

基于 ridgelet 变换的图像直线特征检测算法研究

罗 扬, 薛俊玲

(金陵科技学院软件工程学院, 江苏 南京 211169)

摘 要:常用的图像直线特征检测算法如霍夫变换(Hough transform)和拉东变换(Radon transform),存在计算量大、抗噪能力弱等问题。为此,提出了基于脊波变换(ridgelet transform)的图像直线特征检测算法,其作为一种多尺度几何分析与稀疏表示的应用算法,具有良好的区域平滑性、可逆性和去冗余性。实验结果表明,在复杂噪声干扰的环境下,基于 ridgelet 变换的图像直线特征检测算法能够获得清晰的直线检测结果,具有较好的鲁棒性。

关键词:直线特征检测算法;Hough 变换;Radon 变换;ridgelet 变换;图像

中图分类号:TN919.81

文献标识码:A

文章编号:1672-755X(2021)02-0019-06

Research on Image Straight Line Feature Detection Algorithm Based on Ridgelet Transform

LUO Yang, XUE Jun-ling

(Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China)

Abstract: The commonly used image straight line feature detection algorithms, such as Hough transform and Radon transform, have the problems of large amount of calculation and weak anti noise ability. Therefore, an image straight line feature detection algorithm based on ridgelet transform is proposed. As an application algorithm of multi-scale geometric analysis and sparse representation, it has good regional smoothness, reversibility and de redundancy. The experimental results show that the image straight line feature detection algorithm based on ridgelet transform can obtain clear line detection results and has good robustness in the complex noise environment.

Key words: straight line feature detection algorithms; Hough transform; Radon transform; ridgelet transform; image

图像特征是指图像中可用作标志的属性,而直线特征是图像中一种最基本和最重要的局部特征表现形式,它常常决定了图像数据中目标的具体形状。因此直线特征的检测在图像分析、图像处理、模式识别等领域通常具有十分重要的实用意义。

由于特征反映了图像中物体或区域之间蕴含的物理联系,因此特征边缘检测技术一直受到人们的重视并被人们研究。寻找一种对噪声不敏感、定位精确的检测方法,始终是人们努力追求的目标。通过边缘检测直线特征,最直观也最简单的做法就是直接跟踪边缘,再根据相邻边缘点的共线性得到拟合直线。例

收稿日期:2021-01-03

基金项目:江苏省现代教育技术研究课题(2021-R-92099);江苏省高等学校自然科学研究重大项目(19KJA510004)

作者简介:罗扬(1982—),女,江苏兴化人,讲师,硕士,主要从事人工智能、数据挖掘等研究。

如, Nevatia 等在早期提出了启发式连接方法, 连接时主要利用边缘点的空间邻接关系^[1]。然而, 当存在多个邻接点时, 应考虑如何确定跟踪路径, 以及当边缘之间存在缝隙时如何连接。为此, Burns 等提出了以边缘的梯度相位特性为评价指标进行编组的方法, 该方法能够检测出对比度相对较弱的灰度变化^[2]。但由于计算边缘方向和方向量化分组时产生的误差, 提取的直线容易出现一定程度的断裂不连续情况。为了在低信噪比的情况下检测出直线, 近年来, 最常用的方法是拉东变换(Radon transform)^[3]和霍夫变换(Hough transform)^[4]。这两种方法不需要考虑空间的邻近特性, 可以克服填补边缘点之间缝隙的困难, 但也可能会把远离的孤立边缘加进来, 出现定位不准确的问题。同时, 这两种方法的计算也比较复杂, 尤其在检测曲线特征时复杂度很高从而限制了算法的实时性^[5]。

近年来, 小波变换(wavelet transform)常被用来进行图像处理^[6-7]。小波变换在表示存在奇异点的目标函数时是一种最优的基, 但在表示线和超平面的奇异性时, 并不是最优的基。因此, 小波变换并不是图像稀疏表示的最佳方法。由于图像边缘的不连续性, 以及图像的奇异性表现为一维奇异即边缘(线)奇异, 因此应用小波变换无法表达图像“沿”边缘的特性。

针对小波变换的上述缺点, Kamble 等^[8]、Birgale 等^[9]在小波变换理论的基础上, 提出了一种适用于表示各向异性的多尺度几何分析方法, 即脊波变换(ridgelet transform)。脊波变换的基本思想是: 将二维函数中的“直线奇异”转化为“点奇异”, 再使用小波变换进行处理。脊波变换能获得对含“直线奇异”的二维或高维函数最优的非线性逼近, 其各向异性的特征非常有利于图像边缘的高效表示, 因此脊波变换可以更好地逼近含直线奇异的高维函数。

本文主要介绍了一种基于 ridgelet 变换的图像直线特征检测算法, 并在 Matlab 编程环境下, 利用 ridgelet 变换对各种噪声背景图像中的直线特征进行了检测。

1 基本原理

1.1 连续脊波变换

二维实空间 R^2 中二维连续脊波变换可以选择一维实空间中的单变量函数 $\Psi: R \rightarrow R$, 该函数具有快速衰减特性, 并且满足如下积分收敛条件:

$$\int |\hat{\Psi}(v)|^2 / |v|^2 dv < \infty \quad (1)$$

满足上述条件时, Ψ 具有零均值性质, 即:

$$\int \Psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

进一步对 Ψ 进行特殊的归一化, 使之满足:

$$\int_0^\infty |\hat{\Psi}(v)|^2 v^{-2} dv = 1 \quad (3)$$

对每一尺度 $a > 0$, 位置 $b \in R$ 和方向 $\theta \in (0, 2\pi)$, 定义单变量函数 $\Psi_{a,b,\theta}$ 为:

$$\Psi_{a,b,\theta}(t) = \Psi_{a,b,\theta}(t_1, t_2) = a^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(t_1 \cos\theta + t_2 \sin\theta - \frac{b}{a}\right) \quad (4)$$

其中, a, b, θ 分别为尺度、位置、方向参数, $t = (t_1, t_2) \in R^2$, t_1, t_2 分别是直线所处空间的维度变量。脊波沿直线 $t_1 \cos\theta + t_2 \sin\theta = \text{cost}$ 为常数, 脊波的横截面是小波函数。

图 1 展示了脊波的若干例子, 图 1(b)—图 1(d) 是图 1(a) 中的脊波函数分别经过简单旋转、伸缩和平移而获得。

给定一个可积的单变量函数 $f(t)$, 定义脊波系数为:

$$R_f(a, b, \theta) = \{f, \Psi_{a,b,\theta}\} = \int_R f(t) \Psi_{a,b,\theta}^*(t) dt \quad (5)$$

且有如下重建公式:

$$f(t) = \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} \frac{1}{4\pi a^3} R_f(a, b, \theta) \Psi_{a,b,\theta}(t) da db d\theta \quad (6)$$

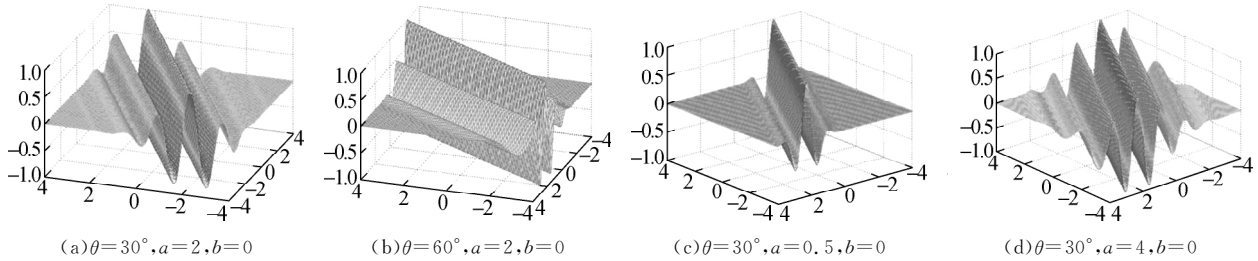


图 1 脊波函数及其变换后的图形

该重建公式对可积函数和平方可积函数几乎处处成立,具有渐进收敛性,可以验证其满足 Parseval 等式:

$$\|f\|_2^2 = \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} \frac{|R_{f(a,b,\theta)}|^2}{4\pi a^3} da db d\theta \quad (7)$$

该公式揭示了原始数据的能量和变换域数据能量之间的不变性原理。

脊波分析可以构造为 Radon 域的小波分析,其机理在于 Radon 变换将沿直线的奇异性转换成点奇异性,充分利用了小波变换对点奇异性的稀疏表示。因此连续脊波变换的基本计算策略是首先计算 Radon 变换 $R_{f(a,b,\theta)}$, 然后进行一维小波变换(WT1D)。

1.2 方形-极坐标的离散脊波变换

1.2.1 拉东变换

基于投影切片定理,可在傅里叶域给出 Radon 变换的快速实现。首先,对 $N \times N$ 离散图像进行二维快速傅里叶变换(two dimensional fast Fourier transform,FFT2D),然后在极坐标网格下,由傅里叶变换结果的图像估计经过原点的均匀角度射线上的频率值。这种由笛卡尔到极坐标网格的转换可以通过插值运算来实现,而这个过程在断层摄影中是熟知的网格化。给定极坐标网格的样本点,射线的个数对应为投影的个数,每条射线上样本点的个数对应为该角度上平移的数目。对每根射线进行一维逆快速傅里叶变换(one dimensional inverse fast Fourier transform,FFT1D⁻¹),得到 Radon 投影。

由于插值运算的敏感性,上述计算过程具有不精确性。这意味着,为了得到更好的精度,第一步中运用的 FFT2D 可以通过高冗余性实现。本试验采用的基于傅里叶的 Radon 变换是将极坐标替换为准极坐标。该几何网格如图 2 所示,在极坐标下半径按照线性倍增的同心圆替换为边长线性倍增的方形,射线按照角度替换为斜率的均匀分布,这两种处理方式的改变,将使网格能近似于极坐标,带来的好处是可以直接运用快速傅里叶变换(FFT)进行运算,省去了插值运算环节。当对射线进行一维快速傅里叶变换(FFT1D)时,可得到 Radon 变换,其中投影角度是不均匀分布的。

准极坐标 FFT 至少包含两倍原始图像的采样点,才能稳定运行。因此,这种方式的组织形式为二维矩阵,该矩阵的一行包含了某个角度的投影值。Radon 变换可简单地按照一个坐标轴进行快速处理。

1.2.2 一维小波变换

为了实现脊波变换,必须在 Radon 域沿着径向变量方向进行一维小波变换。由于在使用紧支撑小波与非线性处理时易导致很多的人为失真,因此,紧支撑小波在频率域缺乏空间定位性,粗尺度小波系数的波动能引起细尺度上的波动。这样,必须采取频域方法,即从 Radon 反变换求得离散傅里叶变换。针对此种情况,本文采用了冗余小波变换,该小波具有一个满足傅里叶域 $\hat{\mathcal{O}}(v)$ 的定义域区间为 $[-v_c, v_c]$ 的尺度函数 \mathcal{O} , 定义该尺度函数的傅里叶变换为重新归一化的 B_3 样条函数:

$$\hat{\mathcal{O}}(v) = \frac{3}{2} B_3(4v) \quad (8)$$

其中, B_3 表示 d 维三次样条函数, v 表示频域变量,且 Ψ 为 2 个相邻分辨率的差,即

$$\Psi(2v) = \hat{\mathcal{O}}(v) - \hat{\mathcal{O}}(2v) \quad (9)$$

虽然上述小波变换引入了额外的冗余度,但这对于图像直线特征检测等特定任务而言,过完备的冗余数据编码可以提供很多好处。

1.2.3 离散脊波变换

离散脊波变换(discrete ridgelet transform, DRT)的实现流程如图 3 所示。一幅 $N \times N$ 像素图像 DRT 的结果是 $2N \times 2N$ 像素的图像,冗余度为 4。离散脊波变换过程包含了一个步骤链,其中每个步骤都是可逆的,因此离散脊波变换也是可逆的,具有精确重建性质。基于同样的原因,对于系数的扰动,重建过程是稳定的。同时,离散脊波变换算法的计算复杂度较低,对于 $N \times N$ 像素的图像。

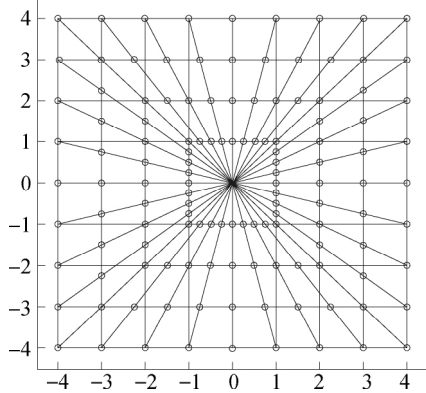


图 2 近似径向变换网格

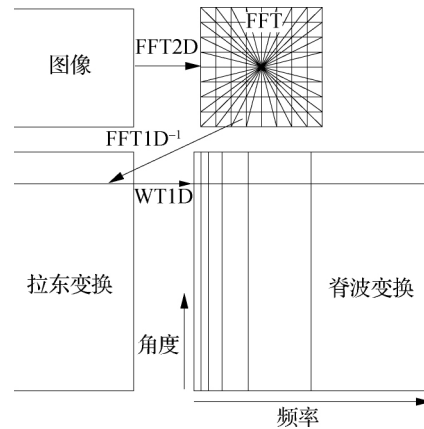


图 3 离散脊波变换的实现流程

2 算法描述

2.1 离散脊波变换

离散脊波变换算法流程如下:

算法 1 离散脊波变换

任务:计算给定图像的脊波变换

参数:输入的图像($N \times N$ 像素)、尺度(L)

1. 对输入图像进行二维快速傅里叶变换,得到 FFT 域。
2. 对 FFT 域进行一维快速傅里叶逆变换,得到 Radon 变换域。
3. 对 Radon 变换域进行一维小波变换,得到脊波变换域。

输出:输入图像的脊波变换系数

以上变换具体实现方式详见 1.2 节。

2.2 离散脊波逆变换

离散脊波变换是一个可逆的过程,离散脊波逆变换用于图像的重建,算法流程如下:

算法 2 离散脊波逆变换

任务:根据图像的脊波变换系数重建原始图像

参数:图像的脊波变换系数、尺度(L)

1. 对图像的脊波变换系数进行一维小波逆变换,得到 Radon 变换域。
2. 对 Radon 变换域进行一维快速傅里叶变换,得到 FFT 域。
3. 对 FFT 域进行二维快速傅里叶逆变换,重建原始图像。

输出:重建的原始图像

2.3 基于 ridgelet 变换的图像直线特征检测算法

由于脊波变换能够对二维图像中的“直线奇异性”进行最优的非线性逼近,其各向异性的特征非常有利于图像边缘的高效表示,因此脊波变换可以用来检测图像中的直线特征,算法流程如下:

算法 3 基于 ridgelet 变换的直线特征检测

任务:检测图像中的直线特征

参数:输入的图像、阈值参数(THD)

1. 对输入图像进行脊波变换,得到图像的脊波变换系数(具体步骤如算法 1 所述)。
2. 对脊波变换系数进行阈值处理。
3. 对处理后的脊波变换系数进行脊波逆变换,重构原始图像(具体步骤如算法 2 所述)。

输出:图像中的直线特征

3 实验结果与分析

本文实验是在 Windows 7 操作系统下的 Matlab2010a 软件上完成的,主机配置为 Intel Core i7 处理器,16 GB 内存,实验图像均为 256×256 像素的灰度图像,根据重建图像和原始图像的信噪比来分析算法的性能。

3.1 噪声环境下的图像直线特征检测

图 4(a) 包含了 3 条直线特征和一些高斯信号,经过本文提出的基于脊波变换的图像直线特征检测算法检测后,可以有效地检测出其中的直线特征,并过滤掉高斯噪声信号(图 4(b))。该算法中原始图像经过脊波变换后得到脊波系数,将脊波系数进行排序后保留前 5% 的最大系数,再根据这些系数进行脊波逆变换来重建原始图像。



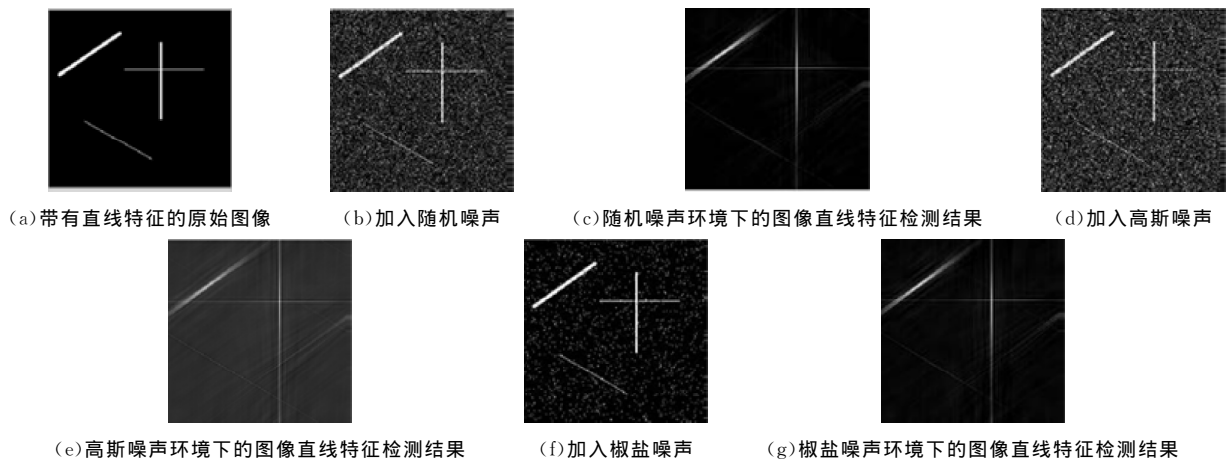
(a) 包含 3 条直线和若干高斯信号的原始图像

(b) 由左图经过图像直线特征检测算法检测后的结果

图 4 高斯噪声环境下原始图像与直线特征检测算法的检测结果

3.2 噪声环境下的直线特征还原

手动绘制了一幅包含几条直线特征的图像,分别经过方差为 100 的随机噪声,均值为 0、方差为 0.2 的高斯噪声以及噪声密度为 0.05 的椒盐噪声污染后,再使用基于脊波变换的图像直线特征检测算法进行处理,计算变换前后的信噪比来分析图像直线特征检测算法的性能。



(a) 带有直线特征的原始图像

(b) 加入随机噪声

(c) 随机噪声环境下的图像直线特征检测结果

(d) 加入高斯噪声

(e) 高斯噪声环境下的图像直线特征检测结果

(f) 加入椒盐噪声

(g) 椒盐噪声环境下的图像直线特征检测结果

图 5 本文算法在各种噪声环境下的检测结果

从图 5 可以看出,本文提出的算法在随机噪声、高斯噪声、椒盐噪声等三类常见噪声污染下均能够获得清晰的直线检测结果,尽管面对强烈高斯噪声的背景干扰(图 5(d)),本算法依然能够恢复出图像中直线特征的大体轮廓(5(e))。因此,本文提出的算法能够很好地应用于具有大量噪声背景干扰的现实图像数据中,是一种有效的图像直线特征检测算法。

为了更加精确地验证本文提出算法的有效性,对算法处理后图像的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)进行考察。表 1 给出了图像在随机噪声、高斯噪声、椒盐噪声等三类常见噪声污染下算法执行结果的 SNR 具体数值。从表 1 可以观察到,各类噪声环境下的 SNR 数值经图像特征检测算法处理后能够显著提升,进而有效移除噪声对直线检测结果的影响。

表 1 噪声图像变换前后的 SNR 值

噪声类别	SNR 值	
	变换前	变换后
随机噪声	-9.846 2	4.287 9
高斯噪声	-7.760 8	-3.745 4
椒盐噪声	-2.057 9	3.354 4

4 结 语

本文介绍了小波变换和脊波变换等多尺度几何分析方法,回顾了稀疏表示等相关知识,提出了基于 ridgelet 变换的图像直线特征检测算法。设计了随机噪声、高斯噪声、椒盐噪声等环境下的直线检测试验。可视化实验结果与量化实验指标表明,通过选择适当的小波基和阈值,脊波变换可以从噪声背景下提取出直线特征,有效提高图像的信噪比,从而获得准确的直线特征检测结果,相较于以往的 Hough 变换和 Radon 变换等经典算法具有更好的稳健性与图像复原性能。在未来的工作中,计划将近年来热门的反卷积神经网络等深度学习模型^[10-11]融入直线检测算法中,进一步改进算法在非限制环境与噪声环境下的准确性和可靠性。

参考文献:

- [1] NEVATIA R, RAMESH B K. Linear feature extraction and description[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980(3):257-269
- [2] BURNS J B, HANSON A R, RISEMAN E M. Extracting straight lines[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(4):425-455
- [3] MURPHY L M. Linear feature detection and enhancement in noisy images via the Radon transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2016(4):279-284
- [4] MANZANERA A, NGUYEN T P, XU X. Line and circle detection using dense one-to-one Hough transforms on grey-scale images[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2016(1):1-18
- [5] 陈仁杰, 刘利刚, 董光昌. 图像主特征直线的检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(3):403-408
- [6] 李彦, 汪胜前. 多尺度几何分析的图像去噪方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2011, 34(5):168-173
- [7] 陈清江, 石小涵, 柴昱洲. 基于小波变换与卷积神经网络的图像去噪算法[J]. 应用光学, 2020(2):288-295
- [8] KAMBLE V M, PARLEWAR P, KESKAR A G, et al. Performance evaluation of Wavelet, Ridgelet, Curvelet and Contourlet transforms based techniques for digital image denoising[J]. Artificial Intelligence Review, 2016, 45(4):509-533
- [9] BIRGALE L, KOKARE M. Iris recognition using Ridgelets[J]. Journal of Information Processing Systems, 2012, 8(3):445-458
- [10] 李思桐, 刘光前, 葛唯益, 等. 基于多级残差反馈的有限脊波变换图像去噪算法[J]. 指挥信息系统与技术, 2019(6):47-53
- [11] 刘志刚, 许少华, 肖佃师, 等. 极限学习脊波过程神经网络及应用[J]. 电子科技大学学报, 2019(6):110-116

(责任编辑:谭彩霞)