

基于 SAID 消噪算法的路面标识识别^①

陈 鹏^② 王 斌^③

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430080)

摘 要 路面标识图像的消噪是智能网联汽车技术的重要内容。由于双域滤波受到梯度因子影响会导致消噪效果不佳,结构细节难以体现,根据 Hessian 矩阵特征值的组合特性,运用了一种空间自适应梯度因子,可得到一种空间双域消噪算法。实验结果表明该方法相比现有 PID 方法不仅能够有效地消除路面指示方向图像中的噪声,而且能够保留更多的结构细节,为路面标识图像的处理提供了算法素材。

关键词 双域滤波,梯度因子,自适应

0 引 言

针对道路路面图像处理的研究现状,现有的主要消噪方法可分为:基于全变分 (total variation, TV) 的方法^[1]、基于扩散的方法、基于小波/曲波的滤波、基于稀疏表达的方法和基于块的方法。为了获得高竞争力的性能和高质量的图像,这些方法通常在梯度域、小波域或者滤波响应域中建立图像模型。传统的基于 TV 的消噪方法通常对正则化参数很敏感,故很多其他的基于 TV 的具有鲁棒的正则化参数的消噪方法被提出,比如,Zuo^[2] 等根据图像的先验知识 (包括梯度信息、稀疏表达和非局部自相似) 得到了梯度直方图保持 (gradient histogram presentation, GHP) 方法。虽然该方法对正则化参数具有一定的鲁棒性,但是却丢失了图像的部分细节信息。

Dabov^[3] 等人提出三维块匹配 (block matching 3D, BM3D) 去噪的初步算法,并进一步将初步算法进行了改进和推广使三维块匹配去噪算法在峰值信噪比和主观视觉上得到了很好的去噪效果,而且在算法实现上有效地降低了复杂度。该算法被证明是

非常有效的,而且被认为是当前最好的去噪方法之一。

但是,从图像去噪方法的研究和应用中可以发现,单一的去噪方法已经不能满足人们对图像去噪的要求,现在大多数的去噪方法是联合多种算法,其效果不仅能去除噪声,还能很好地保留边缘信息^[4-5]。所以基于非局部相似块的消噪方法几乎成为消噪模型的主导方向,但是,Knaus^[6] 等提出的一种双域图像消噪 (dual-domain image denoising, DDID) 方法打破了这一僵局,该方法在空域中以双边滤波为指导。双边滤波能够获得高对比度的图像,但是平滑了部分有用的图像结构信息。因此,Knaus 在频域中利用小波收缩因子从残余的图像中提取结构信息 (低对比度的图像)。然后,结合低对比度和高对比度的图像就可以得到复原的图像。尽管简单的 DDID 方法得到了很好的结果,但是在双边滤波和小波收缩因子中的参数都是经验所得,而且在三阶段的过程中总是不同的,甚至在复原的图像中出现了振铃效应。

进而,Knaus^[7] 等提出了一种改进的图像消噪 (progressive image denoising, PID) 方法,该方法源于 DDID 方法,但又不同于它。PID 方法在频域中利用

① 国家自然科学基金 (61671338) 资助项目。
② 男,1992 年生,硕士生;研究方向:图像处理;E-mail: 1023239407@qq.com
③ 通信作者,E-mail: binwang@163.com
(收稿日期:2018-02-19)

小波收缩因子估计噪声,然后将估计的噪声引入到梯度降中获得估计的图像。相比于 DDID 方法,PID 方法中的双边滤波和小波收缩因子中的参数都是自适应的,PID 方法得到的结果受到参数扰动的影响变化很小,峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 在 0.1 内变化,消除了复原的图像中“振铃”效应。尽管 PID 方法得到的结果很好,但是也存在不足。一方面,梯度下降因子 λ 不是自适应的,该参数的选择对量化指标的 PSNR 值影响非常大。因此,复原的图像好坏非常依赖于梯度下降因子 λ 的选择。另一方面,双边滤波能够得到高对比度的图像,但是失去了太多的结构信息,这会导致恢复的图像中结构信息的丢失。

为了解决 PID 方法受到梯度下降因子 λ 影响较大的问题,需要研究出一种梯度下降因子是空间自适应的,该梯度下降因子能够从平坦区区别结构信息。该梯度下降因子不仅使方法具有很强的鲁棒性,而且还能够使得恢复的清晰图像中保持更多的细节。从而有利于在保持路面指示方面的边缘细节,有效提高路面指示方向的识别率做铺垫,下文开始介绍这种空间自适应双域消噪算法。

1 空间自适应双域消噪算法

为了建立空间自适应图像消噪 (spatially adaptive image denoising, SAID) 模型,分析了噪声模型和梯度降噪模型之间的关系。可以得出:(1) 梯度降因子 λ 与像素的二阶偏导数有紧密的联系;(2) 总的噪声 N 是每一步迭代中估计得到的噪声的和,

即 $N = \sum_{k=1}^{N_{iter}} N^{(k)}$, N_{iter} 是总的迭代次数。因此,为了估计真实图像,原始的梯度降方法被修改为式(1),可表示为

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \lambda_{SAP}^{(k)} N^{(k)} \tag{1}$$

其中, $X^{(k+1)}$ 表示第 $k+1$ 次迭代估计的图像, $X^{(k)}$, $\lambda_{SAP}^{(k)}$ 和 $N^{(k)}$ 分别表示第 k 次迭代的估计图像,空间自适应梯度下降因子和估计的噪声。噪声信号 $N^{(k)}$ 以及空间自适应参数 $\lambda_{SAP}^{(k)}$ 的具体求法如下。

1.1 噪声信号 N 的估计

为了估计第 k 次迭代的噪声 $N^{(k)}$, 利用时域估

计得到的图像去估计鲁棒的噪声信号 $N^{(k)}$ 。利用像素点 p 的像素值 $X_p^{(k)}$ 和其邻域 (半径为 r 的窗口) 像素点 $q (q \in N_p, N_p$ 为 p 的邻域集合) 的像素值 $X_q^{(k)}$ 得到它们之间的差值:

$$d_{p,q}^{(k)} = X_q^{(k)} - X_p^{(k)} \tag{2}$$

然后,可以得到的其在频率 f 处的傅里叶系数^[8]:

$$D_{p,f}^{(k)} = \sum_{q \in N_p} d_{p,q}^{(k)} k_r \left(\frac{|d_{p,q}^{(k)}|^2}{T^{(k)}} \right) k_s \left(\frac{|p-q|^2}{S^{(k)}} \right) e^{-j \frac{2\pi}{2r+1} f (q-p)} \tag{3}$$

其中, $k_r \left(\frac{|d_{p,q}^{(k)}|^2}{T^{(k)}} \right) = e^{-\frac{|d_{p,q}^{(k)}|^2}{T^{(k)}}}$ 和 $k_s \left(\frac{|p-q|^2}{S^{(k)}} \right) = e^{-\frac{|p-q|^2}{S^{(k)}}}$ 分别表示像素点 p 和 q 之间的像素值和位置的核函数。 $T^{(k)}$ 和 $S^{(k)}$ 表示第 k 次迭代的尺度因子,可分别表示为

$$\begin{aligned} T^{(k)} &= \sigma^2 \gamma_r \alpha^{-k} \\ S^{(k)} &= \sigma_s^2 \gamma_s \alpha^{k/2} \end{aligned} \tag{4}$$

其中, σ 表示噪声标准方差, γ_r 表示大尺度因子, σ_s^2 表示参考标准方差, γ_s 表示小尺度因子, α 为常数。

这样就可以通过傅里叶定理并对所有傅里叶系数取平均值得到中心像素点 p 处的噪声估计:

$$N_p^{(k)} = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{f \in F_p} D_{p,f}^{(k)} K \left(\frac{|D_{p,f}^{(k)}|^2}{V^{(k)}} \right) \tag{5}$$

其中, $K \left(\frac{|D_{p,f}^{(k)}|^2}{V^{(k)}} \right) = e^{-\frac{|D_{p,f}^{(k)}|^2}{V^{(k)}}}$, F_p 和 N_p 意义相同, $V^{(k)}$ 是另外一种尺度参数,可以表示为

$$V^{(k)} = \sigma^2 \sum_{q \in N_p} d_{p,q}^{(k)} k_r \left(\frac{|d_{p,q}^{(k)}|^2}{T^{(k)}} \right)^2 k_s \left(\frac{|p-q|^2}{S^{(k)}} \right)^2 \tag{6}$$

1.2 空间自适应参数 λ_{SAP} 的建立

假设 $I^{(k)}$ 是第 k 次迭代的估计图像,则二阶偏微分矩阵 (又称为海森矩阵) 可以表示为

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{12} & h_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{pp}^{(k)} & I_{pq}^{(k)} \\ I_{pq}^{(k)} & I_{qq}^{(k)} \end{bmatrix} \tag{7}$$

其中, p 和 q 分别表示横坐标和纵坐标的值。矩阵 H 的特征值 λ_1 和 λ_2 表示为

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} [(h_{11} + h_{22}) \pm \sqrt{(h_{11} - h_{22})^2 + 4h_{12}^2}] \tag{8}$$

本文定义 $\lambda_1 > \lambda_2$, 且这些特征值的组合有如下的特点:(1) 如果 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$, 该点属于平坦区或者噪声;(2) 如果 $\lambda_1 \geq \lambda_2$, 该点属于边缘区;(3) 如果 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \geq 0$, 该点属于拐点。特别的, 当点属于边缘时, 点的特征值组合满足第(2)条特性; 当它们属于非边缘区域时, 它们的特征值组合满足第(1)条特性。

由特征值 λ_1, λ_2 和局部加权因子(local weighted factor, LWF) $^{[9]} \omega_{LWF}$ 组成的在像素点 $p = (p, q)$ 处的空间参数为

$$R(p) = (\lambda_1 - \lambda_2) \lambda_1 \omega_{LWF}(I^{(k)}(p, q)) \quad (9)$$

其中, 局部加权因子 ω_{LWF} 可以表示为

$$\omega_{LWF}(I^{(k)}(p, q)) = \frac{\sigma_{LVF}(p, q) - \min(\sigma_{LVF})}{\max(\sigma_{LVF}) - \min(\sigma_{LVF})} \quad (10)$$

局部方差因子 σ_{LVF} 由当前像素点 (p, q) 及其八邻域决定:

$$\begin{aligned} \sigma_{LVF}(p, q) &= \frac{1}{9} \sum_{u=-1}^1 \sum_{v=-1}^1 [I^{(k)}(p+u, q+v) - I^{(k)}(p, q)]^2 \\ &\quad (11) \end{aligned}$$

根据上述特征的描述, 本节的空间参数可以保存边缘结构。当点属于边缘区域时, 空间参数 $R(p)$ 非常大; 反之, 则非常小。空间自适应梯度降因子(spatially adaptive gradient descent factor, SAGDF) $^{[10]}$ 可以表示为

$$\lambda_{SAP}^{(k)} = \frac{\lambda}{1 + R(p)} \quad (12)$$

SAGDF 在边缘处的值要比非边缘或者非血管区域的小。其与 $R(p)$ 的对应关系是, 如果 $R(p)$ 很大(结构), 修改的梯度因子 $\lambda_{SAP}^{(k)}$ 将非常小; 反之, 如果 $R(p)$ 很小(非结构), $\lambda_{SAP}^{(k)}$ 将很大。因此, 这里将空间自适应参数 $\lambda_{SAP}^{(k)}$ 引入到梯度降方法中, 新的空间自适应梯度降图像消噪方法能够在保持结构细节和小尺度血管方面要比其他消噪方法要好。

2 实验方法及结果分析

为了验证本文的消噪方法的有效性和可靠性, 针对合成图像进行了实验。图 1 给出了实验所用的

合成图像的编号, 自左向右(从上到下)分别为#1、#2、...、#10。



图 1 合成图像

2.1 性能测试

在本节中, 首先对参数进行了说明。然后, 在分析方法的稳定性和可视化图像质量时, 噪声水平 σ 设定为 25。最后, 给出了仿真图像在各种噪声水平下的性能对比, 并进行了详细的分析。

2.1.1 参数设定

在 SAID 方法中, 梯度因子 $\lambda = \frac{1}{4}(h + \sigma_2 - \sqrt{\lambda_1 - \lambda_2})$, 其中加权系数的 h 和 σ_2 分别为 0.4σ 和 16, 迭代次数 N_{iter} 为 30, $\alpha = 1.533$, 大尺度因子 $\gamma_r = 988.5$, 小尺度因子 $\gamma_s = 2/9$, 窗口大小 $r = 15$, 参考标准方差 $\sigma_s = 7$ 。

需要说明的是, 这些参数都是根据实验过程中取得最好结果的经验而设定的。

2.1.2 SAID 方法的稳定性分析

为了分析各参数的变化对 SAID 方法的稳定性影响, 本文利用图 1 中#6 图像进行了分析。除了迭代参数 N_{iter} , 其他各参数中都乘以一个扰动因子 β , β 的范围是 $[0.6, 1.4]$ 。稳定性性能是以 PSNR 值随迭代参数或者扰动因子 β 的变化而变化进行判定的。梯度因子 λ 在扰动参数 β 的影响下, SAID 与 PID 方法的稳定性进行对比。参数 α 在扰动参数 β 的影响下, SAID 与 PID 方法的稳定性进行对比。参数 γ_s 在扰动参数 β 的影响下, SAID 与 PID 方法的稳定性进行对比。参数 γ_r 在扰动参数 β 的影响下, SAID 与 PID 方法的稳定性进行对比。

从图 2(a)中可以发现, 梯度下降因子 λ 在很小参数的扰动下, 相比于 SAID 方法, PID 方法得到的 PSNR 值受到影响很大, 原因在于本节的梯度降因子 λ_{SAP} 是空间自适应的, 这使得 SAID 方法得到的

PSNR 值在很小参数的扰动下波动很小(在0.01以内变化)。因此,SAID 方法比 PID 方法更具有鲁棒性。其他参数在小范围内变化时的 PSNR 曲线结果如图 2(b)~2(d)所示,从结果图可以看出,SAID 方

法不仅能够得到比 PID 方法更高的 PSNR 值,而且稳定性更优。在接下来的实验中,列出了利用改进的消噪方法对不同图像在不同噪声水平下的实验结果。

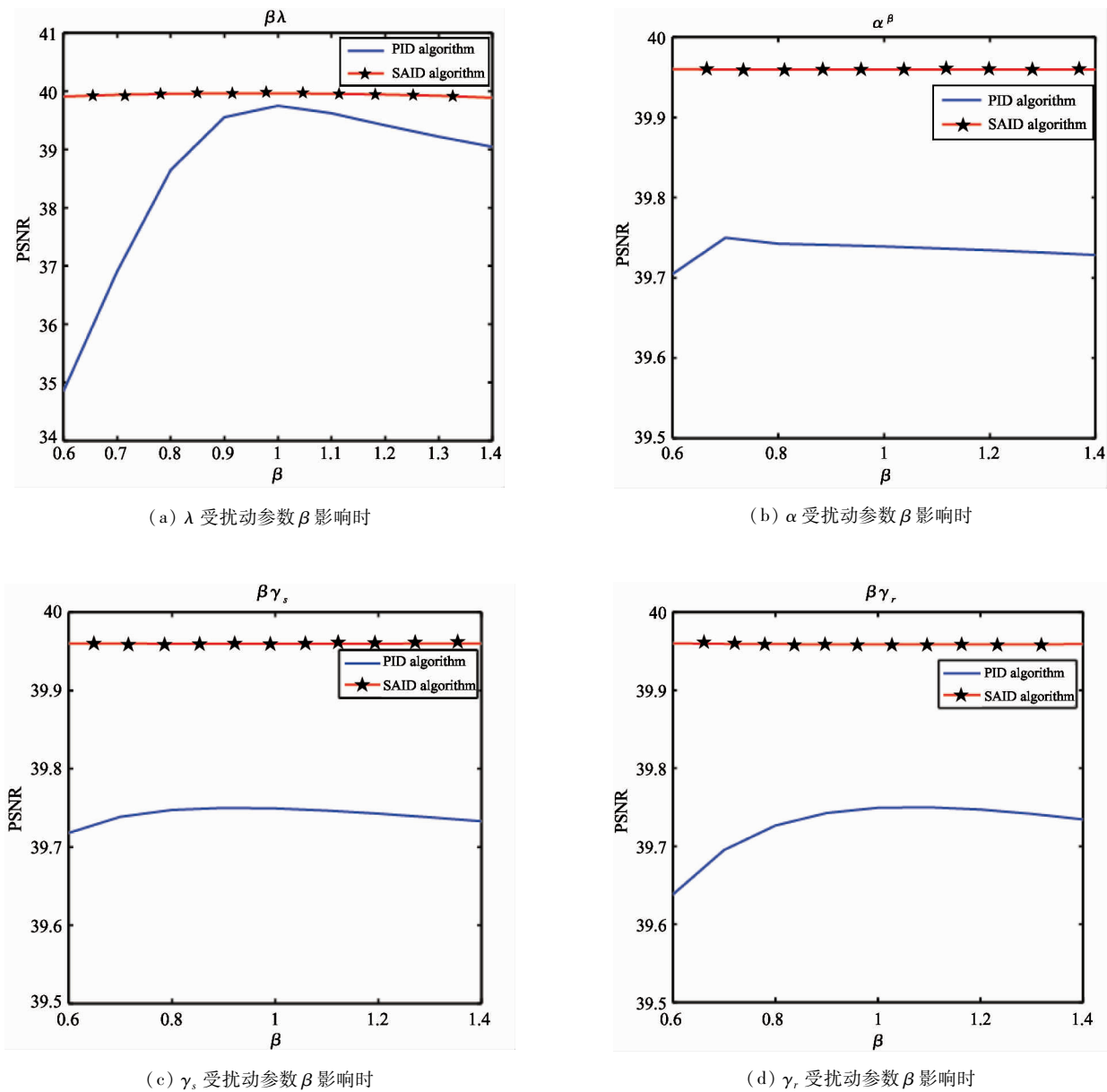


图 2 SAID 去噪方法与 PID 方法对图

2.2 仿真实验

2.2.1 实验结果

在图 3 中列出了利用 PID 和 SAID 方法处理得到的结果。第 1 行为原始图像,第 2 行为加噪图像,第 3、4 行为 PID 和 SAID 方法得到的结果,其中,噪声水平为 25。

表 1 为图 3 中第 3、4 行 PID 和 SAID 方法得到的结果,可以看出,利用 SAID 图像消噪方法得到了优于现有方法的图像结果。这一结果表明该方法相比 PID 消噪方法不仅具有竞争优势,而且还甚至优于它们,说明该方法是有效的、可靠的。



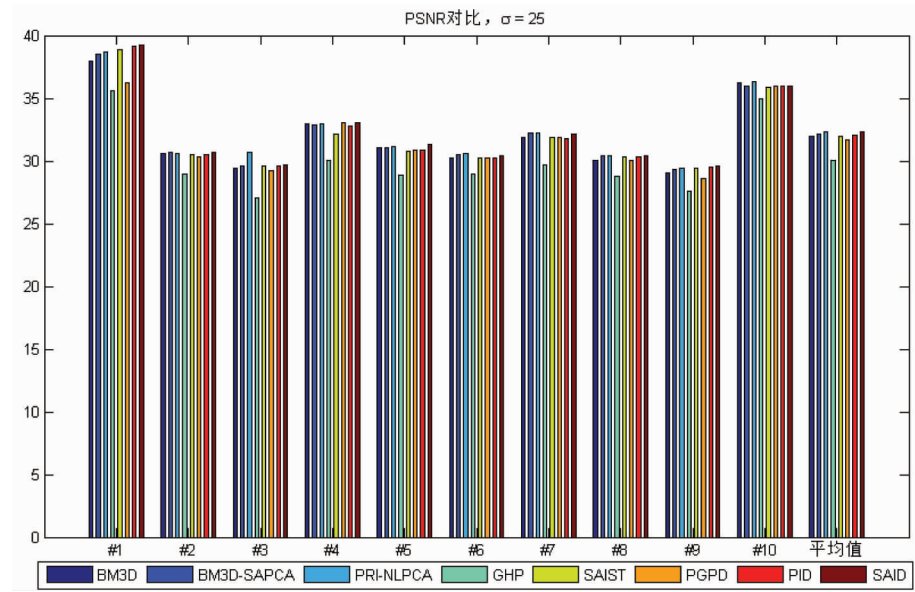
图 3 图像质量结果对比

表 1 PID 和 SAID 算法去噪结果对比

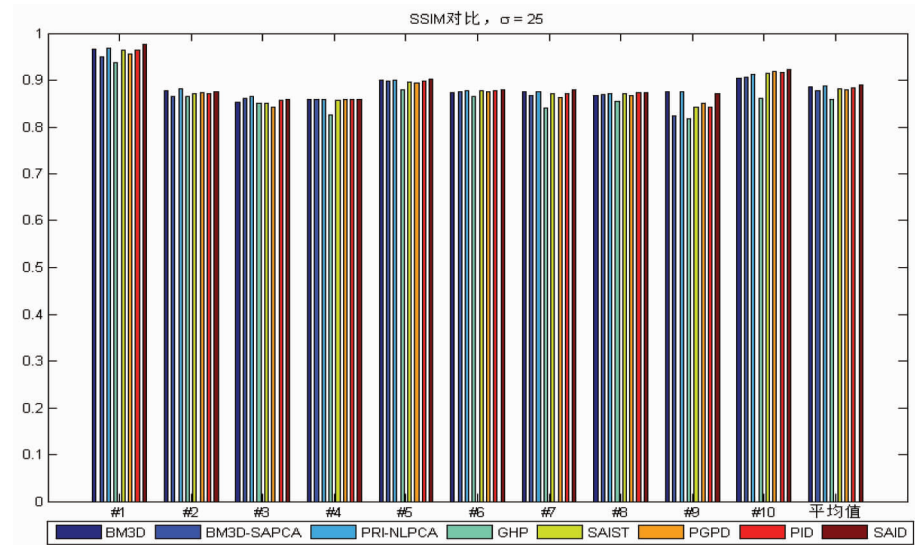
	第 1 列	第 2 列	第 3 列	第 4 列
PID(PSNR)	39.02	30.08	29.49	33.20
SAID(PSNR)	39.10	30.12	29.46	33.25

2.2.2 结果对比

图 4 为 SAID 方法与三维块匹配算法 BM3D 以及其形状自适应主成分分析(shape-adaptive principal component analysis, SAPCA)改进算法 BM3D-SAPCA^[11],非线性主成分分析算法(prior-nonlinear



(a) 噪声水平为 25 时 PSNR 结果对比



(b) 噪声水平为 25 时 SSIM 结果对比

图 4 PSNR 和 SSIM 结果对比

principal component analysis, PRI-NLPCA)^[10], 空间自适应迭代奇异值阈值算法 (spatial adaptive iterative singular thresh-olding, SAIST)^[12], 预先去噪算法 (patch groupspg prior based denoising, PGPD)^[13] 及文中所述的 GHP 方法、PID 方法的仿真实验结果对比图。其中图 4(a) 为在噪声水平为 25 时 PSNR 结果对比, 图 4(b) 为在噪声水平为 25 时结构相似度 (structural similarity index, SSIM)^[14] 结果对比。从图 4 的 PSNR 值和 SSIM 值的结果对比可以看出, 本文的 SAID 消噪方法虽然针对个别图像的 PSNR 值或者 SSIM 值具有相对较小值, 但是其所得到的绝大部分 PSNR 值和 SSIM 值 (特别是平均值) 都很优秀, 验证了 SAID 方法应对多种噪声水平的图像都具有强有力的消噪能力。验证了 SAID 方法的有效性和可靠性的同时, 也说明了该方法具有一定的鲁棒性。

3 结 论

为了克服 PID 方法受到梯度因子的影响而变得不稳定这一缺点, 提高消噪性能和保持完整的结构信息, 文中基于路面标识识别的双域图像消噪算法针对路面指示方向图像进行了大量的实验测试, 并得出: (1) 空间自适应梯度因子不仅解决了现有各类双域滤波方法的不稳定性问题, 而且也使得消噪性能得到了提升; (2) SAID 方法得到的 PSNR 和 SSIM 值比其他现有方法的都要高, 验证了 SAID 方法消噪的能力强于现有方法, 是可行的、可靠的。综合可知, SAID 方法可以为应用于路面指示图标检测与识别提供更为准确的素材^[15]。

参考文献

[1] Huang X, Woolsey G A. Image De-noising Using Wiener Filtering and Wavelet Thresholding[J]. *IEEE ICMME*, 2013, 9(3): 759-762

[2] Shreyamsha Kumar B K. Image denoising based on non-local means filter and its method noise thresholding[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2013, 7(6): 61-66

[3] Peyre G, Bougleux S, Cohen L D. Non-local regulariza-

tion of inverse problems[J]. *Inverse Problems and Imaging*, 2011, 5(2): 511-530

[4] 李亚娣, 黄海波, 李相鹏, 等. 基于 Canny 算子和 Hough 变换的夜间车道线检测[J]. *科学技术与工程*, 2016, 16(31): 234-237

[5] 刘少林, 朱文球, 孙文静, 等. 基于联合直方图的自适应粒子滤波跟踪算法[J]. *计算机技术与发展*, 2018, 28(6): 106-108

[6] Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising[C]. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, Melbourne, Australia, 2014. 440-444

[7] Knaus C, Zwicker M. Progressive image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7): 3114-3125

[8] 汤少杰, 黄魁东, 吴青, 等. 基于双侧滤波与短时傅里叶变换的改进双域滤波[J]. *计算机科学与探索*, 2015, 9(11): 1371-1381

[9] 段锁林, 朱方, 严翔. 多窗口图像二值化算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(17): 212-217

[10] Zuo W M, Zhang L, Song C W, et al. Gradient histogram estimation and preservation for texture enhanced image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(6): 2459-2472

[11] Dong W S, Shi G M, Li X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(2): 700-711

[12] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095

[13] 乔双, 吴晓阳, 赵辰一, 等. 基于 PCA 和 BM3D 的噪声估计方法及其在中子图像去噪中的应用[J]. *原子能科学技术*, 2018, 52(4): 56-58

[14] Manjon J V, Coupe P, Buades A. MRI noise estimation and denoising using non-local PCA[J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 22(1): 35-47

[15] 卢振利, 汤鹏方, 单长考, 等. 基于图像识别的公交车站台机动车违规停车举报系统[J]. *高技术通讯*, 2015, (10-11): 964-970

Research on pavement marking based on SAID noise cancellation algorithm

Chen Peng, Wang Bin

(College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430080)

Abstract

Denoising of pavement marking images is an important part of the smart network technology. The de-noising effect is poor, and the structural details are difficult to realize because the double-domain filtering is affected by the gradient factor. According to the combination of the characteristic values of the Hessian matrix, a spatial adaptive gradient factor is adopted to obtain a spatial double-domain denoising algorithm. The experimental results show that compared with the existing PID method, the proposed method not only can effectively eliminate the noise in the road direction image, but also can retain more structural details, which can provide algorithm material for the processing of pavement marking images.

Key words: dual domain filtering, gradient factor, adaptive