

文章编号:1671-8860(2013)07-0778-05

文献标志码:A

利用非抽样 Shearlet 域 GSM 模型进行图像去噪

高国荣^{1,2} 许录平¹ 冯冬竹¹

(1 西安电子科技大学电子工程学院,西安市太白南路2号,710071)

(2 西北农林科技大学理学院,杨凌市西农路22号,712100)

摘要:为有效去除含噪图像中的噪声,提出了一种基于非抽样剪切波域高斯比例混合模型的图像去噪方法。首先建立含噪图像非抽样剪切波系数的局部高斯比例混合模型,然后应用贝叶斯最小二乘法对无噪图像的非抽样剪切波系数进行估计,最后通过非抽样剪切波逆变换得到去噪后的图像。该方法充分利用了非抽样剪切波变换的平移不变性、对图像边缘纹理等细节的高效表示能力以及高斯比例混合模型对非抽样剪切波变换系数局部相关性的概括能力。实验结果表明,与基于小波域高斯比例混合模型的图像去噪方法、曲波域多变量阈值去噪方法以及非抽样剪切波域的硬阈值法相比,该方法不仅能更有效地去除含噪图像中的噪声,提高其信噪比以及与原始无噪图像的平均结构相似度,而且能更有效地保留原始图像中的边缘纹理等细节信息,改善图像的视觉效果。

关键词:剪切波变换;图像去噪;GSM模型

中图法分类号:P237.3

在图像获取与传输过程中,由于受到各种随机因素的影响,最终得到的图像常常会被随机噪声所污染。噪声的存在不仅影响了图像的视觉质量,而且大大降低了后续目标分类与识别的准确率。为了改善含噪图像的视觉效果,降低噪声对后续图像处理(如目标分类与识别)的影响,必须先对含噪图像进行去噪处理^[1]。

1995年,Donoho等开创性地提出了小波域的软阈值去噪方法。该方法将含噪图像的小波系数视为确定信号,对每一个小波系数独立地进行阈值化处理,没有考虑尺度内小波系数间可能具有的相关性^[2]。此后,Portilla等^[3]利用尺度内小波系数间的依赖关系提出了基于小波域高斯比例混合模型(GSM)的图像去噪方法。然而,小波变换是各向同性的,对点状奇异性表示是最优的,而对自然图像中所包含的大量边缘、纹理等高维奇异性表示却不是最优的。各向异性的多尺度几何分析方法的出现就很好地解决了这一问题,它们能对图像中各向异性的边缘和纹理等信息给出接近最优的表示^[4],其典型代表为曲波变换^[5-6]和轮廓波变换^[7]。其应用到图像去噪处理中的研

究可参考文献[8-10]。

然而,曲波和轮廓波在频率空间中是隔层细分的,这在一定程度上削弱了其对图像稀疏表示的能力^[4]。2007年以后,Guo^[11]、Easley等^[12]提出了一种新的多尺度几何分析方法——剪切波变换,这是一种接近最优的多维函数稀疏表示方法。该变换不仅具有与曲波和轮廓波相同的误差逼近阶,而且其在频率空间中还是逐层细分的。Guo等^[4]利用剪切波系数间的依赖关系提出了基于剪切波变换与三变量模型的图像去噪方法。但是由于其具有的下采样操作,使得剪切波变换不具备平移不变性,导致在利用其进行去噪处理时,在图像的奇异点周围会产生伪吉布斯(Gibbs)现象。Easley等^[12]提出了基于非抽样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)域硬阈值的图像去噪方法,取得了良好的去噪效果。

本文用GSM模型来建模图像经NSST分解后得到的带通方向子带内系数及其邻域系数之间的关系,提出了一种基于NSST域GSM与贝叶斯最小二乘估计的图像去噪方法。

收稿日期:2013-04-18。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(61172138,61203202)。

1 非抽样剪切波变换(NSST)

剪切波变换^[13]具有良好的时频局部特性以及非常高的方向敏感特性,是一种接近最优的多维函数稀疏表示方法。该变换具有与小波变换类似的非常简单的数学结构,通过对一个函数的伸缩、平移和旋转而产生其基函数。各向同性的小波变换虽然能够识别图像中的瞬态奇异性,然而却不能提供有关奇异性几何结构的附加信息;而定义在不同尺度、方向和位置上的各向异性的剪切波变换除了能够识别图像中的奇异性之外,还能够提供关于这些奇异性的一些附加的几何信息,如奇异性方向等,为图像中的线状奇异性——图像的边缘提供最佳的表示方法。

图像 f 可以由其对应的剪切波变换进行重构,其重构公式如下:

$$f(x) = \int_{\mathbb{R}^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \langle f, \psi_{ast} \rangle \psi_{ast}(x) \frac{da}{a^3} ds dt \quad (1)$$

在频域, ψ_{ast} 的 Fourier 变换为:

$$\begin{aligned} \hat{\psi}_{ast}(\xi_1, \xi_2) &= a^{3/4} e^{-2\pi i \xi_1} \hat{\psi}(a\xi_1, \sqrt{a}(\xi_2 - s\xi_1)) = \\ &a^{3/4} e^{-2\pi i \xi_1} \hat{\psi}_1(a\xi_1) \hat{\psi}_2(a^{-1/2}(\xi_2/\xi_1 - s)) \end{aligned} \quad (2)$$

每一个剪切波 ψ_{ast} 在频域的支撑包含于 $\{(\xi_1, \xi_2)\}: \xi_1 \in \left[-\frac{2}{a}, -\frac{1}{2a}\right] \cup \left[\frac{1}{2a}, \frac{2}{a}\right], \left|\frac{\xi_2}{\xi_1} - s\right| \leq \sqrt{a}$, $\hat{\psi}_{ast}$ 的支撑区间如图 1 所示。从图 1 可以看到,不同尺度下的剪切波 ψ_{ast} 在频域的支撑区域为沿着斜率为 s 的直线且关于原点对称的梯形区域。因此,剪切波 ψ_{ast} 是一个尺度、方向以及位置参数分别为 a, s 与 t 的函数的集合。随着尺度参数 a 的减小,图像 f 的剪切波变换 $SH_{\psi_{ast}}(a, s, t)$ 的渐进衰减性不仅能够描述图像中边缘的位置,而且还可以指示出边缘的方向。剪切波变换具有捕捉图像中边缘方向的能力,在各种尺度和方向上能够接近最优地表示富含方向信息的图像。

虽然剪切波变换非常适合于图像中各向异性的边缘曲线的分析,但是基于抽样的剪切波变换由于在变换过程中对图像进行了下采样操作,因此它是移变的,将其用于图像去噪时会使去噪后的图像产生伪吉布斯现象。非抽样剪切波变换是在空域对图像进行剪切波变换时,通过非下采样 Laplacian 金字塔变换与剪切波滤波器的不同组

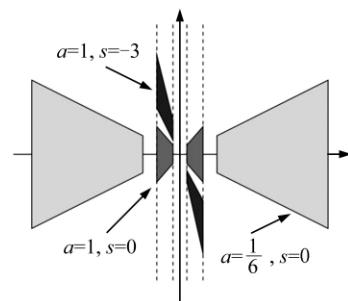


图 1 尺度 a 和方向 s 不同时剪切波的频率支撑域

Fig. 1 Support of the Shearlets $\hat{\psi}_{ast}$ for Different Values of a and s

合来实现的^[12],其变换过程中没有对图像进行下采样操作,因此对图像进行非抽样剪切波变换的结果仍然是一系列与原始图像大小相同的子带图像,从而使该变换具有了平移不变性,所以比有下采样操作的剪切波变换更适合于图像去噪。

2 基于 NSST 域 GSM 模型的图像去噪

GSM 具有完备的数学理论基础,Portilla^[3]等人将其用于描述图像经金字塔分解包括小波分解后局部邻域像素之间的关系,并在基于金字塔分解的图像去噪处理中得到了成功的应用。剪切波变换具有的接近最优的稀疏表示能力使得图像经剪切波分解后的系数具有近似最优的稀疏性。因此,本文采用 GSM 来建模图像经非抽样剪切波分解后带通方向子带图像的局部邻域像素之间的关系。

若图像被加性高斯白噪声所污染,记 y, x 与 ω 分别为含噪图像、无噪图像以及噪声在尺度为 a 、方向为 s 、以 (m, n) 为中心、大小为 $P \times N$ 的邻域窗内所有非抽样剪切波系数所构成的 PN 维列向量,则 $y = x + \omega$,其中 x 为服从高斯比例混合分布的随机向量, $x = \sqrt{z}u$, $z \geq 0$ 为隐含的 $E\{z\} = 1$ 的正标量随机因子,用以描述系数幅度间的相关性; u 与 ω 为 PN 维零均值的高斯随机向量,其协方差矩阵分别为 C_u 与 C_ω ,且 z, u 与 ω 相互独立。

由于 z, u 与 ω 相互独立,从而在 z 给定时, y 相对于 z 的条件分布仍然是零均值的高斯分布,其协方差矩阵为 $C_{y|z} = zC_u + C_\omega$,从而 y 相对于 z 的条件分布密度函数可表示为:

$$p(y|z) = \frac{\exp(-y^T(zC_u + C_\omega)^{-1}y/2)}{\sqrt{(2\pi)^{PN}|zC_u + C_\omega|}} \quad (3)$$

对于噪声系数向量 ω 的协方差矩阵 C_ω , 可以通过与噪声信号具有相同功率谱的 δ 函数 $\sigma \sqrt{N_y N_x} \delta(m, n)$ 的剪切波变换系数得到其估计。其中, σ 为噪声的标准差; (N_y, N_x) 为图像的大小。通过对 $C_{y|z} = zC_u + C_\omega$ 两边关于 z 求数学期望, 可以得到 $C_y = E\{z\}C_u + C_\omega$, 进而有 $C_u = C_y - C_\omega$ 。由于噪声的影响, 协方差矩阵 C_u 可能为非半正定, 因此需要对 C_u 作半正定化处理, 即对 C_u 作特征值分解后把所有小于零的特征值置零。

对于每一个尺度为 a 、方向为 s 、位置为 (m, n) 处的无噪图像的剪切波系数 x_c , 其贝叶斯最小二乘估计如下:

$$\begin{aligned} x_c &= E\{x_c | y\} = \int x_c p(x_c | y) dx_c = \\ &\int \int_0^\infty x_c p(x_c | y, z) p(z | y) dz dx_c = \\ &\int_0^\infty E\{x_c | y, z\} p(z | y) dz \end{aligned} \quad (4)$$

对于高斯比例混合模型来说, 在 z 给定的情况下, x 仍然是服从高斯分布的。因此, 结合加性高斯白噪声的假设, 可以得到 $E\{x | y, z\}$ 的局部线性维纳估计如下:

$$E\{x | y, z\} = zC_u (zC_u + C_\omega)^{-1} y \quad (5)$$

其中, $zC_u + C_\omega$ 为实对称矩阵, 可以将其对角化。

令 $C_\omega = SS^T, S^{-1}C_uS^{-T} = Q\Lambda Q^T$, 则

$$\begin{aligned} E\{x | y, z\} &= zSS^{-1}C_uS^{-T}Q(z\Lambda + I)^{-1}Q^T S^{-1} y = \\ &= zSQ\Lambda(z\Lambda + I)^{-1}Q^T S^{-1} y = \\ &= zM\Lambda(z\Lambda + I)^{-1}V \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $M = SQ, V = M^{-1}y$ 。从而可得:

$$E\{x_c | y, z\} = \sum_{n=1}^{PN} \frac{zm_{cn}\lambda_n v_n}{z\lambda_n + 1} \quad (7)$$

式中, m_{cn} 为矩阵 M 的 (c, n) 元; λ_n 为对角矩阵 Λ 的第 n 个对角元。

欲求出窗口中心剪切波系数 x_c 的估计 \hat{x}_c , 还需估计出 z 的后验概率密度函数 $p(z | y)$ 。由于在高斯比例混合模型中, 通常假定 z 的先验分布为 $p_z(z) \propto 1/z$, 从而由贝叶斯准则可得 z 的后验概率密度函数为:

$$p(z | y) = \frac{p(y | z)p_z(z)}{\int_0^\infty p(y | \alpha)p_z(\alpha) d\alpha} \quad (8)$$

$$\text{其中, } p(y | z) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{n=1}^{PN} \frac{v_n^2}{z\lambda_n + 1}\right)}{\sqrt{(2\pi)^{PN} |C_\omega| \prod_{n=1}^{PN} (z\lambda_n + 1)}}.$$

将式(7)与式(8)代入式(4), 就可以得到在尺度 a 、方向 s 、以 (m, n) 为中心、大小为 $P \times N$ 的邻域窗中心位置剪切波系数的贝叶斯最小二乘估计。

基于 NSST 域 GSM 模型的图像去噪方法的具体实现过程如下:

- 1) 对含噪图像进行非抽样剪切波变换, 得到一个低频子带图像和一系列带通方向子带图像;
- 2) 对每一个带通方向子带图像, 分别估计其大小为 $P \times N$ 的邻域窗内含噪图像系数邻域向量 y 、噪声系数邻域向量 ω 的协方差矩阵 C_y 与 C_ω ;
- 3) 利用 C_y 与 C_ω 估计 C_u ;
- 4) 对每一个带通方向子带的剪切波系数 x_c , 计算 $E\{x_c | y, z\}$ 与 $p(z | y)$, 进而求出 x_c 的估计 $\hat{x}_c = E\{x_c | y\}$;
- 5) 当所有带通方向子带的系数 x_c 都估计出来后, 利用低频子带系数与估计得到的带通方向子带系数作剪切波逆变换, 得到去噪后的图像。

3 实验与结果分析

本文选取大小为 512×512 的标准 Lena 与 Barbara 测试图像进行仿真实验, 以验证本算法对加性高斯白噪声的去除能力。实验中, 分别对标准测试图像施加均值为 0、标准差为 10、20、30 的高斯白噪声来模拟含噪图像, 并分别采用本文方法、基于小波域 GSM 模型的图像去噪方法 (WT-GSM)^[3]、曲波域多变量阈值去噪方法 (CT-MS)^[9] 以及基于 NSST 的硬阈值法^[12] 对含噪图像进行去噪处理, 比较这 4 种方法在含噪图像去噪中的有效性。其中, WT-GSM 方法中, 对含噪图像用 db4 小波进行四层小波分解; CT-MS 方法中, CT 变换采用默认的参数; NSST 的分解级数为 4 级, 每级分解的方向数依次为 6、6、10、10。图 2 为原始的 Barbara 图像, 图 3 是噪声标准差为 30 的含噪图像, 图 4 至图 7 为不同方法消噪后的结果图像。

对图像去噪效果的评价可以从定性和定量两方面进行。定性评价就是根据去噪后图像的视觉效果进行主观评价, 其评价结果依赖于观察者的主观感觉, 具有主观性; 而对于去噪效果的定量评价来说, 目前还没有一个完全统一的定量评价去噪效果好坏的标准。本文选用峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 和去噪后图像与原始无噪图像的平均结构相似度 (mean structural similarity, MSSIM)^[14] 作为衡量去噪效果好坏的定量评价指标。SSIM 是依据人眼视觉系统建立起来的图像质量评价模型, 该模型非常适合于提取视觉场景中的结构信息, 其评价结果与人眼感

知的图像结构的相似程度非常接近。MSSIM 是从图像结构的角度来对去噪结果图像与原始无噪图像进行比较的,其值介于 0~1 之间。MSSIM

越接近 1,说明去噪后的图像与原始无噪图像间的结构越相似,这也说明该去噪方法在保持去噪图像结构方面的能力就越强。



图 2 原始无噪图像

Fig. 2 Noise-free Image

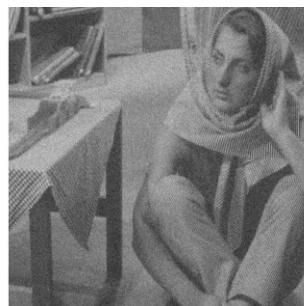
图 3 含噪图像(标准差 $\sigma=30$)Fig. 3 Noisy Image ($\sigma=30$)

图 4 WT-GSM 法去噪后的图像

Fig. 4 WT-GSM Denoised Image



图 5 CT-MS 法去噪后的图像

Fig. 5 CT-MSdenoised Image



图 6 NSST 硬阈值去噪后的图像

Fig. 6 NSST-hard Denoised Image Fig. 7 Proposed Method Denoised Image



图 7 本文方法去噪后的图像

Fig. 7 Proposed Method Denoised Image

从图 4 至图 7 可以看出,WT-GSM 方法去噪后,图像的边缘细节以及纹理区域出现了较大失真,平滑区域噪声的抑制效果也不太令人满意,图像整体视觉质量相对较差;相对于 WT-GSM 方法而言,CT-MS 方法去噪后的结果图像的视觉效果相对较好,但在图像的平滑区域却出现了一定程度的伪影和划痕现象,而且在黑色矩形区域内部,原始图像的方格状纹理信息发生了较大的改变,变成了条纹状;基于 NSST 的硬阈值法去噪后的结果图像中基本没有伪影现象出现,其视觉效果也不错,但在图像的平滑区域仍然存在一定程度的划痕现象,同时,在黑色矩形区域内部,原始图像的方格状纹理信息也基本变成了条纹状;而从本文方法去噪后的结果图像可以看出,本文

方法不仅有效地抑制了图像中的噪声,而且较好地保留了图像中边缘细节的纹理特征,使去噪后的图像具有很好的视觉效果,而且失真程度小。

表 1 给出了在不同噪声水平下用上述四种去噪方法对 Lena、Barbara 图像进行去噪处理后的 PSNR 与 MSSIM 两种定量指标的对比。从表 1 可以看出,本文提出的基于 NSST 域 GSM 模型的图像去噪方法去噪后的图像,不仅峰值信噪比最高,而且与原始无噪图像的平均结构相似度也最大;NSST 域硬阈值法去噪图像的 PSNR 与 MSSIM 值略低于本文方法;其余两种方法去噪后的 PSNR 与 MSSIM 相对较低,这与视觉观察的结果是比较吻合的。

表 1 不同方法去噪的 PSNR 与 MSSIM

Tab. 1 Denoising Results in PSNR and MSSIM of the Various Methods

图像	噪声方差	峰值信噪比(PSNR)/dB				平均结构相似度(MSSIM)			
		WT-GSM	CT-MS	NSST 硬阈值	本文方法	WT-GSM	CT-MS	NSST 硬阈值	本文方法
Lena	10	34.635 4	34.813 4	35.750 9	36.350 7	0.959 0	0.881 2	0.966 1	0.969 0
	20	31.420 9	31.346 8	32.785 8	33.103 9	0.917 1	0.774 3	0.935 8	0.940 3
	30	29.533 3	29.240 2	31.008 3	31.148 4	0.876 9	0.683 9	0.905 8	0.912 1
Barbara	10	32.861 8	31.690 7	33.121 5	33.895 3	0.963 5	0.876 2	0.970 4	0.973 0
	20	28.858 7	28.152 5	29.592 2	30.486 6	0.915 6	0.794 4	0.935 6	0.943 7
	30	26.670 3	26.091 9	27.392 0	28.428 1	0.865 7	0.711 3	0.896 3	0.911 4

总之,与 WT-GSM 方法、CT-MS 方法以及基于 NSST 的硬阈值法相比,本文方法能更有效地去除图像中的噪声,提高图像的峰值信噪比,同时更有效地保护图像中的边缘细节信息,使去噪处理后的图像具有小的失真,同时具有更好的视觉效果,从而可以更好地为后续的图像分析与目标识别服务。

4 结语

NSST 是一种新的多尺度分析工具,具有平移不变性和良好的方向选择特性。本文用 GSM 模型来建模图像经 NSST 分解后得到的带通方向子带内系数及其邻域系数之间的关系,提出了一种基于 NSST 域 GSM 模型的图像去噪方法。实验结果表明,本文方法能在去除含噪图像噪声的同时,有效保护了图像中的边缘细节及纹理信息,使去噪后的图像具有良好的视觉效果;而且其峰值信噪比、与原始无噪图像的平均结构相似度都比 WT-GSM 方法、CT-MS 方法以及基于 NSST 的硬阈值法有较大的改善。需要说明的是,相对于其他三种图像去噪方法来说,本文方法的计算复杂度相对较高,在实时性要求较高的实际应用中,其使用受到一定程度的限制。

参 考 文 献

- [1] 鄢煜尘,周前进,段柳云,等. 形态学重度污染文本图像去噪处理[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(9): 1 100-1 103
- [2] 刘卫华,何明一. 基于高斯混合模型图像局部自适应去噪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(12): 2 806-2 808
- [3] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. Image Denoising Using Scale Mixtures of Gaussians in the Wavelet Domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1 338-1 351
- [4] 郭强,郁松年. 基于三变量模型的剪切波去噪方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8): 1 062-1 072
- [5] Candès E J, Donoho D L. New Tight Frames of Curvelets and Optimal Representations of Object with Piecewise C^2 Singularities[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2004, 57(2): 219-266
- [6] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast Discrete Curvelet Transforms[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2006, 5(3): 861-899
- [7] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2 091-2 106
- [8] 王文波,张晓东,羿旭明,等. 利用曲波域 BiVaShrink 模型进行 SAR 图像去噪[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(7): 814-817
- [9] Guo Qiang, Song-Nian Y U. Image Denoising Using a Multivariate Shrinkage Function in the Curvelet Domain[J]. IEICE Electronics Express, 2010, 17(3): 126-131
- [10] Po D D Y, Do M N. Directional Multiscale Modeling of Images Using the Contourlet Transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1 610-1 620
- [11] Guo K, Labate D. Optimally Sparse Multi-Dimensional Representation Using Shearlets[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298-318
- [12] Easley G R, Labate D, Wang Q L. Sparse Directional Image Representations Using the Discrete Shearlet Transform[J]. Appl Comput Harmon Anal, 2008, 25: 25-46
- [13] Kutyniok G, Labate D. Resolution of the Wavefront Set Using Continuous Shearlets[J]. Trans Amer Math Soc, 2009, 361(2): 719-2 751
- [14] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612

第一作者简介:高国荣,讲师,博士生,研究方向为数字图像处理。
E-mail:lypggr@yahoo.com.cn

Image Denoising Based on the NSST Domain GSM Model

GAO Guorong^{1,2} XU Luping¹ FENG Dongzhu¹

(1 School of Electronic Engineering, Xidian University, 2 South Taibai Road, Xi'an 710071, China)

(2 College of Science, Northwest A&F University, 22 Xinong Road, Yangling 712100, China)

Abstract: An image denoising method based on the non-subsampled Shearlet domain Gaussian

(下转第 812 页)

tion Sequenced Distance Vector Routing (DSDV) for Mobile Computers[C]. ACM SIGCOMM 94, London, UK, 1994

第一作者简介:毛庆洲,副教授,博士。主要研究方向为多传感器集成、数字图像处理、智能交通以及车用自组网技术。
E-mail:qzhmao@whu.edu.cn

Impact of Mobility Models on Routing Protocols' Simulation in Vehicular Ad Hoc Networks

MAO Qingzhou^{1, 2} ZHOU Baoding^{1, 2} LI Qingquan^{3, 1, 2} LI Deshi⁴

(1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 Engineering Research Center for Spatio-Temporal Data Smart Acquisition and Application, Ministry of Education, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(3 Shenzhen Key Laboratory of Spatial Smart Sensing and Services, 3688 Nanhai Avenue, Nanshan District, Shenzhen 518061, China)

(4 School of Electronic Information, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: Simulation is one of the most important methods for researching vehicular ad hoc networks (VANET), but simulation results are usually affected by many parameters. This paper addresses the impact of mobility models on routing protocol simulation in VANET. An Urban Taxi VANET (UT-Vanet) was constructed using floating car data. Based on UT-Vanet, a research program concerning the impact of mobility models was proposed, comparing other mobility models including the random WayPoint (RWP) model, and the IDM_IM and IDM_LC models. Simulation results show that these mobility models have a great impact on simulations of routing protocols in VANET.

Key words: vehicular ad hoc network (VANET); mobility model; routing protocol; simulation

About the first author: MAO Qingzhou, associate professor, Ph.D. His research interests include integration of multi-sensor, digital image processing, intelligent transport system and vehicular ad hoc networks.

E-mail: qzhmao@whu.edu.cn

+++++

(上接第 782 页)

an scale mixture model is presented. First, a Gaussian scale mixture model is used to model the correlation of the locally non-subsampled Shearlet coefficients of the noisy image. Then, the noise-free coefficients are estimated by the Bayes least square estimator. Finally, the inverse non-subsampled shearlet transform(NSST) is applied to these estimated Shearlet coefficients to obtain the denoised image. Experimental results show that the proposed method can remove Gaussian white noise while effectively preserving edges and texture information. At the same time, it can achieve a higher PSNR and mean structural similarity than the wavelet based GSM method, the curvelet domain multivariate shrinkage method and the non-subsampled Shearlet domain hard thresholding method.

Key words: shearlet transform; image denoising; GSM model

About the first author: GAO Guorong, lecturer, Ph.D candidate. His research is focused on digital image denoising and fusion.
E-mail: lypggr@yahoo.com.cn