纹理

收稿日期:2016-01-19;修回日期:2016-08-13;责任编辑:李勇锋

基金项目:国家自然科学基金(No. 61272394, No. 61472119, No. 61572173, No. 61472373, No. 61401150);河南理工大学创新型科研团队项目(No. T014-3);河南理工大学杰出青年基金(No. J2016-3);河南省高校基本科研业务费(No. NSFRF1604)

丰富、内容复杂时检测结果不理想. 近年来, 基于特征点匹配的方法取得了较好结果. Loy 和 Eklundh<sup>[13]</sup> 使用改进的 SIFT 描述子<sup>[14]</sup> 对特征点进行描述来确定对称点对并利用 Hough 变换检测对称轴. Guo 和 Cao<sup>[15]</sup> 提出一种镜像反射不变的特征变换 (Mirror-reflection Invariant Feature Transform, MIFT), 并将其成功用于反射对称轴检测. Patraucean 等人<sup>[16]</sup> 在文献 [13] 的基础上采用 Hough 变换选出候选对称轴并用统计方法验证候选对称轴.

Wang 等<sup>[17]</sup> 提出的均值标准差曲线描述子 (Mean-Standard Deviation Curve Descriptor, MSCD) 解决了不同长度曲线的统一描述问题, 该描述子具有旋转不变性但不具有反射不变性, 不能直接用于镜像对称曲线匹配. 针对该问题, 本文提出了一种基于改进 MSCD 的反射对称轴检测算法: 首先引入内积和外积使其具有反射不变性; 然后采用改进 MSCD 获取对称曲线对; 再根据距离约束并采用 Hough 变换得到图像局部对称轴; 最后将局部对称轴进行合并获得最终对称轴. 本文方法具有简单、直接的特点, 相对于基于特征点匹配的反射对称轴检测方法, 获取的对称曲线段是一组连续的对称点对集合, 利用 Hough 拟合对称轴时可避免对称点对过于分散而造成的拟合误差.

## 2 基于改进 MSCD 的反射对称轴检测

本文提出的反射对称轴检测方法流程如图 1 所示, (a) 为原始图像; (b) 为曲线匹配采用的边缘图; (c) 为使用改进 MSCD 获得的曲线匹配结果, 其中相同序号的蓝色和绿色曲线为一组对称曲线 (获得 14 对匹配曲线, 14 对正确); (d) 显示了对称曲线对上确定的等长对称线段, 其中 “\*” 标记曲线的起点; (e) 显示了两条等长对称线段的中点位置; (f) 显示了局部对称轴 (14 条); (g) 为局部对称轴合并后的结果 (4 条); (h) 为剔除较短对称轴后的结果 (1 条).

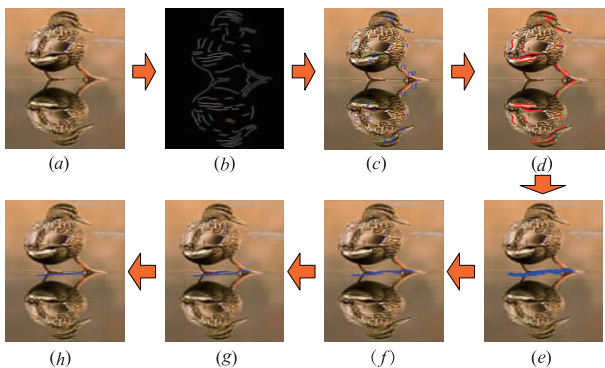


图1 本文方法流程图

### 2.1 MSCD 描述子构造过程

MSCD 描述子构造过程如下<sup>[17]</sup>:

(1) 确定曲线上各像素点的支撑区域并进行子区域划分, 记  $N$  为曲线上像素点个数,  $M$  为像素支撑区域内子区域个数.

(2) 经方向校正、高斯加权和线性插值后, 记分配到子区域  $G_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, M$ ) 任一点的梯度向量为  $\{g_r(k) = [g_{Tx}(k), g_{Ty}(k)]\}$ , 其中  $g_{Tx}(k)$ 、 $g_{Ty}(k)$  分别表示  $x$ 、 $y$  方向的梯度分量, 分正负对梯度进行累加, 获得子区域的四维描述向量:  $V_{ij} = (V_{ij}^1, V_{ij}^2, V_{ij}^3, V_{ij}^4)$ , 其中:

$$\begin{aligned} V_{ij}^1 &= \sum g_{Tx}(k), \text{if}(g_{Tx}(k) > 0) \\ V_{ij}^2 &= \sum g_{Ty}(k), \text{if}(g_{Ty}(k) > 0) \\ V_{ij}^3 &= \sum -g_{Tx}(k), \text{if}(g_{Tx}(k) < 0) \\ V_{ij}^4 &= \sum -g_{Ty}(k), \text{if}(g_{Ty}(k) < 0) \end{aligned} \quad (1)$$

(3) 将各子区域描述为四维向量并排列成一个  $M \times N$  的子区域描述矩阵;

(4) 计算矩阵均值向量和标准差向量, 进行归一化获得均值标准差曲线描述子.

### 2.2 MSCD 描述子改进过程

如图 2 所示, 对于曲线  $C$  上点  $P_i$  的支撑区域  $G_i$ ,  $\{d_{\perp}, d_c\}$  为点  $P_i$  的局部坐标系. 当图像发生水平或垂直镜像时, MSCD 构建点  $P_i$  的局部坐标系和子区域的四维描述向量均发生改变, 故 MSCD 描述子不具有镜像反射不变性. 现将其进行如下改进:

(1) 记曲线  $C$  上各点平均梯度  $(d_{Cx}, d_{Cy})$ , 对于梯度向量为  $(d_x, d_y)$  的任一像素点  $P(x_{ij}, y_{ij})$ ,  $i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M$ , 点  $P(x_{ij}, y_{ij})$  处的内积和外积分别计算为:

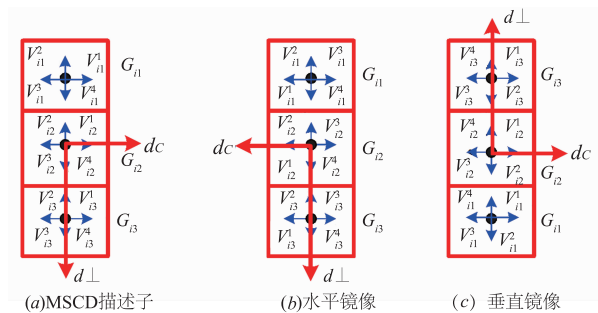


图2 MSCD描述子镜像示意图

$$\begin{aligned} IP(P_{ij}) &= d_{Cx} \cdot d_{x_i} + d_{Cy} \cdot d_{y_i} \\ EP(P_{ij}) &= d_{Cx} \cdot d_{y_i} - d_{Cy} \cdot d_{x_i} \end{aligned} \quad (2)$$

构造四维旋转不变描述向量:

$$V(P_{ij}) = [V^1(P_{ij}), V^2(P_{ij}), V^3(P_{ij}), V^4(P_{ij})] \quad (3)$$

其中,

$$\begin{aligned} V^1(P_{ij}) &= IP(P_{ij}), V^3(P_{ij}) = 0, \quad \text{if } IP(P_{ij}) > 0 \\ V^1(P_{ij}) &= 0, V^3(P_{ij}) = -IP(P_{ij}), \quad \text{if } IP(P_{ij}) < 0 \\ V^2(P_{ij}) &= EP(P_{ij}), V^4(P_{ij}) = 0, \quad \text{if } EP(P_{ij}) > 0 \\ V^2(P_{ij}) &= 0, V^4(P_{ij}) = -EP(P_{ij}), \quad \text{if } EP(P_{ij}) < 0 \end{aligned}$$

当图像发生水平镜像时,曲线  $C$  的平均梯度向量变为  $(-d_{Cx}, d_{Cy})$ , 点  $P(x_{ij}, y_{ij})$  的梯度向量变为  $(-d_{x_i}, d_{y_j})$ . 镜像后点  $P(x_{ij}, y_{ij})$  处的内积和外积为:

$$IP'(P_{ij}) = d_{Cx} \cdot d_{x_i} + d_{Cy} \cdot d_{y_j} = IP(P_{ij}) \quad (4)$$

$$EP'(P_{ij}) = -d_{Cx} \cdot d_{y_j} + d_{Cy} \cdot d_{x_i} = -EP(P_{ij})$$

当图像发生垂直镜像时原理同上. 由此可知, 图像镜像(水平翻转或垂直翻转)后, 点  $P(x_{ij}, y_{ij})$  的内积不变, 外积变为相反数. 据此再构造四维旋转不变描述向量:

$V'(P_{ij}) = [V^3(P_{ij}), V^2(P_{ij}), V^1(P_{ij}), V^4(P_{ij})]$  (5) 相比于  $V(P_{ij})$ ,  $V'(P_{ij})$  中  $V^2(P_{ij})$ 、 $V^4(P_{ij})$  位置保持不变,  $V^1(P_{ij})$ 、 $V^3(P_{ij})$  互换位置.

(2) 由式(3)和式(5)分别根据 MSCD 描述子构造过程第三、四步, 得到两个均值标准差曲线描述子  $des$  和  $des'$ ;

(3) 对曲线  $C_i, C_j$  进行匹配时, 采用如下 NNDR 最邻近/次邻近准则进行匹配:

$$D = \min \begin{pmatrix} NNDR[des_i, des_j], NNDR[des_i, des'_j], \\ NNDR[des'_i, des_j], NNDR[des'_i, des'_j] \end{pmatrix} \quad (6)$$

### 2.3 局部反射对称轴检测

对于单幅图像, 采用改进 MSCD 对图像中曲线对进行匹配, 获取的匹配曲线为图像中的对称曲线对. 由于两条对称曲线的长度不一致, 需准确建立对称曲线对上各点之间的对称关系. 具体步骤如下:

(1) 获取表示曲线的顺序点集. 由于曲线包含的边缘点并不按其在曲线上位置顺序存储, 需对曲线边缘点进行排序, 获取表示该曲线的顺序点集, 其过程如下: ① 找到曲线的端点, 以下记曲线  $C$  的两端点为  $A(x_1, y_1), B(x_2, y_2)$ , 曲线  $C'$  的两端点为  $A'(x'_1, y'_1), B'(x'_2, y'_2)$ ; ② 计算对称曲线任意两个端点  $AA', AB', BA', BB'$  的欧式距离, 记距离最小的两个端点为  $P_1$  和  $P'_1$ , 将  $P_1$  和  $P'_1$  分别作为两条曲线的初始端点; ③ 以初始端点为起点, 利用连通关系分别获得曲线  $C, C'$  的顺序点集  $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}, \{P'_1, P'_2, \dots, P'_n\}$ .

(2) 获取对称曲线对上的对称曲线段. 长度不同的两条对称曲线上的点无法直接一一对应, 但可确定一组对称曲线段, 其上的点具有一一对称关系. 这里利用两条曲线上对应点距离和的均值最小值来确定对称曲线段: 假定曲线  $C$  的初始端点  $P_1$  的对称点存在于曲线  $C'$  上, 根据式(7)计算两条曲线对应点距离和的均值,

得到集合  $\{D_{avg(1)}, D_{avg(2)}, \dots, D_{avg(t)}\}$  中最小值  $D_{avg}$ , 如式(8)所示, 并获得  $D_{avg}$  在两条对称曲线上由连续点集构成的对称曲线段, 分别记为  $L(P_1, P_2, \dots, P_m)$  和  $L'(P'_s, P'_{s+1}, \dots, P'_{s+m-1})$ , 其中  $P_1$  的对称点为  $P'_s$ ;

$$\begin{aligned} D_{avg(1)} &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{P_i P'_j}, D_{avg(2)} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=2}^{m+1} d_{P_i P'_j}, \\ \dots, D_{avg(t)} &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{j=t}^{m+1-t} d_{P_i P'_j} \end{aligned} \quad (7)$$

$$D_{avg} = \min \{D_{avg(1)}, D_{avg(2)}, \dots, D_{avg(t)}\} \quad (8)$$

其中  $n-t=m, t=0, 1, 2, \dots, n-m, 1 \leq s \leq t$ .

(3) 计算中点集合. 将对称曲线段  $L$  和  $L'$  上的点集, 按照  $(P_1, P'_s), (P_2, P'_{s+1}), \dots, (P_m, P'_{s+m-1})$  一一对应, 并计算对称点对的中点, 得到对称曲线段的中点集合, 如图 1(e) 所示;

(4) 确定对称轴. 根据每对对称曲线段确定的中点坐标, 利用 Hough 变换拟合获得局部对称轴, 记为  $S_k(\rho_k, \theta_k)$ , 如图 1(f) 所示.

### 2.4 反射对称轴检测

获得图像的局部反射对称轴之后, 通过局部对称轴的合并获取图像反射对称轴, 如图 1(g) 所示. 具体步骤如下:

(1) 计算对称轴间的欧式距离. 记任意两条对称轴  $S_k, S'_k$  的极坐标参数分别为  $(\rho_k, \theta_k)$  和  $(\rho'_k, \theta'_k)$ , 计算两个极坐标的欧式距离  $\nabla t_k$ . 对于整幅图像可得到集合  $\nabla T = \{\nabla t_1, \nabla t_2, \dots, \nabla t_k, \dots\}$ ;

(2) 合并对称轴. 当  $\nabla t_k$  小于某一阈值  $\varepsilon$ , 则将对称轴  $S_k, S'_k$  分别对应的中点坐标进行合并, 接着采用 Hough 变换拟合得到新的对称轴, 以及新的对应参数. 重复步骤 1 操作, 直至集合  $\nabla T$  中所有元素不小于  $\varepsilon$ .  $\varepsilon$  值过小则许多局部对称轴不能合并, 导致结果存在较多冗余;  $\varepsilon$  值过大则可能将不同对称轴合并, 最终产生较大误差. 实验验证  $\varepsilon$  的取值范围为 20 ~ 40.

(3) 剔除较少点对确定的对称轴. 若  $N(S_i) < \frac{\alpha \sum_{l=1}^K N(S_l)}{K}$  则剔除  $S_i$ ; 其中  $K$  为步骤 2) 获得的对称轴数目,  $N(S_i)$  为对称轴  $S_i$  对应的对称点对个数,  $\alpha$  取 0.5.

## 3 实验

本节将从三部分进行实验: 首先给出 MSCD 和改进 MSCD 在镜像翻转图像上结果对比; 然后给出基于改进 MSCD 的检测方法在一般图像和倒影图像上的结果, 并与 SIFT 和 MIFT-SIFT 进行对比; 最后在亮度、对比度及噪声影响下评估算法准确性.

实验提取曲线时利用 Canny 算子进行边缘检测, 然

后去除交叉点和曲率较大点,最后去除像素少于 20 的曲线.实验过程中 MIFT-SIFT、SIFT 以及本文方法均采用欧式距离来度量描述子之间的相似性,匹配准则为最近邻/次近邻准则(NNDR, Nearest/Next ratio),其阈值设为 0.8.文中实验图像均为网络获取的纹理较为丰富的真实图像.

### 3.1 改进 MSCD 在镜像翻转图像上的应用

图 3 为实验图像集,每组由 3 幅图像组成,其中  $a$ 、 $b$  为两幅不同视角下的图像, $c$  为  $b$  的水平镜像翻转图像(由于 MSCD 具有旋转不变性,不再给出垂直镜像翻转的结果).表 1 给出了 MSCD 和改进 MSCD 的匹配结果(括号外数字表示匹配曲线对数,括号内数字表示错误匹配数).可以看出,对于不同视角下的两幅图像( $a$ 、 $b$  图像对),改进 MSCD 和 MSCD 具有相当表现;对于镜像翻转图像( $a$ 、 $c$  图像对),改进 MSCD 在四组图像上的匹配总数为 334,较 MSCD 的 195 有很大提高,同时正确匹配率也提高,表明改进 MSCD 具有反射不变性.

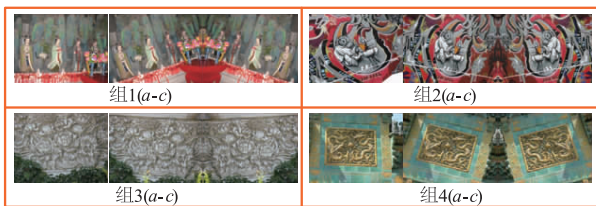


图3 实验图像集

表 1 MSCD 和改进 MSCD 匹配结果对比

算法	图	组 1	组 2	组 3	组 4	匹配数	正确率%
MSCD	$a-b$	99(1)	66(6)	146(1)	116(2)	427	97.7
	$a-c$	50(1)	24(0)	55(3)	66(1)	195	97.4
改进 MSCD	$a-b$	99(1)	66(6)	146(1)	116(2)	427	97.7
	$a-c$	86(3)	53(2)	106(1)	89(0)	334	98.2

### 3.2 反射对称轴检测

本节对基于改进 MSCD 的反射对称轴检测算法进行验证,同时与基于 SIFT 和 MIFT-SIFT 的算法进行比较.

**单对称轴与多对称轴检测** 图 4 给出本文算法的检测结果,( $a$ )为原始图像,( $b$ )为改进 MSCD 的曲线匹配结果,图中绿线连接的标号相同曲线为一组对称曲线;( $c$ )显示了获得的中点集合;( $d$ )给出了对称轴.其中第 1 行是在简单纹理图像上的结果,采用改进 MSCD 得到的对称曲线对较少,但正确率高,容易准确检测出图像对称轴;第 2 行是在丰富纹理图像上的检测结果,改进 MSCD 获得较多正确对称曲线对,能够准确检测出对称轴;第 3 行图像包含多个对称轴,尽管曲线匹配时存在错误匹配,但经后续局部对称轴合并环节,能够消除错误匹配的影响,最终准确检测出图像中存在的三

个对称轴.

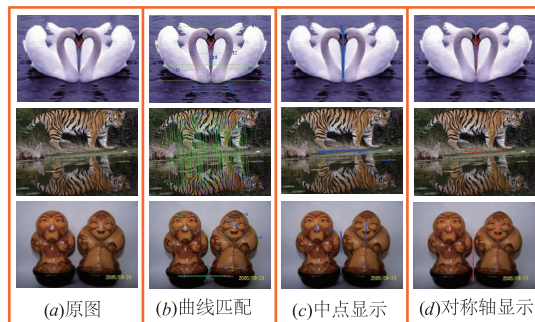


图4 本文算法对称轴检测结果

图 5 给出三种算法的比较结果.可以看出,不具有反射不变性的 SIFT 检测结果准确性较差. MIFT-SIFT 具有反射不变性,能够实现多数图像反射对称轴的准确检测.但对第 2 幅彩绘面具图像,由于对图像亮度变化较为敏感, MIFT-SIFT 算法的结果同样不理想;对存在两个反射对称轴的第 5 幅戏剧脸谱图像,由于 MIFT-SIFT 算法是根据对称点对的中点拟合对称轴,图像存在多对称轴时容易相互干扰,结果偏差较大.图 5(c)的本文算法结果均准确定位出了对称轴;特别是第 5 幅图像,本文算法通过局部对称轴合并避免了较大差异局部对称轴的干扰,准确检测出了两个对称轴.

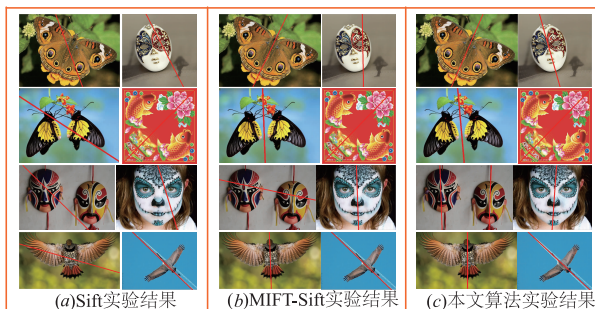


图5 三种算法对称轴检测结果

**倒影对称性检测** 倒影图像中物体会呈现出模糊、形变、对比度及亮度变化,不利于对称轴检测.图 6 所示为 SIFT、MIFT-SIFT 及本文算法在五幅不同图像的结果,其中第 1 幅图像存在模糊和亮度变化,第 2 幅图像存在模糊和较小形变,第 3 幅图像部分区域有较大形变,第 4 幅图像有较大亮度变化,第 5 幅为多对称图像.可以看出, SIFT 对于模糊影响、亮度变化以及多对称图像检测结果较差; MIFT-SIFT 对于多对称和亮度变化大的检测结果不理想;本文算法所述几种情况下均能取得较好结果.

### 3.3 准确性分析

本节进行亮度变化、对比度变化和噪声实验.首先人工标定对称轴上 18 个点拟合出标准方程;然后

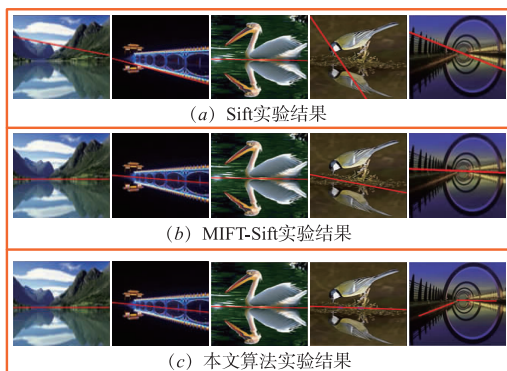


图6 三种算法在倒影图像上的检测结果

计算算法获得对称轴方程;最后将标准方程与算法获得方程的夹角作为误差.图8给出了不同条件下三种算法的误差结果(标号对应图7中图序号).可以看出,本文算法对上述变化具有更好的鲁棒性,在三种情况下均能准确检测出图像的反射对称轴.SIFT算法在图像对比度变化和噪声影响下,图像对称轴检测产生较大误差.MIFT-SIFT对于对比度变化和噪声有一定鲁棒性,效果与本文算法相当;但亮度变化下准确性低于本文算法.



图7 实验图像集

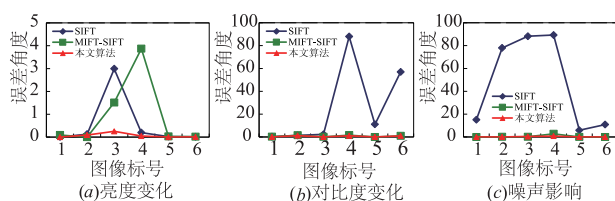


图8 不同条件下三种算法的检测误差

#### 4 结束语

本文提出了一种基于改进MSCD的反射对称轴检测方法.该方法在描述向量构造过程中引入内积和外积,使改进后的MSCD描述子具备反射不变性,在此基础上,提出了基于匹配曲线的反射对称轴检测方法.相比于基于特征点的检测方法,本文算法基于曲线匹配为图像对称轴检测提供了一种新思路.

#### 参考文献

- [1] Liu J, Slota G, Zheng G, et al. Symmetry detection from real world images competition 2013: summary and results [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops [C]. IEEE, 2013. 1-6.
- [2] Shen W, Bai X, Hu Z, et al. Multiple instance subspace learning via partial random projection tree for local reflection symmetry in natural images [J]. Pattern Recognition, 2016, 52: 306-316.
- [3] 王丹丹, 徐越, 宋怀波, 等. 基于平滑轮廓对称轴法的苹果目标采摘点定位方法 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 167-174.
- [4] Wang D, Yue X, Song H, et al. Localization method of picking point of apple target based on smoothing contour symmetry axis algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 167-174. (in Chinese)
- [5] Mikaelyan A, Alonso-Fernandez F, Bigun J. Periocular recognition by detection of local symmetry patterns [A]. International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems [C]. IEEE, 2014. 584-591.
- [6] Sun Y, Bhanu B. Reflection symmetry-integrated image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1827-1841.
- [7] 荣晶施, 潘海为, 高琳琳, 等. 基于对称性理论的医学图像多阶段分类算法 [J]. 计算机学报, 2015, 38(9): 1810-1824.
- [8] Rong J, Pan H, Gao L. Medical image multi-stage classification algorithm based on the theory of symmetric [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(9): 1810-1824. (in Chinese)
- [9] 卢春雨, 张长水, 闻芳. 基于主元分析的对称性检测 [J]. 电子学报, 1999, 27(5): 25-28.
- [10] Lu C, Zhang C, Wen F. Principle component analysis-based symmetry detection [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(5): 25-28. (in Chinese)
- [11] 肖志涛, 史文静, 耿磊, 等. 基于相位信息和主成分分析的对称性检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(9): 2041-2046.
- [12] Xiao Z, Shi W, Geng L, et al. Symmetry detection based on phase information and principal component analysis [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(9): 2041-2046. (in Chinese)
- [13] Wang Z, Tang Z, Zhang X. Reflection symmetry detection using locally affine invariant edge correspondence [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(4): 1297-1301.
- [14] Wang Z, Fu L, Li Y. Unified detection of skewed rotation,

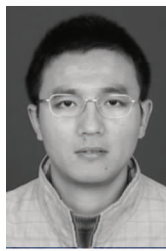
- reflection and translation symmetries from affine invariant contour features [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(4): 1764 – 1776.
- [11] Yuan T, Tang X. Efficient local reflectional symmetries detection [A]. *IEEE International Conference on Image Processing* [C]. IEEE, 2005. 1180 – 1183.
- [12] Prasad V S N, Yegnanarayana B. Finding axes of symmetry from potential fields [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(12): 1559 – 1566.
- [13] Loy G, Eklundh J. Detecting symmetry and symmetric constellations of features [A]. *European Conference on Computer Vision* [C]. Springer, 2006. 508 – 521.
- [14] Lowe D. Distinctive image features from scale invariant key-points [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [15] Guo X, Cao X. MIFT: A framework for feature descriptors to be mirror reflection invariant [J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(8): 546 – 556.
- [16] Patraucean V, Von Gioi R G, Ovsjanikov M. Detection of mirror-symmetric image patches [A]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* [C]. IEEE, 2013. 211 – 216.
- [17] Wang Z, Wu F, Hu Z. MSLD: A robust descriptor for line matching [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5): 941 – 953.

#### 作者简介



刘红敏 女, 1982 年生于河南新郑. 河南理工大学计算机学院副教授. 研究方向为图像处理.

E-mail: hongminliu@hpu.edu.cn



赵伟 男, 1979 年生于河南许昌. 西安电子科技大学计算机学院副教授. 研究方向为机器学习、图像处理. 通讯作者.

E-mail: ywzhao@mail.xidian.edu.cn