

采用非线性方向导数的混合噪声鲁棒角点检测算法

王富平, 陈鹏博, 刘卫华, 何敬鲁
(西安邮电大学通信与信息工程学院, 710121, 西安)

摘要: 为提高角点特征检测准确率, 针对混合噪声下特征提取不准确而容易产生伪角点的问题, 提出了一种基于非线性方向导数(NDD)的角点检测算法。利用 Canny 算法提取原始图像的边缘轮廓; 分别构建各向同性和各向异性高斯方向导数滤波器的空域双窗, 对每个边缘像素计算基于直方图分层技术的快速非线性方向导数特征; 量化方向生成 K 个离散方向滤波器, 根据响应向量最大值确定主方向; 将 3 个尺度下非线性导数的比率值融合为新角点测度; 进行阈值和非极大值抑制获得最终角点检测结果。在角点检测图像数据集上, 分别针对高斯噪声、椒盐噪声和高斯椒盐混合噪声干扰图像, 利用不同算法获取配准角点和错误角点数, 并进行不同图像变换下的平均重复率实验。实验结果表明: 在椒盐噪声和混合噪声下, 所提算法的角点检测精度和平均重复率均优于其他角点检测算法的; 对于方差为 15 的高斯噪声和密度为 5% 的椒盐噪声的混合噪声干扰图像, 所提算法比 CSS、CPDA、ANDD、Gabor 和 MDRR 算法的平均检测准确率分别高 5.4%、13.1%、11.6%、9% 和 7.3%, 而平均错检率分别低 86.9%、86%、86.5%、83.7% 和 83.9%, 综合性能均优于对比算法。

关键词: 角点检测; 边缘检测; 非线性方向导数; 直方图分层

中图分类号: TN9117 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202111013 **文章编号:** 0253-987X(2021)11-0115-10



OSID 码

Mixed Noise-Robust Corner Detection Algorithm with Nonlinear Directional Derivative

WANG Fuping, CHEN Pengbo, LIU Weihua, HE Jinglu

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: To improve the low accuracy of corner detection under mixed noise, a corner detection algorithm with nonlinear directional derivative (NDD) is proposed. Canny algorithm is used to extract the edge contour of the original image. The spatial double windows of isotropic and anisotropic Gaussian directional derivative filters are constructed respectively, and the fast NDD features obtained by histogram layering technique are calculated for each edge pixel. Quantizing the direction and producing K discrete directional filters, the main direction from the maximum value of the response vector is determined. The ratio values of the nonlinear derivatives of three scales are fused into a new corner measure, and the corner detection is achieved by thresholding and non-maximum suppression. A fast nonlinear filtering technique based on histogram layering technique is proposed, which effectively suppresses salt-and-pepper noise and Gaussian noise, and makes the corner measure robust to mixed noise. In addition, the directional selectivity and

multi-scale characteristics of anisotropic Gaussian filter effectively improve the detection accuracy of corner features. On the image data set for corner detection, different algorithms are used for the images disturbed by Gaussian noise, salt-and-pepper noise and the mixed noise, to determine the correct corners and the false corners, and the average accuracy experiment in different image transformations is carried out. The experimental results show that the corner detection accuracy and average repetition rate of this algorithm are better than that of the other corner detection algorithms in salt-and-pepper noise and mixed noise. Compared with some competing algorithms, the average detection accuracy of this algorithm is 5.4%, 13.1%, 11.6%, 9% and 7.3% higher than that of CSS, CPDA, ANDD, Gabor and MDRR, and the average error detection rate is 86.9%, 86%, 86.5%, 83.7% and 83.9% lower than that of them. This proposed algorithm overall outperforms the others.

Keywords: corner detection; edge detection; nonlinear directional derivative; histogram slice

图像角点特征包含了图像重要特征和信息,广泛应用于各个领域,如农业杂草密度^[1]和小麦穗数^[2]检测、医学血管支架轮廓分割和颈椎角点检测^[3]、遥感图像目标检测^[4]、目标识别^[5]、图像配准、光场相机标定^[6]、场景检测^[7]和交通标志分离等。目前,角点检测算法主要分为基于模板的角点检测^[8-12]、基于边缘轮廓的角点检测^[13-19]和基于强度的角点检测^[20-28]共3大类。

基于模板的角点检测算法通过使用预先定义的模型拟合图像的部分区域来检测角点。Smith等提出了SUSAN角点检测算法,通过比较模板中每个像素点与模板中心像素灰度值的大小来确定角点^[8];Rosten等在SUSAN算子基础上分别利用圆环和双圆环模板来检测角点,提升了角点检测效率和一致性^[9-10];Abramenko等使用亮度函数的代数矩进行亚像素精度的角点检测^[11];Meng提出了基于图像逐块移动搜索的快速X角点检测算法,并使用邻域方差和中心对称约束来排除异常角点^[12]。

基于边缘轮廓的角点检测算法通过提取图像边缘并分析轮廓形状来检测角点。Mokhtarian等提出了基于曲率尺度空间(CSS)的角点检测算法^[13];He等在CCS基础上利用自适应曲率阈值完成角点检测,实现了自适应阈值选择^[14];Awrangjeb等利用弦点距离累加(CPDA)技术估计曲率并检测角点,该算法对噪声鲁棒性好^[15];Lin等用线性归一化替换了CPDA中使用的极大值归一化,弥补了CPDA算法的不足^[16];Shui等利用各向异性高斯方向导数(ANDD)滤波器来提取轮廓像素的灰度变化信息,以此检测角点^[17];Zhang等针对离散域中局部变化和噪声敏感的问题,提出了单角和双角模型的离散曲率角点检测算法^[18];Wang M等通过构造多

方向结构张量,提出了一种基于多尺度Shearlet变换的角点检测算法^[19]。

基于强度的角点检测算法通过图像局部灰度强度变化构建测度来进行角点检测。经典的Harris算法利用图像微分相关矩阵的特征值进行角点测度;Wang Z等提出了基于迭代阈值的自适应Harris角点检测算法^[20];Lindeberg使用归一化Laplace算子自动选择最优尺度来检测角点^[21];Miko-lajczyk等将Laplace尺度空间融入Harris检测器,提出了尺度不变的Harris-Laplace检测器^[22];进一步地,Laptev将其扩展到图像序列中,可检测到尺度空间和时间序列上都有显著局部变化的角点特征^[23];Lowe提出了尺度不变特征变换(SIFT)算法,利用高斯差分空间(DOG)逼近归一化的高斯拉普拉斯空间,并通过检测DOG三维空间的局部极大值来定位角点^[24];Bay提出了加速鲁棒特征(SURF)检测算法,提升了角点检测效率^[25];Peng等通过级联分类器实现的算法对光照比较鲁棒^[26];Zhang等提出了基于二阶广义高斯方向导数的高精度角点检测算法^[27];Zhang等利用图像多尺度各向异性高斯导数特征构建多尺度结构张量,并根据特征值进行角点检测^[28]。

在这些算法中,基于模板和基于边缘轮廓的角点检测算法对边缘上的局部灰度变化和噪声比较敏感^[29],容易造成漏检错检,而基于强度的角点测度容易被其他临近特征干扰,且对混合噪声敏感。为了克服这些不足,本文提出了基于非线性方向导数(NDD)的角点检测算法。相比于传统滤波器仅对单个类型噪声有效,本文算法引入了基于直方图分层技术的非线性滤波,同时抑制了椒盐噪声和高斯噪声的影响。此外,各向异性高斯滤波的方向选择

性和多尺度特性有效提升了角点特征的检测准确率。实验结果表明,本文算法在多种图像变换和混合噪声下的角点检测精度和平均重复率均优于其他角点检测算法。

1 各向异性高斯方向导数滤波器

传统高斯微分滤波器 $g_{\sigma,\rho,\theta}(x,y)$ 可以表示为

$$g_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) = \left\{ \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} [x,y] \mathbf{R}_\theta \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\rho^2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_\theta^T \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \right] \right\} \quad (1)$$

$$\mathbf{R}_\theta = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$

式中: σ 是高斯尺度因子; ρ 是各向异性因子; $\mathbf{R}_\theta$ 是方向为 θ 的旋转矩阵。

根据式(1)可以得到 $\theta(x,y)$ 处的一阶高斯方向导数滤波器

$$\psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) = \frac{\partial g_{\sigma,\rho,\theta}}{\partial \theta}(\mathbf{R}_\theta [x,y]^T) \quad (2)$$

式中各向异性因子 ρ 影响滤波器的形状, ρ 越大, 则滤波器形状越狭长。当 $\rho > 1$ 时, $\psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y)$ 表示 ANDD 滤波器; 当 $\rho = 1$ 时, $\psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y)$ 退化为各向同性高斯方向导数(IGD)滤波器。图 1 显示了 4 个方向的 IGD 和 ANDD 滤波器的权值系数图。

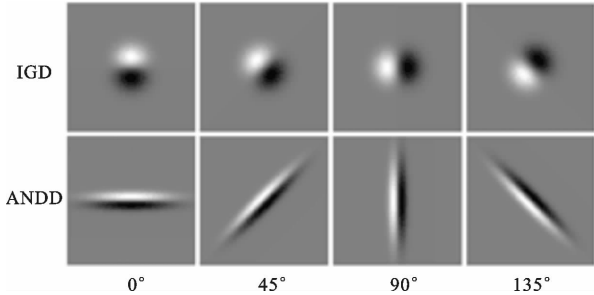


图 1 4 个方向的 IGD 和 ANDD 滤波器权值图

Fig. 1 IGD and ANDD filters' weight maps in 4 directions

2 基于非线性各向异性高斯方向导数的角点测度

2.1 图像边缘轮廓提取

利用 Canny 边缘检测算法提取边缘 E , 并沿着边缘方向将每个边缘像素的坐标依次保存, 形成边缘像素位置链码集合 $Q = \{(x,y) | (x,y) \in E\}$ 。

2.2 各向异性和各向同性高斯双窗的快速非线性方向导数

对于集合 Q 中的每一个边缘像素, 分别利用各

向异性和各向同性高斯导数滤波器, 计算该边缘处的两种非线性方向导数, 用以生成最终的角点测度。首先, 需要构建滤波器窗口。确定 ANDD 滤波器的左子窗 N_L 和右子窗 N_R 的公式为

$$N_L = \{(x,y) | \psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) > 0\} \quad (3)$$

$$N_R = \{(x,y) | \psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) < 0\}$$

提取子窗口对应的滤波器权重 $w_{L,\theta}^q$ 和 $w_{R,\theta}^q$ 的公式为

$$w_{L,\theta}^q = \{ | \psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) |, (x,y) \in N_L \} \quad (4)$$

$$w_{R,\theta}^q = \{ | \psi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) |, (x,y) \in N_R \}$$

利用本文第 3 节提出的基于直方图分层的快速非线性滤波技术, 得到沿方向 θ 上左右子窗口的非线性滤波结果 $\phi^\sigma(x,y|L,\theta)$ 和 $\phi^\sigma(x,y|R,\theta)$ 。进而通过计算左右子窗的非线性滤波结果的差分, 得到 θ 方向上非线性各向异性导数

$$\phi^\sigma(x,y|\theta) =$$

$$\left| \sum_{(x,y)} \phi^\sigma(x,y|L,\theta) - \sum_{(x,y)} \phi^\sigma(x,y|R,\theta) \right| \quad (5)$$

令 $\rho=1$, 由式(2)得到 IGD 滤波器, 根据式(3)~(5)得到 θ 方向上非线性方向导数

$$\zeta^\sigma(x,y|\theta) =$$

$$\left| \sum_{(x,y)} \zeta^\sigma(x,y|L,\theta) - \sum_{(x,y)} \zeta^\sigma(x,y|R,\theta) \right| \quad (6)$$

2.3 基于非线性滤波的角点响应

将滤波器方向 θ 量化为 K 个离散方向, 通过计算每个方向上的导数响应, 分别得到非线性 ANDD 和 IGD 响应向量

$$\phi_{\text{ANDD}}^\sigma(x,y) =$$

$$[\phi^\sigma(x,y|\theta_1), \phi^\sigma(x,y|\theta_2), \dots, \phi^\sigma(x,y|\theta_K)] \quad (7)$$

$$\zeta_{\text{IGD}}^\sigma(x,y) =$$

$$[\zeta^\sigma(x,y|\theta_1), \zeta^\sigma(x,y|\theta_2), \dots, \zeta^\sigma(x,y|\theta_K)] \quad (8)$$

将 $\phi_{\text{ANDD}}^\sigma(x,y)$ 最大值的滤波器方向定义为像素 (x,y) 处的主方向

$$\theta_k(x,y) = \arg \max_{\theta_k} \{ \phi_{\text{ANDD}}^\sigma(x,y) \} \quad (9)$$

IGD 和 ANDD 滤波器在边缘和角点处的特征描述存在差异。图 2b~2d 显示了图 2a 中边缘像素 e_1 、 e_2 和角点 e_3 在极坐标系下的 IGD 和 ANDD 向量, 滤波器的方向在图中被表示为极坐标的角度。图中, OC 方向就是主方向 θ_k , 对应于第 k 个 ANDD 滤波器的方向, OD 为 OC 的垂直方向 $\theta_k - \pi/2$ 。通过图 2b 和图 2c 对比可知, 当滤波器均沿 OC 方向时, e_1 和 e_3 处的响应都很明显, 其中 ANDD 滤波器

的响应值相比于 IGD 的更大。当滤波器沿 OD 方向时, e_3 处的响应明显高于 e_1 处的响应。这是因为角点处的结构是各向异性的, 而理想边缘沿边缘方向上的微分为 0。

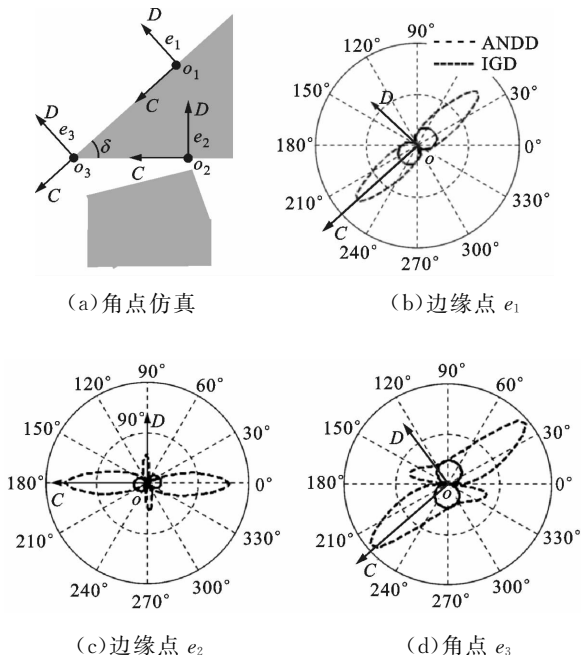


图2 ANDD 和 IGD 边缘点及角点的比较

Fig. 2 Edge and corner point comparison between ANDD and IGD

对于角点处的像素, 沿不同方向的灰度可能变化都较为明显, 所以角点沿垂直方向 OD 上的响应大于理想边缘处 OD 的响应。因此, 根据 OC 、 OD 方向上角点和理想边缘微分的差异, 通过两者的微分比值衡量边缘点是否为角点来建立微分比率的角点测度。由图 2c 可以看出, 由于受到了 e_2 下方边缘的影响, ANDD 滤波器沿 OD 方向提取的微分信息较大, 而理论上 e_2 点沿 OC 方向上的微分接近于 0。相比之下, IGD 能够较好地提取 OC 方向上的微分。通过 IGD 滤波器提取主方向 OC 上的微分信息, 使用 ANDD 滤波器提取垂直方向 OD 上的微分信息, 能够准确提取 OC 、 OD 方向上微分信息, 避免了临近边缘对于角点的影响。

为了使通过 ANDD 和 IGD 获得的 OD 和 OC 方向的微分信息所构建的角点测度具有较好的鲁棒性, OC 方向上的微分信息需要平均 θ_k 附近 $2t+1$ 个离散方向上的非线性方向导数的响应, OD 方向上的微分信息平均 $\theta_k - \pi/2$ 附近 $2t+1$ 个方向上的非线性各向同性导数的响应。定义这两个微分均值的比值为尺度 σ 下的角点测度

$$\eta^\sigma(x, y) = \frac{\sum_{\tau=-t}^t \zeta^\sigma(x, y | \theta_{k-\tau})}{\sum_{\tau=-t}^t \phi^\sigma(x, y | \theta_{k-\tau})} \quad (10)$$

2.4 多尺度非线性方向导数角点测度

尺度选取的不当会对非线性滤波产生较大的影响: 小尺度下的角点测度定位性较好, 但对噪声敏感; 大尺度下的角点测度对噪声鲁棒, 但定位精度会降低。因此, 为了减少尺度选择过大或过小所带来的影响, 分别计算 3 个尺度下的角点响应, 进行几何平均, 最终得到处的角点测度

$$\bar{\eta}(x, y) = (\eta^1(x, y) \eta^2(x, y) \eta^3(x, y))^{1/3} \quad (11)$$

2.5 基于非线性方向导数的角点检测算法流程

本文提出的 NDD 角点检测算法具体步骤如下。

步骤 1 对图像利用 Canny 算法提取边缘像素, 并按边缘方向保存成链码集合。

步骤 2 利用式(2)产生 ANDD 滤波器。

步骤 3 确定左右子窗 N_L 和 N_R 及子窗滤波器权重 $w_{L,\theta}^c$ 和 $w_{R,\theta}^c$ 。

步骤 4 利用基于直方图分层的非线性滤波, 分别计算左右子窗的各向异性非线性滤波, 并作差得到非线性各向异性方向导数 $\phi^\sigma(x, y | \theta)$ 。

步骤 5 令各向异性因子 $\rho=1$, 得到各向同性高斯方向导数滤波器, 根据步骤 2~4 计算得到非线性各向同性方向导数 $\zeta^\sigma(x, y | \theta)$ 。

步骤 6 量化滤波器方向 θ 得到 K 个离散方向滤波器, 根据步骤 2~5 分别得到每个方向上的各向同性和各向异性导数, 从而生成响应向量 $\phi_{\text{ANDD}}^\sigma(x, y)$ 和 $\zeta_{\text{IGD}}^\sigma(x, y)$ 。

步骤 7 通过响应向量 $\phi_{\text{ANDD}}^\sigma(x, y)$ 中的最大值来确定角点主方向 $\theta_k(x, y)$, 计算该方向附近 $2t+1$ 个离散方向上各向异性导数均值, 并计算方向 $\theta_k(x, y) + \pi/2$ 附近各向同性导数均值, 最后将各向同性和各向异性导数均值的比值作为角点响应。

步骤 8 对 3 个不同尺度下的角点响应进行几何平均得到最终角点测度 $\bar{\eta}(x, y)$ 。

步骤 9 对于每一个边缘像素, 如果它的角点测度是以 (x, y) 为中心的 5×5 像素窗口内的最大值, 且大于给定阈值, 则它就是角点特征, 否则将其剔除。

3 直方图分层的快速非线性滤波

噪声干扰是影响角点检测准确率的重要因素。基于线性滤波的特征提取算法可以有效抑制高斯噪声, 如 Log 算子、Gabor 小波等。实际中图像往往也受到脉冲噪声型的干扰, 比如椒盐噪声等。传统基

于滑窗技术的非线性滤波方法的时间复杂度高。为此,本文提出基于直方图分层的快速非线性滤波,可有效提升非线性方向导数的角点检测效率。

3.1 基于直方图分层的图像滤波

对图像 $I(x,y)$ 可使用各向异性子窗口滤波器 $w_{s,\theta}^g, s \in \{L,R\}$ 进行卷积平滑滤波,以提取图像线性卷积特征,公式为

$$h(x,y | s,\theta) = w_{s,\theta}^g \otimes I(x,y) \tag{12}$$

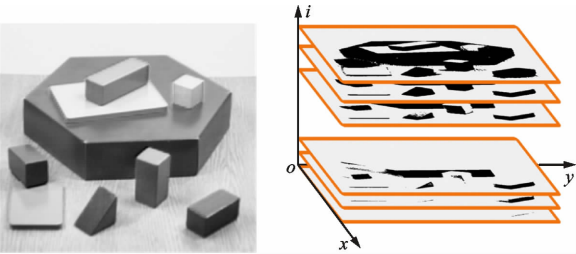
式中 $\otimes$ 表示卷积操作。本文提出了直方图分层技术,并以此重新定义图像滤波。首先,生成原始图像的直方图分层图,如果图像灰度值域包含 T 级,如灰度图像 $T=256$,则原始图像可生成 T 个直方图分层图。利用脉冲函数提取属于第 i 个分层图像

$$\varphi(x,y | i) = \delta(I(x,y) - i) \tag{13}$$

式中 $\delta(\cdot)$ 是脉冲函数。对于原始图像中灰度值为 i 的像素处,其在第 i 个分层图中的值为 1,其他分层中都为 0。图 3a 中灰度图像对应的直方图分层结果为图 3b 所示。在图像直方图分层图基础上,传统线性卷积可以表示为

$$h(x,y | s,\theta) = \sum_{i=1}^T i w_{s,\theta}^g \otimes \varphi(x,y | i) = \sum_{i=1}^T \phi^g(x,y | i,s,\theta) \tag{14}$$

式中 $\phi^g(x,y | i,s,\theta) = i w_{s,\theta}^g \otimes \varphi(x,y | i)$ 。



(a) 积木原始图像 (b) 直方图分层三维图

图 3 直方图分层

Fig. 3 Histogram slicing

3.2 基于选择分层的非线性滤波

椒盐噪声特性使其主要分布在分层图的最小值和最大值附近。本文通过去除多个分层图中最大值和最小值对应的二值图,可避免椒盐噪声像素参与图像滤波,从而达到抑制椒盐噪声的目的。为此,本文对 T 个分层图按照对应像素值从小到大进行排序,去除最初 τ 层和最末尾 τ 层二值图像。然后,利用 $T-2\tau$ 个分层图分别计算各向异性子窗口滤波,并对分层图滤波结果进行累加求和,得到基于选择分层的非线性滤波结果

$$\phi^g(x,y | s,\theta) = \sum_{i=\tau}^{T-\tau} \phi^g(x,y | i,s,\theta) \tag{15}$$

相比于式(14),利用选择分层的方法可以有效去除椒盐噪声的不利影响,并保持线性加权滤波对高斯噪声的鲁棒性。

3.3 非线性滤波性能对比实验

运行效率是衡量算法性能的重要指标。本文提出的基于非线性方向导数的滤波算法将局部窗口非线性操作转化为分层图像的线性卷积,十分高效。基于传统滑动窗口的算法需要对滑动窗口内像素进行中值滤波,然后对剩余像素进行加权平均,非常耗时。本文实验测试环境如下: Windows 10, Intel-Core i7-10700 处理器,16 核 CPU 及 32 GB 内存,软件为 MATLAB 2018b。实验中分别使用本文提出的非线性滤波算法和传统滑窗滤波算法对积木图像进行滤波处理,其中滤波窗口大小为 21×10 像素。计算 200 次图像滤波的平均单次滤波时间,传统滑动窗口滤波算法运行时间为 2.056 s,本文滤波算法运行时间为 0.172 6 s,仅为传统滑窗算法的 1/12。传统算法对每个滑动窗口内像素进行非线性滤波,其中排序操作极度耗费时间;本文将滑动窗口中的非线性重复操作转化为对直方图分层图的线性卷积,大大提升了算法运行效率,整体性能优于传统算法。

3.4 直方图分层数对比实验

本文算法通过将原始图像分层为 T 层,并基于分层非线性滤波实现混合噪声鲁棒角点检测。为了评估分层数 T 对于角点检测性能的影响,本文分别设置分层数 $T=256,128,64,32$,且剔除初始及末尾层数 $\tau=1$ 。对受方差(ϵ^2)为 15 的高斯噪声和密度(p)为 5% 的椒盐噪声的混合噪声干扰的积木、树叶和实验室共 3 幅测试图像,计算本文算法的配准角点和错误角点数,结果如表 1 所示。可以看出,分层数 T 越小,配准角点数越少,错误角点数增多。主要

表 1 混合噪声图像在不同分层数下的角点数

Table 1 Number of corners in mixed noise image with different number of slices

分层数	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
256	53	29	195	9	7	83
128	52	29	195	10	9	104
64	51	28	194	14	11	115
32	49	27	191	15	11	118

原因:在进行直方图分层的非线性滤波时,分层数越大越能够有效抑制椒盐噪声的影响,同时对于图像本身所包含的细节信息能够精确保留;随着分层数变小,虽然能够有效抑制噪声,但同时也会丢失部分细节信息,导致伪角点增加。因此,本文算法采用 $T=256$ 。此外,本文算法的分层是基于灰度级分层,与图像内容无关。

4 实验结果

为了评估本文 NDD 算法的性能,分别进行算法有效性及重复率实验。在本文角点检测算法中, ρ 取值较大时虽然可以准确估计角点主方向,但会导致对临近角点的分辨力变差, ρ 取值过小时则情况相反。为了使得主方向估计和临近角点分辨力更均衡,本文取 ρ 为 $\sqrt{6}$ 。根据 ρ 及角度分辨常数^[17]的关系,可以计算出最优滤波器采样方向数 $K=84$ 。计算多个邻近方向导数均值时的方向数满足 $2t+1=3$,而最终角点判决阈值设置为经验阈值 $t_c=0.02$ 。多尺度因子 σ 满足 $\sigma_1/\sqrt{2}=\sigma_2=\sqrt{2}\sigma_3$ 。根据经验值,当尺度 $\sigma_2=2.5$ 时算法获得最高的检测准确率和最小的错检率,详细分析参考文献[30]。

4.1 有效性实验

本实验针对积木和树叶图像,分别在无噪声、 $p=5\%$ 椒盐噪声、 $\epsilon^2=15$ 高斯噪声、 $p=5\%$ 椒盐与 $\epsilon^2=15$ 高斯混合噪声共 4 种情况下,利用 CSS^[14]、CPDA^[15]、ANDD^[17]、Gabor^[31]、MDDR^[30]和 NDD 算法检测图像角点,通过统计配准角点和错误角点数进行性能对比。其他 5 种对比算法由原作者提供,并使用文章中的默认参数。两幅图像的角点检测结果如图 4 和图 5 所示。

从图 4 和图 5 可以看出,在无噪声情况下,CPDA 算法丢失了许多真实角点,主要原因是 CPDA 算法中使用的 3 个弦长($L=10,20,30$)都对 CPDA 曲率具有平滑效果。当相邻角点之间的距离小于一定像素时,多弦长的平滑效果累加使得最终的 CPDA 测度无法区分这两个角点。CSS 算法中边缘的 1、2 阶导数估计精度对局部边缘的变化十分敏感,而且高斯尺度和角点阈值难以选择,导致算法的错误角点数多。ANDD 和 Gabor 通过多方向微分滤波器提取图像导数向量,增强了角点区分能力。MDDR 和 NDD 算法能够准确的识别邻近角点,并且检测出最少的伪角点。这是由于 MDDR 和 NDD 算法通过精确估计边缘像素的主方向,利用空域影

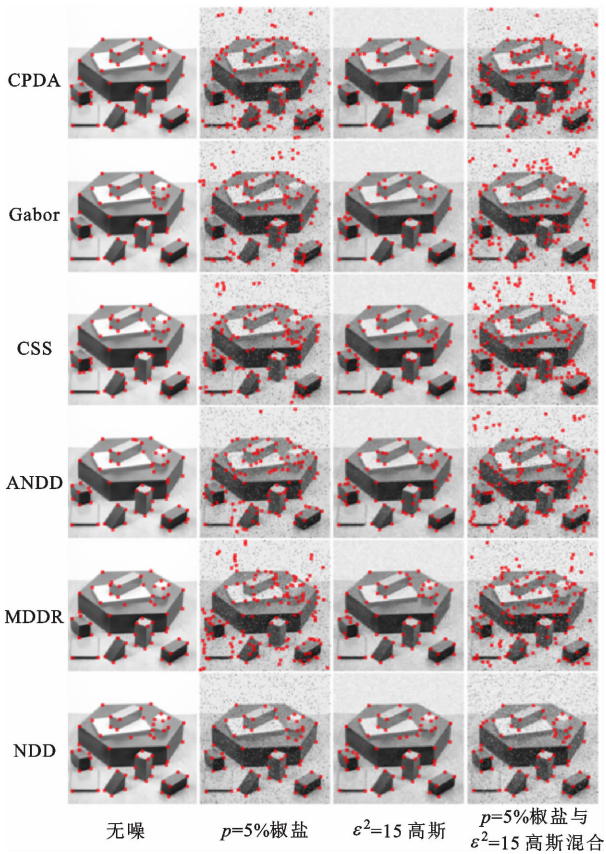


图 4 积木图像结果对比

Fig. 4 Corner detection result comparison of block image

响范围较小的 IGD 导数滤波器提取主方向上的导数,避免了邻近其他结构的影响,降低了伪角点生成概率。在加入了椒盐和高斯混合噪声后,CSS^[14]、CPDA^[15]、ANDD^[17]、Gabor^[31]和 MDDR^[30]结果中均出现了大量由于噪声带来的伪角点,主要由于这些算法均不具备对混合噪声的鲁棒性。NDD 算法在含噪声与无噪声情况下的角点检测结果基本一致。因此,本文算法对椒盐噪声、高斯噪声及两者的混合噪声这 3 种情况都具有较好的噪声鲁棒性和角点检测能力。表 2~6 给出了 NDD 算法和 5 种对比算法分别在无噪声、 $p=5\%$ 椒盐噪声、 $\epsilon^2=15$ 高斯噪声、 $\epsilon^2=15$ 高斯与 $p=1\%$ 椒盐混合噪声、 $\epsilon^2=15$ 高斯与 $p=5\%$ 椒盐混合噪声共 5 种情况下的配准角点数和错误角点数。表中数据为 50 次实验结果排序后的中值。

由表 2 可以看出:无噪声情况下,CSS 算法的错误角点数目较多,角点区分能力较差,出现了大量伪角点;其次是 ANDD、CPDA 和 Gabor 算法,错误点数较多,仍有部分伪角点;MDDR 和 NDD 算法在配准角点和错误角点数上基本一致。由表 3~6 可以看

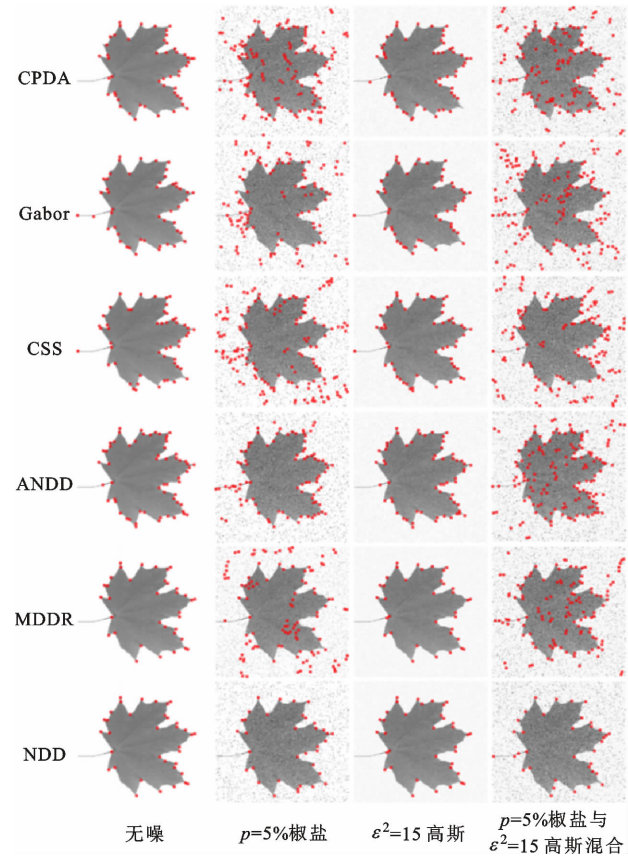


图 5 树叶图像结果对比

Fig. 5 Corner detection result comparison of leaf image

表 2 无噪声下的角点检测数

Table 2 Number of detected corners without noise

检测算法	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
CPDA	56	29	199	7	22	82
ANDD	53	28	217	7	33	103
Gabor	52	25	208	5	23	77
CSS	51	30	203	12	22	121
MDDR	53	29	196	6	7	70
NDD	53	29	199	6	7	73

表 3 $p=5\%$ 椒盐噪声下的角点检测数

Table 3 Number of detected corners under $p=5\%$ salt-and-pepper noise

检测算法	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
CPDA	49	29	162	84	106	281
ANDD	48	29	171	61	61	286
Gabor	48	24	168	62	87	208
CSS	51	29	187	69	119	306
MDDR	50	28	185	92	83	195
NDD	53	29	198	6	7	74

表 4 $\epsilon^2=15$ 高斯噪声下的角点检测数

Table 4 Number of detected corners under $\epsilon^2=15$ Gaussian noise

检测算法	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
CPDA	52	29	186	13	29	131
ANDD	53	29	202	15	37	153
Gabor	53	26	202	8	23	107
CSS	51	29	194	23	24	159
MDDR	52	29	199	8	7	103
NDD	53	29	198	8	7	87

表 5 $\epsilon^2=15$ 高斯与 $p=1\%$ 椒盐混合噪声下的角点检测数

Table 5 Number of detected corners under $\epsilon^2=15$ Gaussian noise and $p=1\%$ salt-and-pepper noise

检测算法	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
CPDA	50	29	184	25	32	154
ANDD	52	29	195	36	38	194
Gabor	46	26	197	25	36	149
CSS	51	29	191	32	26	178
MDDR	51	29	191	29	47	128
NDD	53	29	197	8	7	82

表 6 $\epsilon^2=15$ 高斯与 $p=5\%$ 椒盐混合噪声下的角点检测数

Table 6 Number of detected corners under $\epsilon^2=15$ Gaussian noise and $p=5\%$ salt-and-pepper noise

检测算法	配准角点数			错误角点数		
	积木	树叶	实验室	积木	树叶	实验室
CPDA	47	29	154	105	118	302
ANDD	47	27	170	107	122	313
Gabor	46	27	187	86	125	253
CSS	50	28	183	124	117	320
MDDR	47	28	184	92	95	268
NDD	53	29	195	9	7	83

出,相比于无噪声环境下,对比算法在有噪声环境下的配准角点均减少,且错误角点数增加。主要原因是对比算法中的个别算法只对高斯噪声具有一定鲁棒性,而对椒盐噪声十分敏感,导致检测出大量的伪角点。本文 NDD 算法所使用的 ANDD 滤波器具有较强的高斯噪声鲁棒性,保证了高斯噪声环境下的

检测高精度。此外,基于直方图分层技术和选择加权策略的非线性滤波使得最终角点测度抑制了椒盐噪声的不利干扰。因此,NDD算法在不同噪声下的角点检测结果与无噪声环境下十分接近,算法整体性能比对比算法更优。

4.2 重复率实验

同一场景的两幅图像的角点检测重复率是评价角点检测算法性能的重要指标之一。角点检测重复率用以评估检测算法对不同图像变换后的检测结果稳定性。若原始图像和变换后图像中分别检测到的角点数目为 N_0 和 N_T 、重复角点数为 N_r ,则在当前变换下图像中角点检测的重复率定义为 $R_{avg} = N_r / 2(N_0^{-1} + N_T^{-1})$ 。为了更客观比较算法,对图6所示的24幅测试图像计算其在1种仿射变换和3种噪声干扰下的平均重复率。图像变换类型包括:

(1)非一致尺度变换。对原始图像X坐标不变换,对Y坐标进行尺度缩放,其尺度因子在 $[0.5, 2]$ 中进行采样,间隔为0.1。

(2)高斯噪声。对原始图像添加0均值高斯噪声,噪声标准差在 $[1, 15]$ 上采样,间隔为1。

(3)椒盐噪声。对原始图像添加椒盐噪声,椒盐噪声密度在 $[0.005, 0.05]$ 中采样,间隔为0.005。

(4)混合噪声。对原始图像添加标准差为15的高斯噪声和椒盐噪声,椒盐噪声密度在 $[0.005, 0.05]$ 中采样,间隔为0.005。

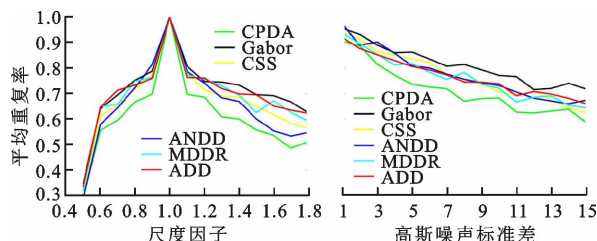


图6 24幅测试图像

Fig. 6 24 test images

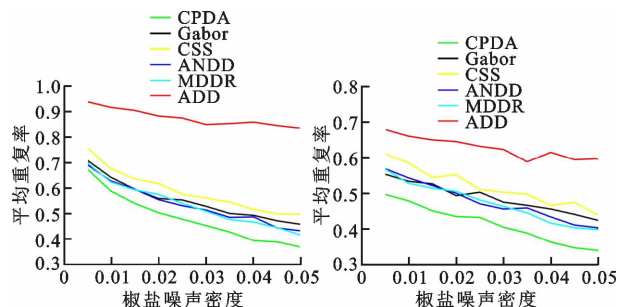
实验中6种对比算法的平均重复率如图7所示。可以看出,非一致尺度变换下,角点处的边缘轮廓夹角发生了变化,使得重复率有明显下降。由于NDD算法在计算角点测度时利用了空域影响范围较小的IGD滤波器提取主方向上的图像导数,其不易受到周围其他轮廓像素影响。同时,NDD算法只利用了像素主方向及其垂直方向上的图像导数,对

非一致变换不敏感,具有较高的重复率。在高斯噪声情况下,NDD算法与其他算法较为接近。在椒盐噪声情况下,NDD算法表现出了明显的优势,重复率高于其他5种对比算法。在加入椒盐噪声和高斯噪声的混合噪声情况下,NDD算法的表现也优于对比算法。这是因为NDD算法采用了基于直方图分层的思想,能有效抑制椒盐噪声对角点检测的干扰,同时通过对剩余像素进行线性加权滤波,避免了高斯噪声的影响。NDD算法在混合噪声方面获得了更高平均重复率,综合性能优于其他对比算法。



(a)非一致尺度变换

(b)高斯噪声干扰



(c)椒盐噪声干扰

(d)混合噪声干扰

图7 仿射变换实验结果

Fig. 7 Affine transformation experiment results

5 结论

在角点检测中,噪声干扰会导致角点检测准确率低,且出现大量漏检错检问题。针对这些问题,本文提出了一种基于非线性方向导数的角点检测算法,能够有效剔除噪声对于角点检测的干扰,适用于混合噪声情况下的精确角点检测。本文结论如下。

(1)针对椒盐噪声干扰容易产生伪角点的问题,本文构建了基于像素值排序的图像分层策略,通过去除部分上层和底层二值图的方式,避免了椒盐型噪声的影响。相对于传统基于滑窗的非线性滤波,本文算法的时间效率得到提升。

(2)针对高斯噪声对图像角点检测的不利影响,本文通过对剩余分层图像中像素进行基于各向异性高斯导数滤波器的线性加权滤波,在抑制高斯噪声

的同时,能更精确提取不同方向上的图像导数。相比传统导数滤波器,本文算法提取方向导数准确性较高。

(3)针对邻近边缘干扰和不同尺度下特征难以稳定提取分别导致的伪角点和角点漏检问题,本文采用多尺度多方向和微分比率的策略,使得角点测度不易受到其他边缘结构的干扰,同时能实现多尺度角点特征的有效提取。为混合噪声情况下的稳定角点特征提取提供高效技术支持。

参考文献:

- [1] XU Yanlei, HE Run, GAO Zongmei, et al. Weed density detection method based on absolute feature corner points in field [J]. *Agronomy*, 2020, 10(1): 113.
- [2] WANG Daoyong, FU Yuanyuan, YANG Guijun, et al. Combined use of FCN and Harris corner detection for counting wheat ears in field conditions [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 178930-178941.
- [3] MASUDUR R, ASAD M, GUNDRY M, et al. Patch-based corner detection for cervical vertebrae in X-ray images [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 59: 27-36.
- [4] LIU Qiangwei, XIANG Xiuqiao, WANG Yuanfang, et al. Aircraft detection in remote sensing image based on corner clustering and deep learning [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 87: 103333.
- [5] JIAN Chengfeng, XIANG Xiaoyu, ZHANG Meiyu. Mobile terminal gesture recognition based on improved FAST corner detection [J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(6): 991-997.
- [6] HE Sheng. Medical image registration method based on tensor voting and Harris corner point detection [J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2018, 8(3): 583-589.
- [7] WANG Zhongli, TIAN Guohui. Integrating manifold ranking with boundary expansion and corners clustering for saliency detection of home scene [J]. *Neurocomputing*, 2020, 379: 182-196.
- [8] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN: a new approach to low level image processing [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45-78.
- [9] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 105-119.
- [10] ZHANG Meng, LAN Jinhui. Fast and robust corner detector based on double-circle mask [J]. *Optical Engineering*, 2010, 49(12): 1127-1134.
- [11] ABRAMENKO A A, KARKISHCHENKO A N. Applications of algebraic moments for corner and edge detection for a locally angular model [J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2019, 29(1): 58-71.
- [12] MENG Cai, WANG Qi, WU Lingjie, et al. A fast X-corner detection method based on block-search strategy [J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2019, 11(3): 1-11.
- [13] MOKHTARIAN F, SUOMELA R. Robust image corner detection through curvature scale space [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(12): 1376-1381.
- [14] HE Xiaochen, YUNG N H C. Corner detector based on global and local curvature properties [J]. *Optical Engineering*, 2008, 47(5): 057008.
- [15] AWRANGJEB M, LU Guojun. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2008, 10(6): 1059-1072.
- [16] LIN Xinyu, ZHU Ce, LIU Yipeng, et al. Robust corner detection using altitude to chord ratio accumulation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(1): 177-195.
- [17] SHUI Penglang, ZHANG Weichuan. Corner detection and classification using anisotropic directional derivative representations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(8): 3204-3218.
- [18] ZHANG Weichuan, SUN Changming, BRECKON T, et al. Discrete curvature representations for noise robust image corner detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(9): 4444-4459.
- [19] WANG Mingzhe, ZHANG Weichuan, SUN Changming, et al. Corner detection based on shearlet transform and multi-directional structure tensor [J]. *Pattern Recognition*, 2020, 103: 107299.
- [20] WANG Zhicheng, LI Rong, SHAO Zhihao, et al. Adaptive Harris corner detection algorithm based on iterative threshold [J]. *Modern Physics Letters: B*, 2017, 31(15): 1750181.
- [21] LINDBERG T. Feature detection with automatic scale selection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 79-116.
- [22] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.
- [23] LAPTEV I. On space-time interest points [J]. *Inter-*

- national Journal of Computer Vision, 2005, 64(2/3): 107-123.
- [24] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [25] BAY H. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [26] PENG Zhiyong, WU Jun, FAN Guoliang. CCDA: a concise corner detection algorithm [J]. Machine Vision and Applications, 2019, 30(6): 1029-1040.
- [27] ZHANG Weichuan, SUN Changming. Corner detection using second-order generalized Gaussian directional derivative representations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(4): 1213-1224.
- [28] ZHANG Weichuan, SUN Changming. Corner detection using multi-directional structure tensor with multiple scales [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 438-459.
- [29] 章为川, 水鹏朗, 朱磊. 利用各向异性高斯方向导数相关矩阵的角点检测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(11): 91-97.
- ZHANG Weichuan, SHUI Penglang, ZHU Lei. A corner detection algorithm using anisotropic Gaussian directional derivatives autocorrelation matrix on edge contours [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(11): 91-97.
- [30] 王富平, 水鹏朗. 采用多尺度方向微分比率的角点检测算法 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(4): 68-75.
- WANG Fuping, SHUI Penglang. A corner detection algorithm based on multi-scale directional differential ratio [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(4): 68-75.
- [31] ZHANG Weichuan, WANG Fuping, ZHU Lei, et al. Corner detection using Gabor filters [J]. IET Image Processing, 2014, 8(11): 639-646.

[本刊相关文献链接]

- 魏磊, 万帅, 王哲诚, 丁晓斌, 张伟. 面向点云无损压缩的快速细节层次优化方法. 2021, 55(9): 88-96. [doi: 10. 7652/xjtuxb202109010].
- 唐启凡, 张玉龙, 何士豪, 周志豪. 自适应多视角子空间聚类. 2021, 55(5): 102-112. [doi: 10. 7652/xjtuxb202105012].
- 薛豆豆, 程英蕾, 文沛, 余旺盛, 秦先祥. MLMS-Net: 多层次多尺度点云分类网络. 2020, 54(12): 70-78. [doi: 10. 7652/xjtuxb202012009].
- 林伟, 孙殿柱, 李延瑞, 沈江华. 形貌约束的多视角点云分阶配准方法. 2020, 54(6): 75-81. [doi: 10. 7652/xjtuxb202006010].
- 沈江华, 孙殿柱, 李延瑞, 梁增凯. 点云初始配准的优化求解算法. 2019, 53(8): 167-174. [doi: 10. 7652/xjtuxb201908022].
- 贾晓芬, 郭永存, 柴华荣, 赵佰亭, 黄友锐. 深立井井壁图像的卷积神经网络去噪方法. 2019, 53(6): 117-124. [doi: 10. 7652/xjtuxb201906016].
- 徐思雨, 祝继华, 姜祖涛, 郭瑞, 李焱辰. 无序多视角点云的自主配准方法. 2018, 52(11): 134-141. [doi: 10. 7652/xjtuxb201811020].

(编辑 陶晴)