



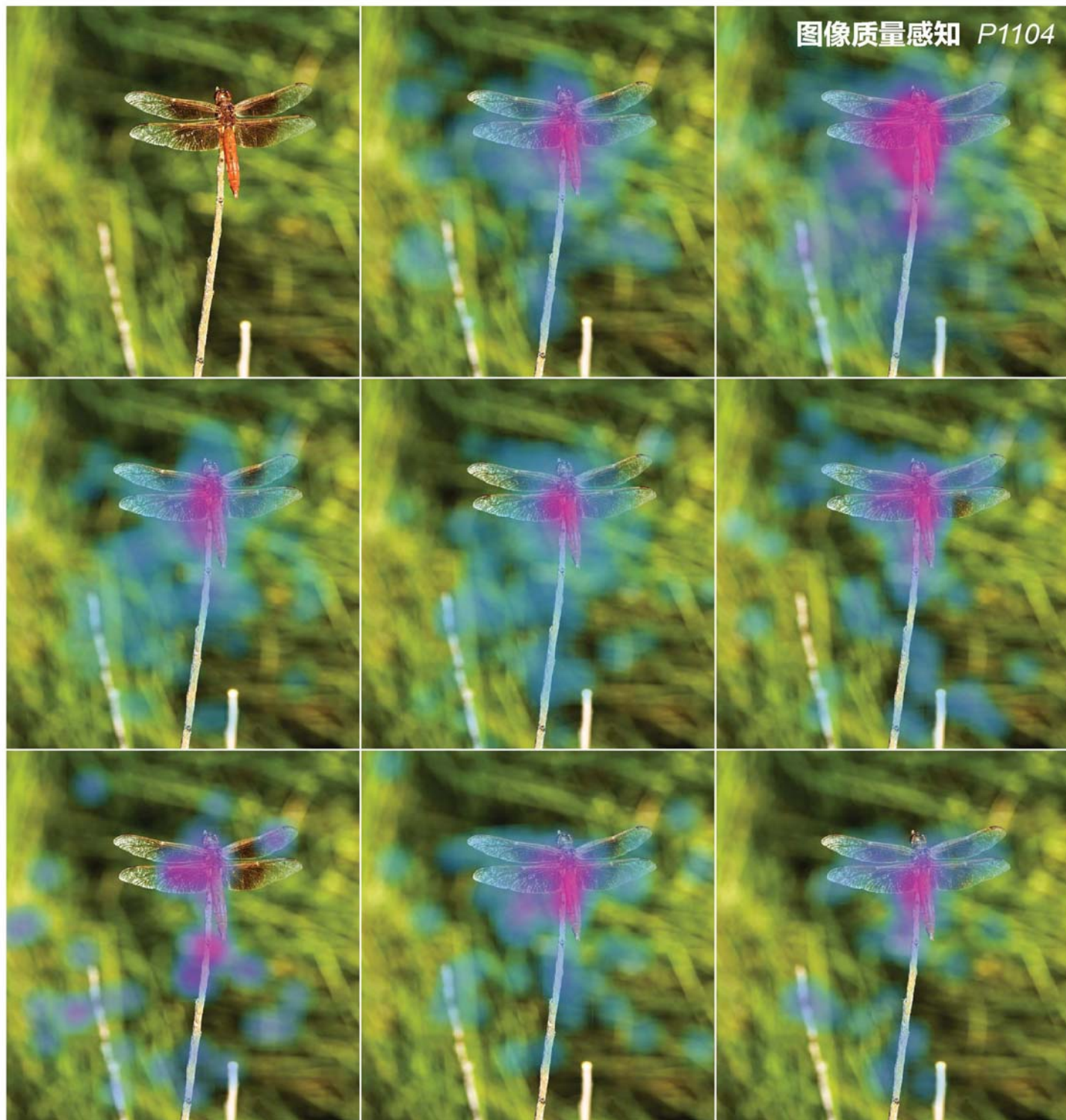
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

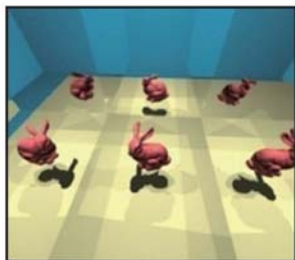
2014
07
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



多特征融合的图像自动变形
(第1012页)

多通道Haar-like特征多示例学习目标跟踪(第1038页)

快速虚顶点光子映射的焦散
绘制(第1062页)**综述**

打印机光谱特性化方法研究综述

万晓霞, 刘强 0985

图像处理和编码

图像场方向导数的局部区域重建

叶学义, 齐珍珍, 何志伟, 李汪兵 0998

Lytro相机的光场图像校正与重对焦方法

周文晖, 林丽莉 1006

多特征融合的图像自动变形

肖红光, 肖树根, 刘京, 李淳芃, 陈立福 1012

结合频谱扩散的指纹图像滤波增强

卞维新, 封举富, 罗永龙, 徐德琴 1021

图像分析和识别

中心投影变换的抗噪性分析

黄永东, 李三三, 杨建伟 1031

多通道Haar-like特征多示例学习目标跟踪

宁纪锋, 赵耀博, 石武祯 1038

自主移动机器人自适应室外道路检测

杜明芳, 王军政, 李静, 崔广涛, 方建军, 曹海青 1046

分层树结构字典编码的行为识别

周同驰, 程旭, 吴镇扬 1054

计算机图形学

快速虚顶点光子映射的焦散绘制

李瑞瑞, 秦开怀 1062

双重视图下的3维网格模型可见水印

陆尘, 朱长青, 王玉海 1068

虚拟现实与增强现实

个性化编辑的轻量化3维树木模型构建

董天阳, 纪磊, 刘思远, 范菁, 熊丽荣 1074

遥感图像处理

带距离徙动校正的压缩感知PFA成像方法

段化军, 朱岱寅 1085

结合边缘和区域的活动轮廓模型SAR图像目标轮廓提取

王沛, 周鑫, 彭荣赜, 符鹏 1095

第2届全国图像图形联合学术会议专栏

视线跟踪技术的图像质量主观数据库构建及其可视化

张昀, 牟轩沁 1104

丰富图像标签的正则化非负矩阵分解方法

夏召强, 冯晓毅, 彭进业 1112

CONTENTS

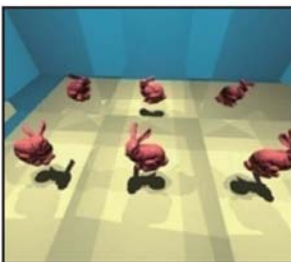
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Multi-feature fusion-based image morphing(P1012)



Multiple instance learning based object tracking with multi-channel Haar-like feature(P1038)



Fast caustics rendering by photon beam tracing based on virtual vertex transformations(P1062)

Review

Review of spectral printer characterization

Wan Xiaoxia, Liu Qiang 0985

Image Processing and Coding

Reconstructing image local regions based on directional derivative of a field

Ye Xueyi, Qi Zhenzhen, He Zhiwei, Li Wangbing 0998

Light field image rectification and refocus method for Lytro camera

Zhou Wenhui, Lin Lili 1006

Multi-feature fusion-based image morphing

Xiao Hongguang, Xiao Shugen, Liu Jing, Li Chunpeng, Chen Lifu 1012

The fingerprint enhancement using filtering combined with spectrum diffusion

Bian Weixin, Feng Jufu, Luo Yonglong, Xu Deqin 1021

Image Analysis and Recognition

Robustness to noise of central projection transformation

Huang Yongdong, Li Sansan, Yang Jianwei 1031

Multiple instance learning based object tracking with multi-channel Haar-like feature

Ning Jifeng, Zhao Yaobo, Shi Wuzhen 1038

Adaptive outdoor road detection for autonomous mobile robot

Du Mingfang, Wang Junzheng, Li Jing, Cui Guangtao, Fang Jianjun, Cao Haiqing 1046

Action recognition using hierarchically tree-structured dictionary encoding

Zhou Tongchi, Cheng Xu, Wu Zhenyang 1054

Computer Graphics

Fast caustics rendering by photon beam tracing based on virtual vertex transformations

Li Ruirui, Qin Kaihuai 1062

Visible watermarking for three-dimensional mesh model in two views

Lu Chen, Zhu Changqing, Wang Yuhai 1068

Virtual Reality and Augmented Reality

Construction of lightweight three-dimensional tree models supporting personalization editing

Dong Tianyang, Ji Lei, Liu Siyuan, Fan Jing, Xiong Lirong 1074

Remote Sensing Image Processing

PFA imaging with range migration correction by compressive sensing

Duan Huajun, Zhu Daiyin 1085

Active contour model based on edge and region attributes for target contour extraction in SAR image

Wang Pei, Zhou Xin, Peng Rongkun, Fu Peng 1095

Column of UCIG'2013

Eye tracking based image quality assessment database and visualization method

Zhang Yun, Mou Xuanqin 1104

Regularized non-negative matrix factorization method for image tag enrichment

Xia Zhaoqiang, Feng Xiaoyi, Peng Jinye 1112

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)07-1031-07

论文引用格式: Huang Y D, Li S S, Yang J W. Robustness to noise of central projection transformation[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(7): 1031-1037. [黄永东, 李三三, 杨建伟. 中心投影变换的抗噪性分析[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(7): 1031-1037.] [DOI: 10.11834/jig.20140706]

中心投影变换的抗噪性分析

黄永东¹, 李三三¹, 杨建伟²

1. 北方民族大学数学与信息科学学院, 银川 750021;
2. 南京信息工程大学数学与统计学院, 南京 210044

摘要: **目的** 中心投影变换可实现轮廓类和区域类算法的结合, 是一种有效的不变特征提取算法, 然而现有文献缺乏对其抗噪性能的深入讨论, 仅有一些简单的理论和实验结果, 本文主要研究了中心投影变换的抗噪性能。**方法** 利用 Radon 变换抗噪性分析的思想, 讨论了中心投影变换的抗噪性。**结果** 从理论上验证了中心投影变换对高斯白噪声和椒盐噪声有较强的鲁棒性, 并且图像的大小、目标区域占图像比例等因素对其抗噪性能都有较大的影响。**结论** 理论分析和实验结果都表明, 中心投影变换对高斯白噪声和椒盐噪声有较强的鲁棒性, 并且图像的大小、目标区域占图像比例等因素对其抗噪性能都有较大的影响。

关键词: 中心投影变换; 高斯白噪声; 椒盐噪声; 抗噪性

Robustness to noise of central projection transformation

Huang Yongdong¹, Li Sansan¹, Yang Jianwei²

1. College of Mathematics and Information Science, Beifang University of Nationalities, Yinchuan 750021, China;
2. School of Mathematics and Statistics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: **Objective** The application of central projection transform combines region-based methods with contour-based methods, and it is an effective invariant feature extraction algorithm. However, current literature lacks of further discussion of robustness to noise, and only a few simple theoretical and experimental results can be found. In this paper, we mainly study the robustness to noise of central projection transformation. **Method** Using the ideas of analysis for the robustness to noise of Radon transformation, we discuss the robustness to noise of central projection transformation. **Result** Theoretical results show that central projection transform is very robust to white noise and salt and pepper noise, and its robustness is affected by the size of the input noise image, the percentage of the shape region, and the level of noise. **Conclusion** Theoretical analytic and experiment results show that central projection transform is very robust to white noise and salt and pepper noise, and its robustness is affected to on the size of the input noise image, the percentage of the shape region, and the level of noise.

Key words: central projection transformation; Gaussian noise; salt and pepper noise; robustness to noise

收稿日期: 2013-01-26; 修回日期: 2014-03-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(61261043, 11301276, 41375115); 北方民族大学重点资助项目(2012XZK04)

第一作者简介: 黄永东(1974—), 男, 教授, 2007 年于西安交通大学获理学博士学位, 主要研究方向为小波分析与信息处理、模式识别与图像处理等。E-mail: huang_yongdong@163.com

通信作者: 李三三, E-mail: wangyiminfeiyou66@163.com

0 引言

图像的不变特征提取在模式识别、计算机视觉等领域有着广泛的应用,是图像匹配、检索等方面需解决的关键问题。现有的不变特征提取可分为轮廓和区域两类^[1]。区域类算法^[2-5]利用图像上所有像素,提取的特征更能反映图像特性,但该类算法往往计算量大且对噪声较敏感^[5]。轮廓类算法^[6-7]仅利用目标轮廓,计算量小易实现,但一般不适用于由多部分组成的目标(如汉字“问”等)。

Tang 等人提出的中心投影变换^[8]将目标转化为一条闭合曲线,将轮廓类算法应用到所得闭曲线可有效提取不变特征。因此,中心投影变换可实现轮廓类和区域类算法结合以提取不变特征。文献[8]结合分形维数和小波变换提取旋转不变特征;文献[9]证明了中心投影变换的仿射不变特性;文献[10]将中心投影变换推广到灰度图像并结合规范化方法提取仿射不变特征;近来中心投影变换也被应用于图像检索^[11]和车牌字符识别^[12]等领域。

实际中图像常受到噪声的干扰,然而目前还没有关于中心投影变换抗噪性能的深入讨论。文献[9]指出“类似于文献[13]可证明中心投影变换对加性噪声具有较强的鲁棒性”,事实上用文献[13]的方法仅能讨论高斯噪声对中心投影变换的影响^[10]而不适用于讨论椒盐噪声。另外文献[9-10]也仅给出了中心投影变换抗噪性的简单实验结果,没有考虑图像大小、目标占图像比例等因素对抗噪性能的影响。本文致力于中心投影变换的抗噪性研究,分析了噪声强度、图像大小、目标占图像比例等因素对投影后曲线信噪比的影响。理论和实验结果都表明,中心投影变换对噪声有较强的鲁棒性,并且图像的大小、目标占图像的比例等因素对其抗噪性能都有较大的影响。

1 中心投影变换^[9]

设图像 $I(x, y)$ 的质心为 $M(x_0, y_0)$, 图像上各像素与质心 M 的最大距离 $L = \max |N(x, y) - M(x_0, y_0)|$, 这里 $|N(x, y) - M(x_0, y_0)|$ 表示图像平面上点 N 和质心 M 的欧几里得距离。进一步,以质心 M 为坐标原点,将原直角坐标系化为极坐标系,即

$$\begin{cases} x = r \cos \theta + x_0 \\ y = r \sin \theta + y_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $r \in [0, L]$, $\theta \in [0, 2\pi)$, 记 $f(r, \theta)$ 为原图像 $I(x, y)$ 在极坐标下的表示。

定义 1 对任意角度 $\theta \in [0, 2\pi)$, 计算积分

$$F(\theta) = \int_0^L f(r, \theta) dr \quad (2)$$

式(2)称为中心投影变换。称闭曲线 $\{(\theta, F(\theta)) \mid \theta \in [0, 2\pi)\}$ 为图像 $I(x, y)$ 的广义轮廓。

可以看出,对于某一角度 θ , 中心投影变换其实就是极角为 θ 极径方向上像素值的累加。

轮廓类算法一般只适用于单轮廓目标的不变特征提取,对多部分组成目标无能为力(如图 1(b) 的汉字“问”等)。中心投影变换可将目标转化为一条闭合曲线(如图 1(d) 等),然后利用轮廓类算法提取不变特征,解决了传统轮廓类算法不适用于多部分组成目标的缺陷。文献[9-10]利用中心投影变换结合轮廓类算法构造了仿射不变特征,并给出了关于中心投影变换抗噪性的初步实验结果,但对中心投影变换抗噪性能却没给出深入的理论分析和详细的实验结果。下文将深入讨论中心投影变换的抗噪性能,同时用实验进行验证。

2 中心投影变换的抗噪性

设原图像 $I(x, y)$ 的灰度值是均值为 μ_s , 方差为 σ_s^2 的随机变量。由于坐标变换不影响图像的灰度值,所以经过坐标变换后的图像 $f(r, \theta)$ 的均值仍为 μ_s , 方差仍为 σ_s^2 。

2.1 中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性分析

假设图像 $I(x, y)$ 受到了均值为 0, 方差为 σ_n^2 的高斯白噪声污染,可以证明^[10]经中心投影变换后所得广义轮廓的信噪比较原图像的信噪比增加了

$$(L-1) \frac{\mu_s^2}{\sigma_n^2}, \text{ 即}$$

$$SNR_{GC} = SNR_{image} + (L-1) \frac{\mu_s^2}{\sigma_n^2} \quad (3)$$

式中, SNR_{GC} 和 SNR_{image} 分别表示广义轮廓和原图像的信噪比。

文献[10]中利用式(3)仅说明中心投影变换对噪声有较强的鲁棒性,实验也仅说明中心投影变换比仿射不变矩方法^[4]和多尺度自卷积方法^[5]有更好的抗噪性能。事实上,由式(3)还可以看出,中心

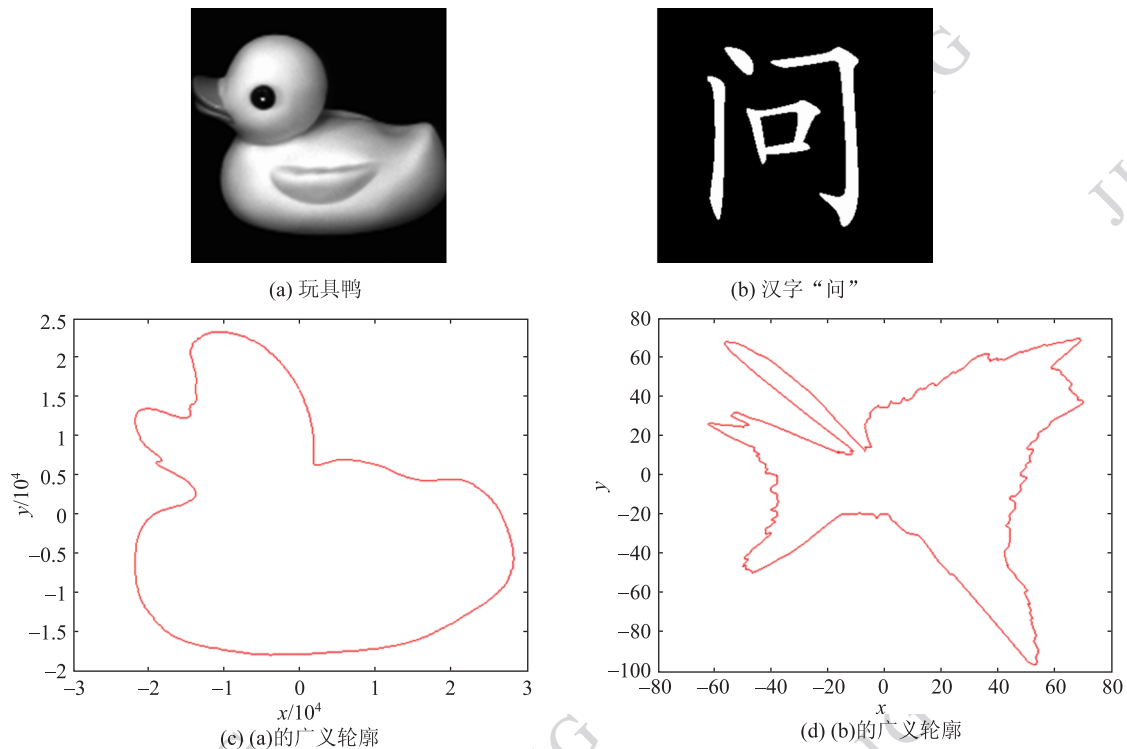


图1 原图像及其广义轮廓

Fig. 1 Original images and the general contours

投影变换的抗高斯噪声性能不仅与高斯噪声的强度有关,还与图像的大小有关,即

1) 对于固定强度的噪声,随着 L 的增大(也就是图像尺寸的增大),中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能将逐渐增强。

2) 在图像大小不变的前提下,高斯白噪声越强(方差 σ_n^2 越大),中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能将逐渐减弱。

在 3.1 部分的实验结果也进一步验证了这些结论。

2.2 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性分析

文献[9-10]都给出了中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性实验结果,但都没有给出中心投影变换抗椒盐噪声的理论分析。在文献[9-10]中实验里也没有考虑图像大小、目标占图像比例等因素对抗噪性能的影响。借鉴文献[14]对 Radon 变换抗椒盐噪声的讨论,给出中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性分析,并在第 3 节利用实验更进一步验证所得结论。

设原图像 $I(x, y)$ 为二值图像,其像素值为 0 或者 1,该图像被强度为 d 的椒盐噪声 $\eta(x, y)$ 污染:
 $\hat{I}(x, y) = I(x, y) + \eta(x, y)$, D 是图像上目标区域占整个图像的百分比, d 为图像 $\hat{I}(x, y)$ 上噪声所占像

素百分比。也就是说,图像 $I(x, y)$ 的均值和方差分别为

$$\mu_s = D, \sigma_s^2 = D - D^2 \quad (4)$$

而椒盐噪声 $\eta(x, y)$ 的均值和方差分别为

$$\mu_n = d(1 - 2D), \sigma_n^2 = d - d^2(1 - 2D)^2 \quad (5)$$

从而图像 $\hat{I}(x, y)$ 信噪比为

$$SNR_{\text{image}} = \frac{\mu_s^2 + \sigma_s^2}{\mu_n^2 + \sigma_n^2} = \frac{D}{d} \quad (6)$$

考虑中心投影变换所得广义轮廓的信噪比,可以看出 $F(\theta)$ 的期望和方差分别为

$$E\{F(\theta)\} = L\mu_s, D\{F(\theta)\} = L\sigma_s^2 \quad (7)$$

这时 $F^2(\theta)$ 的期望值为

$$E(F^2(\theta)) = (E\{F(\theta)\})^2 + D\{F(\theta)\} = L^2\mu_s^2 + L\sigma_s^2 \quad (8)$$

结合式(7)(8),在 θ 方向上中心投影变换后的信噪比为

$$SNR_{\text{GC}} = \frac{L^2\mu_s^2 + L\sigma_s^2}{L^2\mu_n^2 + L\sigma_n^2} = \frac{D}{d} \times \frac{1 + D(L-1)}{1 + d(1-2D)^2(L-1)} \quad (9)$$

因此

$$\frac{SNR_{\text{GC}}}{SNR_{\text{image}}} = \frac{1 + D(L-1)}{1 + d(1-2D)^2(L-1)} =$$

$$1 + \frac{(L-1)[D-d(1-2D)^2]}{1+d(1-2D)^2} \quad (10)$$

式(10)表明, $\frac{SNR_{GC}}{SNR_{image}}$ 依赖于图像上各像素点与图像质心的最大距离 L , 形状区域的百分比 D 和噪声强度 d 。由于图像一般不可能太小, 因此不妨设 $L > 1$, 从而得到如下结论:

1) 随着噪声强度的增大, 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能逐渐减弱。设 D, L 分别为某一固定的正数, 由于 $\frac{SNR_{GC}}{SNR_{image}}$ 与 d 成反比例关系, 因此, 随着噪声强度 d 的增大, $\frac{SNR_{GC}}{SNR_{image}}$ 的值减小。

2) 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能与图像大小有关。设 $D \in [0, 1], d \in [0, 1], D, d$ 分别为某一固定的数。当 $D > d(1-2D)^2$ 时, 随着 L 的增大, 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能逐渐增强; 当 $D \leq d(1-2D)^2$ 时, 随着 L 的增大, 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能逐渐减弱。而一般情况下, 目标占图像比例较大, 而噪声强度一般较小, 条件 $D > d(1-2D)^2$ 常能满足, 因此, 一般情况下, 随着图像尺寸的增加, 图像的抗噪性能会增强。

3) 中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能与目标占图像的比例有关。设 L, d 分别为某一固定的正数, 随着 D 值的增加, $\frac{SNR_{GC}}{SNR_{image}}$ 在区间 $[0, 1]$ 上先单调递增后逐渐减小, 且在 $D = \frac{\sqrt{(L-1)^2 + (L-1) + \frac{L-1}{4d}} + 1 - 1}{(L-1)}$

时取得最大值。

在 3.2 部分的实验结果也进一步验证了这些

结论。

3 实验结果分析

以 $Y = (F(\theta_0), F(\theta_1), \dots, F(\theta_{N-1}))$ 表示加噪前广义轮廓的采样向量, 以 $\tilde{Y} = (\tilde{F}(\theta_0), \tilde{F}(\theta_1), \dots, \tilde{F}(\theta_{N-1}))$ 表示加噪后图像广义轮廓的采样向量, 这里 $\theta_i = i \times \frac{2\pi}{N}, i = 0, 1, \dots, N-1$ 。设 $F(\theta)$ 和 $\tilde{F}(\theta)$ 表示原图像与加噪图像的中心投影变换, 实验中 N 取为 720, 后文中以加噪前后的相对误差

$$error = \frac{\|Y - \tilde{Y}\|_2}{\|Y\|_2} \quad (11)$$

来衡量噪声对广义轮廓的影响。

3.1 中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性测试

首先考察图像大小及高斯噪声强度对抗噪性能的影响。以 Coil-20 图像库^[15]中一幅图像(如图 1(a)示)为例, 将图像变换为不同的尺寸 32×32 像素, 64×64 像素, $\dots$, 512×512 像素, 在不同的高斯噪声的强度下, 原图与加噪图像广义轮廓的相对误差如表 1 所示(所列结果为 1 000 次实验结果的平均)。

由表 1 可以看出, 在图像大小相同时, 随着噪声强度的增大, 中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能逐渐减弱; 在相同噪声的情况下, 图像尺寸越大(也就是 L 越大), 中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能逐渐增强。这一实验结果验证了 2.1 节的结论。

其次考察图像大小及高斯噪声强度对不变特征提取的影响。文献[10]仅指出中心投影变换对高

表 1 原图及加高斯噪声图像广义轮廓相对误差的平均值

Table 1 Mean value for general contour of relative error of original image and its Gaussian noise version

图像大小 /像素	噪声强度						
	0.001	0.002	0.003	0.004	0.005	0.006	0.007
32 × 32	0.010 4	0.015 0	0.018 4	0.021 3	0.023 9	0.026 2	0.028 7
64 × 64	0.007 9	0.011 7	0.014 7	0.017 2	0.019 5	0.021 2	0.023 3
128 × 128	0.006 3	0.009 7	0.012 4	0.014 7	0.016 9	0.018 6	0.020 4
256 × 256	0.005 2	0.008 4	0.010 9	0.013 1	0.015 0	0.016 7	0.018 3
512 × 512	0.004 6	0.007 7	0.010 2	0.012 3	0.014 2	0.015 9	0.017 4

斯噪声有较强的鲁棒性,没有考虑图像大小对识别率的影响。这里利用 Coil-20 图像库^[15]中的 20 幅图像将它们的大小变换为 32×32 像素, 64×64 像素, ..., 512×512 像素 5 种图像大小并将它们进行如文献[9]所做的仿射变换,加不同强度的高斯噪声,并利用文献[9]中的方法提取仿射不变特征,结果如图 2 所示。

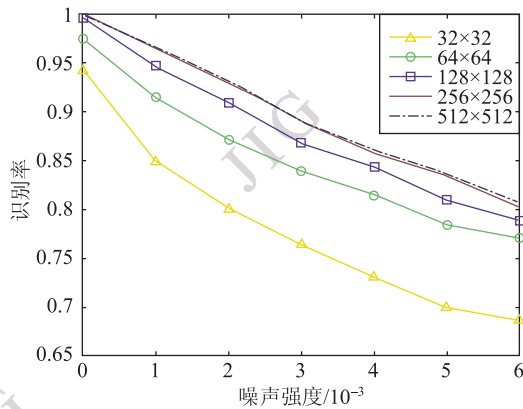


图 2 不同图像大小时文献[9]方法的识别率
Fig. 2 Classification accuracies of method in the reference[9] when images have different size

由图 2 可以看出,在相同噪声强度的情况下,随着 L 的增大(也就是图像尺寸的增大),中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能逐渐增强;在图像大小不变的前提下,随着高斯白噪声逐渐增强(方差 σ_n^2 越大),中心投影变换对高斯白噪声的抗噪性能逐渐减弱。这一实验结果也更进一步验证了 2.1 节的结论。

3.2 对椒盐噪声的鲁棒性测试

首先考察图像大小对中心投影变换抗椒盐噪声性能的影响。以一幅图像(图 1(b)示)尺寸变化为 32×32 像素, 64×64 像素, ..., 512×512 像素的不同大小的图像为例进行测试,在不同椒盐噪声强度下,原图与加噪图像广义轮廓的相对误差如表 2 所示(所列结果为 1 000 次实验结果的平均)。

表 2 结果表明,在图像大小不变,目标区域占图像大小比例 D 不变的情况下,随着噪声强度的增加,中心投影变换的抗噪性能逐渐降低;在相同噪声 d 和 D 的情况下,随着图像尺寸的增大,中心投影变换可以较好地抑制椒盐噪声。这一实验结果验证了 2.2 节的结论 1)2)。

表 2 原图及加椒盐噪声图像广义轮廓相对误差的平均值

Table 2 Mean value for general contour of relative error of original image and its Salt and Pepper noise version

图像大小 /像素	噪声强度					
	0.005	0.010	0.015	0.020	0.025	0.030
32×32	0.066 1	0.097 1	0.122 9	0.140 6	0.158 9	0.174 6
64×64	0.053 7	0.077 1	0.095 1	0.110 7	0.124 6	0.137 9
128×128	0.036 1	0.054 7	0.071 2	0.085 8	0.100 3	0.113 4
256×256	0.027 7	0.045 5	0.061 5	0.075 9	0.089 9	0.103 4
512×512	0.023 6	0.041 7	0.057 8	0.073 0	0.086 7	0.099 4

其次考察目标区域所占图像百分比 D 对抗噪性能的影响。固定图像大小为 256×256 像素,以一正方形方块为例进行测试,并将正方形由小逐渐变大,使该目标占整个图像比例由 0.025 7 逐渐增大到 0.992 2,图 3 是其中一例。在噪声强度 $d = 0.2$ 时,原图与加噪图像广义轮廓的相对误差结果如图 4 所示(所列结果为 1 000 次实验结果的平均)。

由图 4 可以看出,随着 D 值的增加,中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能先单调递增后逐渐减小。这一实验结果验证了 2.2 节的结论 3)。

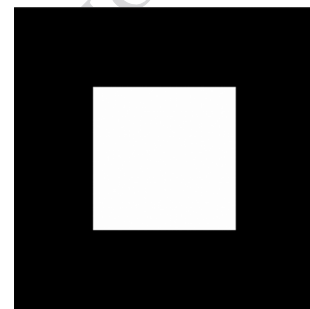


图 3 $D = 0.223 4$ 时的图像
Fig. 3 Image if $D = 0.223 4$

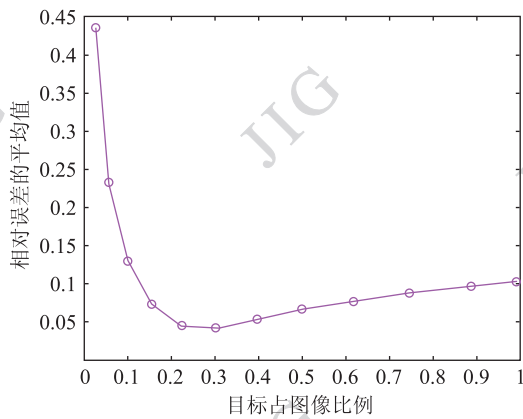


图4 D 为不同值时图像与加噪图像广义轮廓相对误差的均值

Fig. 4 Mean value for general contour of relative error of original image and its salt and pepper noise version if D is different value

最后考察图像大小、椒盐噪声强度及目标区域占图像大小比例等因素对不变特征提取的影响。文献[9-10]仅给出了中心投影变换对椒盐噪声的实验结果,没有考虑图像大小等因素对识别率的影响。这里利用图5中的图像将它们的大小变换为 32×32 像素, 64×64 像素, ..., 512×512 像素5种图像大小并将它们进行如文献[9]所做的仿射变换,加不同强度的椒盐噪声,并利用文献[9]中的方法提取仿射不变特征,结果如图6所示。



图5 20个相似汉字

Fig. 5 Twenty similar Chinese characters

由图6可以看出,在图像大小相同时,随着噪声强度的增大,中心投影变换的抗噪性能减弱;在噪声强度较小时,随着图像大小增大,图像的抗噪性能增加;在噪声强度较大时,存在加噪图像满足 $D \leq d \times (1 - 2D)^2$,使得随着图像大小的增大,加噪图像与

原图像广义轮廓的相对误差增大,使图像的识别率降低。因此,随着噪声强度的增大,中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能减弱;中心投影变换对椒盐噪声的抗噪性能与图像的大小,目标占图像的比例有关;这一实验结果更进一步验证了2.2节的结论。

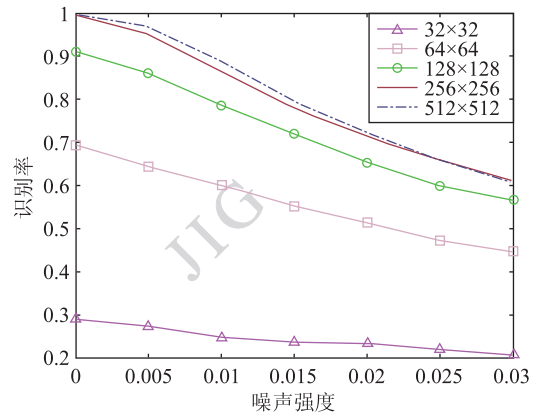


图6 不同图像大小时文献[9]方法的识别率

Fig. 6 Classification accuracies of method in the reference [9] when images have different size

4 结论

中心投影变换可将区域类和轮廓类算法结合,能有效地进行不变特征的提取,然而其抗噪性能缺乏理论支撑,实验结果也较少,本文致力于中心投影变换的抗噪性研究,从理论上给出了中心投影变换对高斯白噪声和椒盐噪声的抗噪性;在实验中验证了中心投影变换对高斯白噪声和椒盐噪声的抗噪性。理论和实验结果都表明,中心投影变换对噪声有较强的鲁棒性,并且图像的大小、目标占图像的比例等因素对其抗噪性能都有较大的影响。

参考文献 (References)

- [1] Zhang D, Lu G. Review of shape representation and description techniques [J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 1-19. [DOI: 10.1016/j.patcog.2003.]
- [2] Hu M. Image analysis via the general theory of moments [J]. Journal of the optical society of America, 1980, 70(8): 920-930. [DOI: 10.1364/JOSA.70.000920]
- [3] Gong M, Li H, Cao W G. Moment invariants to affine transformation of colours [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(11): 1240-1251. [DOI: 10.1016/j.patrec.2013.03.038]
- [4] Suk T, Flusser J. Affine moment invariants generated by graph

- method [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44 (2): 2047-2056. [DOI: 10.1016/j.patcog.2010.05.015]
- [5] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Affine invariant pattern recognition using multiscale autoconvolution [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27 (2): 908-918. [DOI: 10.1109/TPAMI.2005.111]
- [6] Arbter K, Synder W, Burkhardt H, et al. Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12 (7): 640-647.
- [7] Rube I, Ahmed M, Kamel M. Wavelet approximation-based affine invariant shape representation functions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28 (2): 323-327. [DOI: 10.1109/TPAMI]
- [8] Tang Y, Tao Y, Lam E. New method for feature extraction based on fractal behavior [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35 (5): 1071-1081. [DOI: 10.1016/S0031-3203(01)00095-4]
- [9] Yang J W, Lan R S. Affine invariance of central projection transformation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40 (11): 2315-2319. [杨建伟, 蓝如师. 仿射不变的中心投影[J]. *电子学报*, 2012, 40 (11): 2315-2319.]
- [10] Lan R S, Yang J W, Jiang Y, et al. Whitening central projection descriptor for affine-invariant shape description [J]. *IET Image Processing*, 2013, 7 (1): 81-91. [DOI: 10.1049/iet-ipr.2012.0094]
- [11] Jiang J S, Yu Y L. Central projection transformation and its application in binary image retrieval [J]. *Computer Applications and Software*, 2005, 22 (2): 21-28. [蒋金山, 余英林. 中心投影变换及其在二值图像检索中的应用[J]. *计算机应用与软件*, 2005, 22 (2): 21-23.]
- [12] Liu X, Wu J. Recognition of vehicle license character based on central projection transformation [J]. *Journal of Hubei University: Natural Science*, 2009, 31 (1): 27-29. [柳欣, 吴杰. 基于中心投影变换的车牌字符识别[J]. *湖北大学学报: 自然科学版*, 2009, 31 (1): 27-29.]
- [13] Jafari Khouzani K, Soltanian-Zadeh H. Rotation-invariant multi-resolution texture analysis using radon and wavelet transforms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14 (6): 783-795. [DOI: 10.1109/TIP.2005.847302]
- [14] Hoang T V, Tabbone S. Invariant pattern recognition using the RFM descriptor [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45 (1): 271-284. [DOI: 10.1016/j.patcog.2011.06.020]
- [15] Nene S A, Nayar S K, Murase H. Columbia object image library (COIL-20) [DB/OL]. 1996-02-26 [2013-08-08]. <http://www.cs.columbia.edu/CAVE/software/softlib/coil-20.php>.