

文章编号: 0253-2239(2007)07-1183-8

脊小波变换域模糊自适应图像增强算法*

王 刚^{1,2} 肖 亮³ 贺安之¹

{ 1 南京理工大学信息物理与工程系, 南京 210094
2 鲁东大学物理与电子工程学院, 烟台 264025
3 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094 }

摘要: 提出了基于脊小波(ridgelet)变换域的模糊自适应图像增强算法,利用脊小波变换在表示图像线性奇异边缘时具有独特的优越性,达到突出边缘和抑制噪声的目的。利用频域内傅里叶投影变换定理,提出优化有限拉东(Radon)变换系数顺序的方法,使得拉东变换后图像的折回现象得到改善;利用广义模糊集合概念和最大模糊熵原理,提出一种自适应设置模糊增强函数方法,使得增强后的图像在抑制噪声、增强特征方面达到较好折衷。通过模拟实验显示,该算法优于传统的增强方式,在低信噪比情况(2.5~5.5 dB)下,其边缘检测概率大于二维小波增强方式约 50%。应用于含有局部线形裂纹的路面病害图像的增强,可以将裂纹信号基本增强出来,且对路面上离散的油滴、石子等点噪声抑制较好。

关键词: 图像处理; 脊小波变换; 拉东变换; 图像增强; 广义模糊集合; 边缘检测概率

中图分类号: TP751 文献标识码: A

Algorithm Research of Adaptive Fuzzy Image Enhancement in Ridgelet Transform Domain

Wang Gang^{1,2} Xiao Liang³ He Anzhi¹

{ 1 Department of Information Physics and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094
2 School of Physics and Electronic Engineering, Ludong University, Yantai 264025
3 School of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094 }

Abstract: The implement algorithm of adaptive fuzzy image enhancement is proposed in ridgelet transform domain. Making use of the unique superiority for representing the linear singular border, the ridgelet transform can reach the aim of outstanding the border and restraining the noise. Applying the Fourier projection theorem in the frequency domain, the method is proposed for optimizing the ordering of the finite Radon transform coefficients. As can be seen, the “wrap around” effect is reduced in the image disposed by the Radon transform. The algorithm of adaptive fuzzy image enhancement is put forward based on the generalized fuzzy set and the maximum fuzzy entropy. The processed image is the better compromise between enhancing the characteristics and inhibiting the noise. The experiment shows that the edge detection probability of this algorithm is greater than the traditional ones with approximate 50% under the condition of low signal-noise ratio (2.5~5.5 dB). Applying the algorithm to enhance the linear cracks in the road surface image, we can enhance the crack signals and restrain the discrete noise, such as oil droplet, cobblestone.

Key words: image processing; ridgelet transform; Radon transform; image enhancement; generalized fuzzy set; edge detection probability

1 引 言

图像增强的主要目的是提高图像的视觉质量或者凸显某些特征信息,是图像理解、图像分析和计算

机低层视觉中的基本技术之一^[1~3]。传统的图像增强算法主要有直方图均衡^[4],反锐化掩模^[5]等空域法;以及通过傅里叶变换、小波变换在变换域中增强

* 国家自然科学基金(60672074)、江苏省自然科学基金(BK2006569)和南京理工大学青年学者基金(NJUST200401)资助课题。

作者简介: 王 刚(1970-),男,山东潍坊人,博士研究生,主要从事模式识别与图像处理方面的研究。

E-mail: happy_wg@163.com

导师简介: 贺安之(1938-),男,四川遂宁人,教授,博士生导师,主要从事激光与现代光学方面的研究。

E-mail: haz@mail.njust.edu.cn

收稿日期: 2006-09-27; 收到修改稿日期: 2007-01-12

感兴趣的频率成分的频域法。这些方法在对含噪图像的增强过程中,会不同程度地带来噪声的过增强。虽然小波变换的子带系数增强法在抑制噪声方面作了很大改进,但目前的研究表明小波在表征二维图像中诸如边缘、纹理等高维奇异性或本质几何结构特征方面存在缺陷^[6],为此本文采用脊小波(ridgelet)变换作为图像各项异性的多尺度表征方法^[7~9]。脊小波变换本质上是通过对小波基函数添加一个表征方向的参量得到的,因此它不但具有局部时频分析能力,而且在表示图像线性奇异边缘时具有独特的优越性。同时,在对脊小波变换后的高频子带系数的增强处理中,借鉴模糊数学理论,自适应地调整增强函数的控制参量,提出了一种新颖的脊小波变换域模糊自适应图像增强算法。实验结果表明:本方法避免了人为预先估计各尺度的增强阈值,能够在有效抑制噪声的同时大大增强图像的重要视觉特征。

2 脊小波变换原理及基于最佳向量法的有限拉东变换

假设 $f(x)$ 为二维空间中的可积函数,那么二维空间中该函数的连续脊小波变换(R)定义为^[10]

$$R_f(a, b, \theta) = \int_{R^2} \psi_{a, b, \theta}(x) f(x) dx, \quad (1)$$

其中脊小波基函数为

$$\psi_{a, b, \theta}(x) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b}{a}\right), \quad (2)$$

其中 $a, b \in R, a > 0$ 如同小波定义类似, a 表示脊小波的尺度, b 表示脊小波的位置, $(\cos \theta, \sin \theta), \theta \in [0, 2\pi)$ 表示在 $x_1 - x_2$ 平面内的方向向量。 $f(x)$ 的二维可分离的连续小波变换(W)可表示为

$$W_f(a_1, a_2, b_1, b_2) = \int_{R^2} \psi_{a_1, a_2, b_1, b_2}(x) f(x) dx, \quad (3)$$

其中二维小波 $\psi_{a_1, a_2, b_1, b_2}(x)$ 是经一维小波 $\psi_{a, b}(x)$ 扩张而来:

$$\begin{cases} \psi_{a_1, a_2, b_1, b_2}(x) = \psi_{a_1, b_1}(x) \psi_{a_2, b_2}(x), \\ \psi_{a, b}(x) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \end{cases} \quad (4)$$

从以上的定义可以发现脊小波变换与小波变换相类似,脊小波变换中采用的是表示直线的参量 (b, θ) 而小波变换中采用的是表示点的参量 (b_1, b_2) 。也就是说,这两个二维多尺度变换的关系可表示为:

$$\text{小波: } \rightarrow \psi_{\text{scale, point-position}}; \quad \text{脊小波: } \rightarrow \psi_{\text{scale, line-position}}$$

因此,小波变换能够有效地表示物体中所存在的孤立的点的奇异性,而脊小波变换能够有效地表示物体沿着线的奇异性即二维空间中的几何结构。同时,由投影切片定理, $f(x)$ 的脊小波变换可表示为该函数拉东变换切片上的一维小波变换。

由于拉东变换运算离散化时进行了周期化运算,会产生一定的折回现象^[9]。为最大限度地减少投影而产生的折回现象。根据投影切片定理,本文选择一种通过优化拉东变换系数顺序可使投影能量集中于低频的离散算法,该算法可以定义 $\psi_p = \{0, 1, \dots, p-1\}$, 其中 p 为一质数, ψ_p 为模 p 运算下的一个有限二维空间域。则有限拉东变换定义为某一“直线”上各点的图像像素值的总和,这里所说的“直线”是 ψ_p 域中的。此直线方程一般表示如下:

$$L_{m, n, t} = \{(i, j) \in \psi_p^2: mi + nj - t = 0 \pmod{p}\},$$

此处 $m, n, t \in \psi_p$ 且 $(m, n) \neq (0, 0)$ (5)

在 R^2 空间中, (m, n) 决定方向, t 为平移参量。可得到有限拉东变换的一种表达:

$$T_{\text{Radon } m, n}[t] = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(i, j) \in L_{m, n, t}} f[i, j], \quad (6)$$

由 $L_{m, n, t}$ 得到的有限拉东变换的某个方向投影序列为 $(r_{m, n}[0], r_{m, n}[1], r_{m, n}[2], \dots, r_{m, n}[p-1])$ 。离散脊小波变换是对有限拉东变换的方向投影序列作一维小波变换得到的,现在来研究一下有限拉东变换方向投影序列排列的顺序的重要性。

设在有限二维空间 ψ_p^2 中,以正方形网格 $[p \times p]$ 采样的图像灰度矩阵 $f[x, y]$ 离散傅里叶变换为

$$F[u, v] = \frac{1}{p} \sum_{x=0}^{p-1} \sum_{y=0}^{p-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)/p], \quad (7)$$

式中 u, v 分别为 x, y 轴方向的空间频率,则在上述网格范围内的有限拉东变换参量 t 的一维傅里叶可表达为

$$T_{\text{Radon } m, n}[\omega] = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{t=0}^{p-1} T_{\text{Radon } m, n}[t] \exp[-j2\pi\omega t/p], \quad (8)$$

其中 ω 为某个方向投影上的空间频率,由(5)式得到 $t = mi + nj$,将(6)式以及参量 t 代入(8)式得

$$T_{\text{Radon } m, n}[\tau w] = \frac{1}{p} \sum_{t=0}^{p-1} \sum_{(x, y) \in L_{m, n, t}} f[i, j] \exp[-j2\pi\tau w(mi + nj)/p] = F(mw, \pi w), \quad (9)$$

从(9)式可以看出有限拉东变换中直线的方向向量 (m, n) 在离散傅里叶变换中决定了频率的加权系数的顺序。对于绝大多数自然图像,其大部分能量集中低频。因此,希望有限拉东变换的投影能量也集中于低频,定义最优向量方向 $\{(m_k^*, n_k^*) | k \in Z_w\}$ 为

$$(m_k^*, n_k^*) = \arg_{(m_k, n_k) \in \{Z_w, k \neq 0\}, s, t, n_k - n_0 > 0} \|(m_k - m_0), (n_k - n_0)\|, \quad (10)$$

其中 Z_w 为二维傅里叶变换域, m_0, n_0 为变换域的中心。为使最优方向向量的角度取值限制在 $[0, \pi)$, 要求 $n_k - n_0 > 0$ 。图 1 为 $p = 11$ 时采用不同投影方式的投影矢量图, 图 1(a) 为普通方式

$$\begin{cases} u_k = (k, 1) \text{ for } k = 0, 1, \dots, 10 \\ u_p = (1, 0), \end{cases}$$

图 1(b) 为利用(10)式得到的最优向量方向。

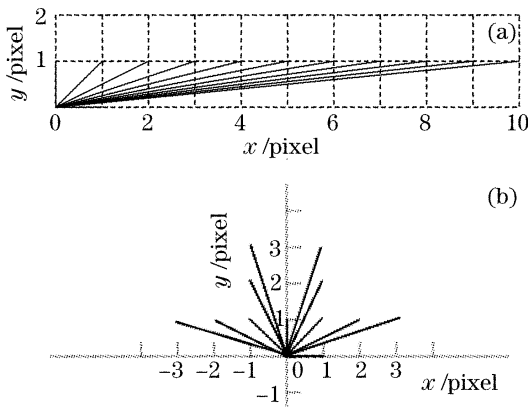


图 1 采用不同投影方式的投影矢量图($p=11$)。

(a) 普通方式, (b) 最优向量法

Fig. 1 Projection vectogram of different projection way (a) average way (b) optimum vector way

通过最优向量法得到的有限拉东变换, 得到 $p+1$ 个方向上的投影序列 $(r_k[0], r_k[1], r_k[2], \dots, r_k[p])$ 。对于每一个固定的投影方向 k 进行离散小波变换, 就得到了有限脊小波变换。有限脊小波变换可写为

$$T_{\text{FRI}}[k, m] = \langle T_{\text{Radon}}[k, \cdot], w_m^{(k)}[\cdot] \rangle, \quad (11)$$

可以证明若 $\{w_m : m \in Z_p\}$ 为有限维空间 R^p 的正交基^[11], 则有限脊小波变换不仅是非冗余性的, 而且还是正交变换。

3 脊小波变换的图像模糊自适应增强算法

3.1 模糊自适应增益函数

以数字图像为例, 设 I 表示 $N \times N$ 的原图像, 那么对 I 作 J 层脊小波变换后就得到

$$I = C_J + \sum_{j=1}^J D_j, \quad (12)$$

其中 C_j 是最粗尺度 J 上的低频分量, $\{D_j\}_{j=1,2,\dots,J}$ 是各个尺度上的子带分量(即高频细节)。如果原图像含有加性噪声, 则噪声与真实图像中变化显著的边缘和细节一样, 在频域均对应于高频子带。从文献[12]得出脊小波高频子带系数呈广义高斯分布, 其概率密度分布函数为

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha \cdot \Gamma(1/\beta)} \exp[-(|x|/\alpha)^\beta], \quad (13)$$

式中 α, β 分别表示广义高斯函数的标准方差、形状参量; $\Gamma(t) = \int_0^\infty \exp(-u) u^{t-1} du$, 由(1)式、(2)式可得, 对于含加性噪声的数字图像 $[\hat{f}(x) = f(x) + \epsilon(x)]$, 其脊小波变换为

$$R_{\hat{f}}(a, b, \theta) = \int_{R^2} a^{-1/2} \psi[(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b)/a] \times [f(x) + \epsilon(x)] dx, \quad (14)$$

其中 ϵ 服从 $N(0, \sigma^2)$, σ 为噪声方差, ϵ 是白噪声, 当脊小波基底函数的脊线角度 θ 改变时, 只有 $f(x)$ 中含有的几何结构与基底函数的脊线重合时, 才会出现幅值较大的脊小波变换系数。而图像中的平坦区域以及无几何结构的白噪声, 在 θ 的变化区域内, 一般不会出现幅值较大的脊小波变换系数。故具有几何结构的边缘和纹理的白噪声其脊小波变换系数幅值一般较大, 而无几何结构的白噪声其脊小波变换系数幅值一般较小。

近年来, 模糊理论已广泛应用于图像增强算法中, 是一种能够描述人的视觉特性的良好模型及方法^[13]。由于脊小波变换后的高频系数分布如(13)式所述, 系数基本对称分布在 0 点两侧, 故引入论域 U 上的广义模糊集合:

$$A = \int_{x \in U} U_A(x)/x \text{ 或 } A = \{[x, u_A(x)] | x \in U\}, \quad (15)$$

其中 $u_A(x) \in [-1, 1]$ 称为 U 上 A 的广义隶属函数, 依照广义模糊集的概念, 则一幅图像经脊小波变换后, 将对应图像灰度梯度信息的 $M \times N$ 个高频系

数看作一个广义模糊集合,其构成阵列为

$$A = \bigcup_{i=1}^M \bigcup_{j=1}^N \frac{u_{ij}}{x_{ij}}, \quad (16)$$

其中, u_{ij}/x_{ij} ($u_{ij} \in [-1, 1]$), 表示高频系数 x_{ij} 完全拥有或不拥有性质 u_{ij} 的程度。下一步, 要寻找一个映射 $u(\cdot)$, 将高频系数映射成广义模糊值 $\{u_{ij}\}$ 。

这里, 选用线性隶属函数:

$$G(u_{ij}) = \begin{cases} a \cdot g[c \cdot (u_{ij} - b)], & u_{ij} > b \\ a \cdot \{g[c \cdot (u_{ij} - b)] - g[-c \cdot (u_{ij} + b)]\}, & |u_{ij}| \leq b \\ -a \cdot g[-c \cdot (u_{ij} + b)], & u_{ij} < -b \end{cases} \quad (18)$$

其中 $g(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)}$, $u \in [-1, 1]$, a 为比例常数, b 为模糊增强阈值, c 为模糊增强函数曲线的形状因子。考察该分段的增益函数, 当 $u_{ij} > b$ 时, $g[-c \cdot (u_{ij} + b)] \rightarrow 0$; 而 $u_{ij} < -b$, $g[c \cdot (u_{ij} - b)] \rightarrow 0$, 且由于 (18) 式 是不连续函数, 将在增强过程中引入人为的失真。故将 (18) 式优化得到 (19) 式, 使之在具有分段增强的功能的同时又将模糊增强阈值融合到函数内。即

$$G(u_{ij}) = a \{g[c(u_{ij} - b)] - g[-c(u_{ij} + b)]\}, \quad (19)$$

其中 $a = \frac{1}{g[c(1-b)] - g[-c(1+b)]}$, 其模糊增强函数的图像如图 2(a) 所示, 设 $b=0.25, c=40$, 图中点划线为增强前的系数, 从图中明显可以看出, 模糊系数 $u_{ij} \in [-b, b]$ 时, 其幅值被减小, 而在其他区间则被较大幅度地增强。另外, 从图 2(b) 中也可看出, 增强函数的一阶导数在 $-b$ 和 b 点发生趋势反转, 以 b 点为例, 当 x 从左至右趋近于 b 时, 系数下降的趋势增大, 到达 b 时, 下降的趋势达到最大。而经过 b 点后, 上升的趋势最大, 而后慢慢减弱, 大约在点 $(9/c+b)$ 处趋近于 0。由以上分析可见, 通过融合后的函数 (19) 式省去了在设计分段函数时需要确定区间的繁琐。而参量 b, c 的取值成为增强效果好坏的关键。

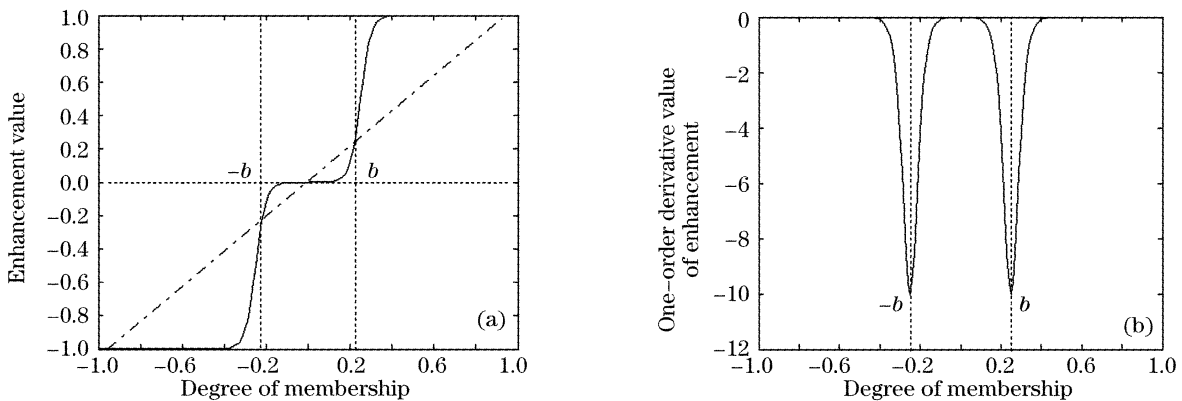


图 2 增强函数曲线(a)及一阶导数曲线(b) ($b=0.25, c=40$)

Fig. 2 Enhancement function curve (a) and one-order derivative curve (b) ($b=0.25, c=40$)

3.2 参量估计

如前所述, 幅度较小的脊小波高频系数一般表示无几何结构的噪声, 而较大的系数则表示边缘或纹理等几何结构。为了抑制噪声, 增强特征, 从直方图看, 增强后的模糊系数分布将会改变原有的广义高斯分布, 使得原本在 0 附近的小系数更加集中在中心附近, 并且大系数将在更大的范围内得到拉伸, 从而加大直方图的旁瓣效应, 使原有的信息量加大。下面通过最大模糊熵的方法自适应地确定该增益函

$$|u_{ij}| = \frac{|x_{ij}| - |x_{ij}|_{\min}}{|x_{ij}|_{\max} - |x_{ij}|_{\min}}, \quad u_{ij} \in [-1, 1], \quad (17)$$

式中 $|x_{ij}|_{\max}, |x_{ij}|_{\min}$ 、分别表示高频子带系数中模的最大值和最小值。然后在模糊域中设计一段增益函数代表噪声的小系数进行抑制, 而将较大的系数进行提升, 以突出边缘和纹理信息。其函数表示如下:

数的参量。

在模糊域中, 其系数直方图为 $h(u_{ij}), P\{u_{ij}\} = h(u_{ij})/M$ 表示模糊系数 u_{ij} 发生的概率, M 为模糊系数总数, 则信息量可用熵表示为

$$H(A) = -P(A) \ln[P(A)] - [1 - P(A)] \ln[1 - P(A)], \quad (20)$$

其中 $P(A) = \sum_i \sum_j |u_{ij}| P(|u_{ij}|)$, 故利用下式自适应确定参量 b, c 的取值:

$$\{b_{\text{opt}}, c_{\text{opt}}\} = \arg \max_{b \in (0, 1), c \in I} \{H(u_{ij}; b, c)\}, \quad (21)$$

其中 $H(\cdot)$ 由(20)式确定; $I \in (1/\bar{u}_{ij} - K, 1/\bar{u}_{ij} + K)$, K 是常数, 根据大量实验结果, 一般 K 取值范围为 $[10, 15]$ 。

3.3 增强算法

综上所述, 自适应模糊增强算法的具体操作步骤如下:

1) 将原图像进行脊小波三层分解, 取其高频系数矩阵, 代入(17)式对其进行模糊处理;

2) 代入模糊增益函数(19)式求其增益后的模糊系数;

3) 将变换后的模糊系数代入(19)式, 计算其模糊子集的信息熵。不断改变 b, c 的取值, 得到对应最大模糊熵的 b_{opt}, c_{opt} 和模糊系数矩阵 $[u'_{ij}]$, 以达到自适应的目的;

4) 利用 $|x'_{ij}| = |u'_{ij}|(|x|_{\max} - |x|_{\min}) + |x|_{\min}$ 将得到的模糊系数矩阵反变换到脊小波域中的高频系数矩阵;

5) 利用有限脊小波反变换得到增强后的图像。

4 实验结果与分析

根据上面提出的增强算法对一幅含有噪声的指纹图像进行处理, 并与通常的增强算法进行了比较。图 3(a) 为含有噪声的直角三角形图像, 其整体灰度值较小。采用直方图均衡化的方法增加图像灰度动态范围, 增强衬比度, 结果如 3(b) 所示, 从图可看出, 图像整体亮度有所增加, 衬比度有所增强, 但缺陷是图像中三角形和噪声被同时放大, 图面较混乱。采用二维小波处理的结果如 3(c) 所示, 利用 'db4' 小波对图像进行 3 层分解。通过第一层高频系数估计噪声的标准方差(高频系数矩阵中绝对值的中位数/0.6745), 并利用惩罚(Penalization)方法得到高频系数阈值为 10.9437, 然后对高频系数全局处理, 即小于阈值的保留不变, 大于阈值的小波系数自适应增强, 其增强比例为 $\max\{T_j^d, j=1, 2, 3\}/T_j^d$, T_j^d 为高频子带小波系数。

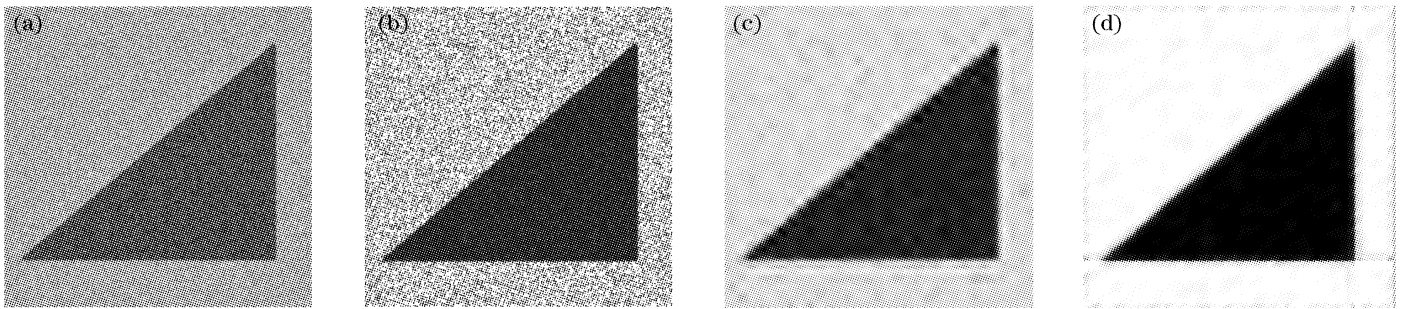


图 3 图像增强对比实验结果。(a)原图像, (b)直方图拉伸, (c)小波增强, (d)脊小波增强

Fig. 3 Experimental results by different enhancement methods. (a) Original image, (b) histogram equalization, (c) wavelet enhancement, (d) ridgelet enhancement

从图 3(c) 可见, 噪声得到了抑制, 边缘细节有所增强, 但对照 3(a) 发现, 其中细节边缘不够清晰, 定位能力差, 主要原因是小波在表征二维图像中的

几何结构特征中存在缺陷。图 3(d) 是利用本文方法的增强结果, 其自适应模糊增益函数的控制参量为 $b=0.25, c=40$, 使得图 3(a) 中原本模糊的细节得

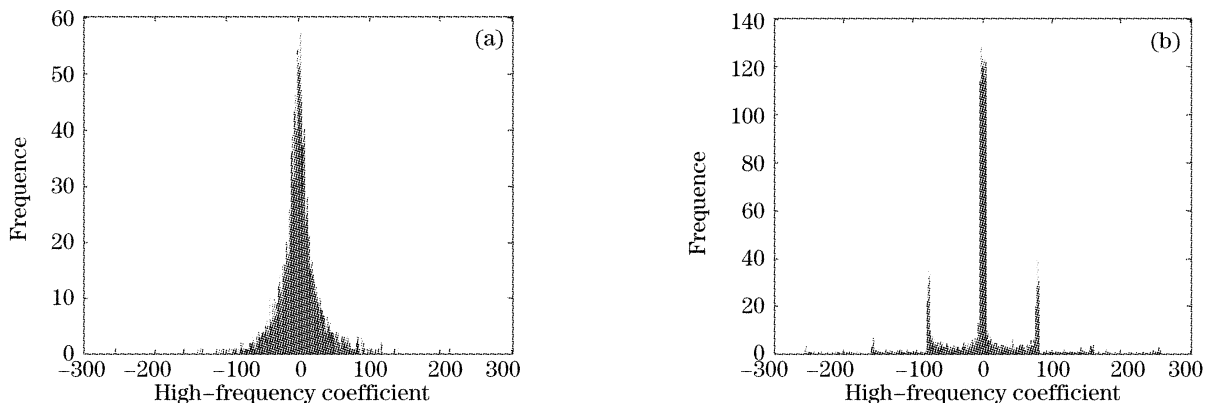


图 4 增强前后脊小波高频系数直方图分布。(a)增强后脊小波高频系数分布, (b)增强前脊小波高频系数分布

Fig. 4 Histogram distribution of high-frequency coefficients fore and after enhancement. (a) Histogram distribution of high-frequency coefficients after enhancement, (b) histogram distribution of high-frequency coefficients fore enhancement

到了突出,噪声得到了抑制。同时,将增强后的 T_3^d 脊小波高频系数分布与原图像的分布直方图进行比较如图 4 所示。从图中可以看出,增强前的脊小波高频系数分布服从广义高斯分布,而增强后的高频系数打破了原有的高斯分布局势,数值在区间 $[-80, 80]$ 的高频系数向 0 和 80 积聚,说明原来代表噪声等无显著几何结构的脊小波变换系数被大幅削弱。同时原图中幅值大于 80 的高频系数在 $[-260, -80)$ 和 $(80, 260]$ 区间内得到拉伸,并出现“峰”、“谷”现象,当把脊小波系数近似看成是灰度图像的梯度时,很明显增强后的图像能够将灰度变化剧烈的线性目标与背景及噪声区分开来,并能将其

突出和放大。同时从直方图的分布看出增强后的高频系数分布增加了旁瓣效应,增大了信息量。另外,在模糊域中,图 3(a)所示直角三角形图像的模糊系数在增强过程中,其模糊熵随 b, c 变化的情况如图 5 所示。从图 5 中可看出,针对于图 3(a),其最大模糊熵出现的位置在 $b=0.25, c=40$ 处。

为了更加客观地评价图 2 中的结果。本文中引入边缘检测概率作为衡量增强效果的标准,这主要基于以下考虑,图像增强不同于图像消噪和恢复,增强后的图像是为了突出想要的目标特征,是遵循人眼视觉系统的捕捉信息规律。因此用峰值信噪比 (PSNR),作衡量标准是不合适的。于是,基于图像增强作以下假设:比较两种增强方式的优劣,主要看增强后的图像是否更加有利于分割或者提取特征,且提取后的特征是否与人眼观察更加一致。由此,文中引入一幅含高斯白噪声的标准图像,图中含有一倾斜角为 45° 的矩形块(位置已知),如图 6(a)所示,不断改变图中信噪比(SNR),利用图 3 中所提到的三种增强方式进行处理,考察提取的矩形块边缘像素数目与已知的边缘像素数的逼近程度。即

$$P_{DE} = (I_d \cap I_i) / \max\{I_d, I_i\}, \quad (21)$$

式中 P_{DE} 表示边缘检测概率; I_d, I_i 分别表示实际检测和理想情况下的矩形块边缘像素数目。图 6(b)、图 6(d)、图 6(f)分别为应用直方图拉伸、小波增强与脊小波增强方法得到的原图像的增强结果。其

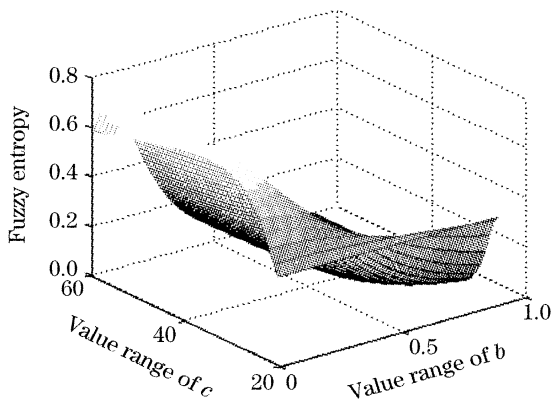


图 5 图 3(a)直角三角形图像在模糊增强过程中其模糊熵随 b, c 变化的情况

Fig. 5 Fuzzy entropy of the right-angled triangle image change with b, c in the process of fuzzy enhancement

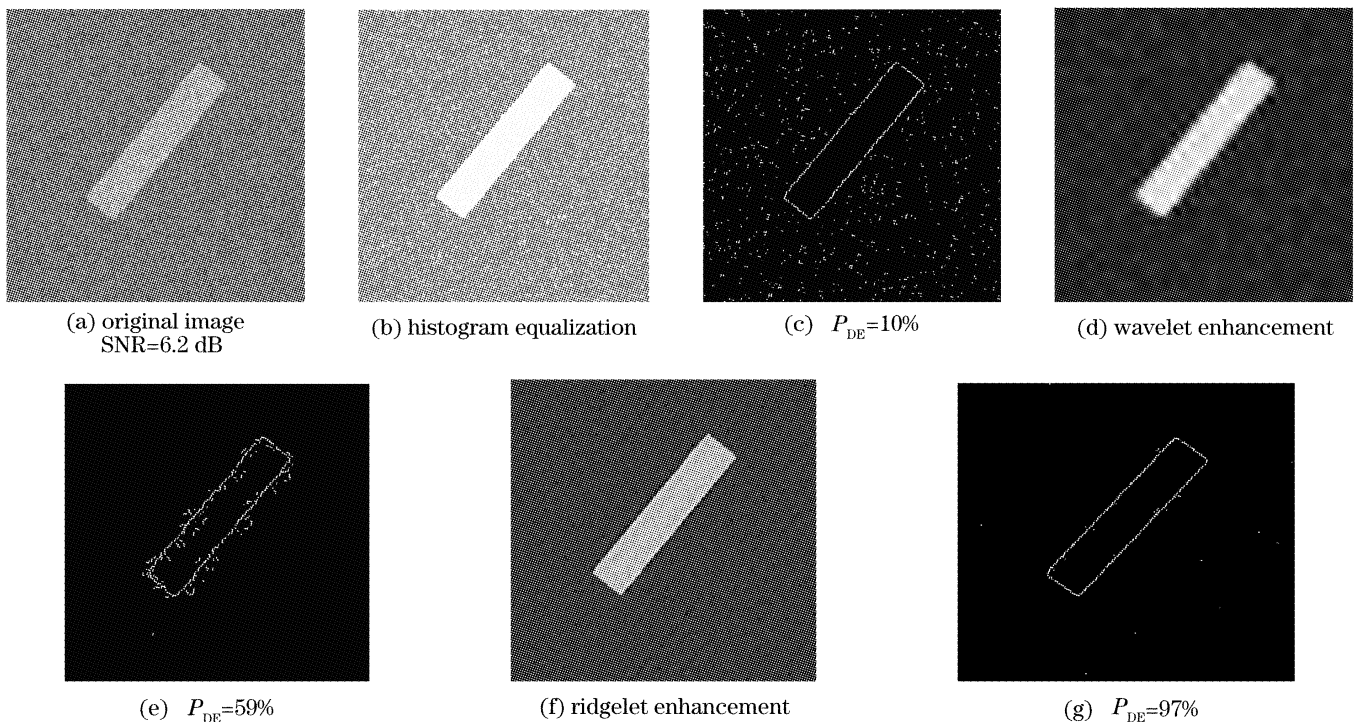


图 6 应用不同增强方式得到的增强结果以及边缘检测概率(P_{DE})

Fig. 6 Enhancement results and P_{DE} by different enhancement algorithms

P_{DE} 分别为 10%、59%、97%，如图 6(c)、图 6(e)、图 6(g)所示。图 7 是分别改变输入图像的信噪比得到的三种方法的检测概率。由图可见，直方图拉伸法由于在增强过程中噪声与信号得到同比例的增大，故其边缘检测概率一直很低，小波与脊小波增强效果的差异体现在图像的低信噪比情况。尤其在 2.5~5.5 dB 区间，这充分说明脊小波增强方法在低衬比度情况下突出图像几何结构的优势。

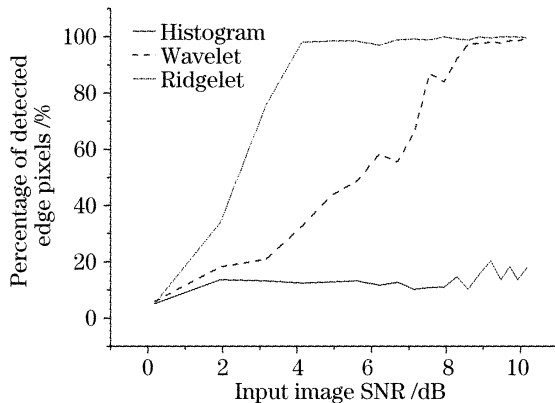


图 7 不同图像增强方式的边缘检测概率比较

Fig. 7 Edge detection probability by different enhancement algorithms

5 路面线形裂纹增强实验

选用直方图拉伸、二维小波增强和脊小波变换增强对含有局部线形裂纹的路面病害图像进行处理，裂纹增强结果如图 8 所示。图 8(a)为路面病害原始图像，原图上部含有横向裂纹，图 8(b)为直方图拉伸结果，图像整体亮度有所增加，衬比度有所增强，但缺陷是图像中指纹和噪声被同时放大。图 8(c)为二维小波增强结果，利用‘db4’小波对图像进行 3 层分解。通过第一层高频系数估计噪声的标准方差（高频系数矩阵中绝对值的中位数/0.6745）为 3.3892，并利用由 Stein 1981 年提出的无偏估计萎缩法（SUREShrink）^[14]得到高频系数阈值为 $t=6.6757$ 。图 8(d)为脊小波变换增强结果，此时高频系数的最大模糊熵为 0.43。由图 8 可以看出，直方图拉伸的方法虽然使图像衬比度有所增强，但缺陷是图像中线形裂纹信号和噪声被同时放大。采用小波增强的方法增强的裂纹线性保持不好，主要表现为边缘是由一系列不连续的、离散的点所组成。而基于脊小波变换域方法可以将裂纹信号基本增强出来，且对离散的点噪声抑制较好。从实验结果分析，脊小波变换在提取路面上含有线性裂纹及消除路面上的油滴、石子等点奇异性方面具有独特的

优势。

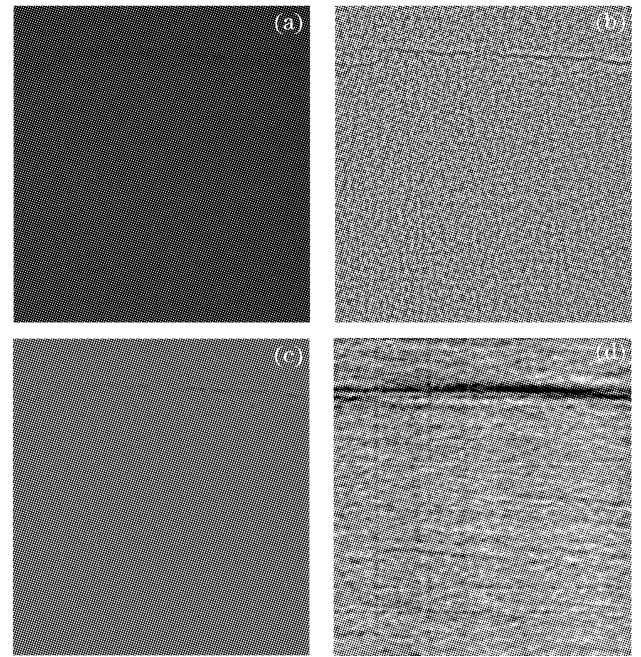


图 8 路面线形裂纹增强实验。(a)原图像，(b)直方图拉伸，(c)小波增强，(d)脊小波增强

Fig. 8 Linear cracks enhancement experiments in road surface images. (a) Original image, (b) histogram equalization, (c) wavelet enhancement, (d) ridgelet enhancement

6 结 论

本文提出在脊小波变换域中利用模糊自适应增强算法对脊小波变换的高频系数进行处理的算法，该算法基于最佳向量法的拉东变换，可以改善有限脊小波变换中的折回现象。并且在抑制噪声的同时突出边缘和纹理信息。实验证明，该方法在抑制噪声、突出图像中的几何特征方面优于传统的增强方式。此方法也可利用于曲小波（Curvelet）、轮廓小波（Contourlet）域的图像增强算法中。

参 考 文 献

- 1 Famao Ye, Lin Su, Shukai Li. Automatic multi-resolution image registration based on genetic algorithm and Hausdorff distance [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2006, **4**(7): 386~388
- 2 Wang Gang, Xiao Liang, Jiang Zhijing *et al.*. Sub-pixel multifractal method for image processing application [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(9): 1345~1349 (in Chinese)
王 刚,肖 亮,姜志静等. 亚像素多重分形方法在图像处理中的应用[J]. *光学学报*, 2006, **26**(9): 1345~1349
- 3 Jian Ji, Zheng Tian. Blind noisy image separation based on a new robust independent component analysis network [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2006, **4**(10): 573~575
- 4 Li Ziqin, Li Jinxin, Wang Qi. Suppressed algorithm of lidar's range image background [J]. *Chin. J. Lasers*, 2005, **32**(11): 1469~1472 (in Chinese)

- 李自勤,李金新,王 骥. 激光雷达距离像背景抑制算法研究[J]. 中国激光, 2005, **32**(11): 1469~1472
- 5 Andrea Polesel, Giovanni Ramponi, V. John Mathews. Image enhancement via adaptive unsharp masking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(3): 505~510
- 6 Wang Hong, Jing Zhongliang, Li Jianxun. An image fusion approach based on object region[J]. *Chin. J. Lasers*, 2005, **32**(3): 351~355 (in Chinese)
- 王 宏,敬忠良,李建勋. 一种基于目标区域的图像融合新方法[J]. 中国激光, 2005, **32**(3): 351~355
- 7 Fang Yong, Qi Feihu. A method of wavelet image enhancement based on soft threshold [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, **23**(1): 16~19 (in Chinese)
- 方 勇,戚飞虎. 基于软阈值的小波图像增强方法[J]. 计算机工程与应用, 2002, **23**(1): 16~19
- 8 Wang Gang, He Anzhi, Xiao Liang. Algorithm research in Ridgelet transform domain based on the image content of freeway local linear crack[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(3): 341~346 (in Chinese)
- 王 刚,贺安之,肖 亮. 基于高速公路裂纹局部线性特征内容的脊波变换域算法研究[J]. 光学学报, 2006, **26**(3): 341~346
- 9 Xiao Liang, Huizhong Wu, Zhihui Wei. Research of image content based digital watermarking model and algorithm in ridgelet transform domain[J]. *J. Electronics & Information Technology*, 2004, **26**(9): 1441~1448 (in Chinese)
- 肖 亮,韦志辉,吴慧中. 基于图像内容的脊波变换域数字水印模型和算法研究[J]. 电子与信息学报, 2004, **26**(9): 1441~1448
- 10 Minh N. Do, Martin Vetterli. The finite ridgelet transform for image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(1): 16~28
- 11 J. L. Starck, F. Murtagh, E. J. Candes *et al.*. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(6): 706~717
- 12 J. L. Starck, E. J. Candes, D. L. Donoho. The curvelet transform for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(6): 670~684
- 13 Li Bicheng, Guo Zhigang, Wen Chao. Multi-level fuzzy enhancement and edge extraction of images[J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2000, **14**(4): 77~83 (in Chinese)
- 李弼程,郭志刚,文 超. 图像的多层次模糊增强与边缘提取[J]. 模糊系统与数学, 2000, **14**(4): 77~83
- 14 Charles M. Stein. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution[J]. *The Annals of Statistics*, 1981, **9**(6): 1135~1151