

基于自适应耦合 PDE 模型的车牌图像去噪研究

程东旭¹, 杨艳²

(1. 中原工学院 理学院, 郑州 450007; 2. 中原工学院 电子信息学院, 郑州 450007)

摘要: 针对车牌识别预处理中的图像去噪问题, 提出一种自适应耦合偏微分方程 (PDE) 去噪模型; 该模型在各项异性扩散模型的基础上, 构造一种新的去除椒盐噪声的扩散项, 能够根据噪声图像特点自适应控制扩散速度, 有效抑制椒盐噪声, 并将新的扩散项与各向异性扩散模型进行耦合, 并提出一种新的耦合系数计算方法, 根据图像信息自适应计算耦合系数, 使得新模型能够在新的扩散项和各项异性扩散模型间自适应转换, 有效去除车牌图像中的混合噪声; 为了抑制去噪引起的图像边缘模糊问题, 引入振动滤波进行逆滤波, 增强图像的边缘信息; 实验结果表明, 自适应耦合 PDE 模型能更有效去除车牌图像中的混合噪声, 保护图像的边缘信息, 提高图像的峰值信噪比 (PSNR); 去噪后的图像更有利于后续的字符合分割与识别, 有效提高车牌图像的识别准确率。

关键词: 偏微分方程 (PDE); 车牌识别; 各向异性扩散; 自适应耦合; 振动滤波

Study on the License Plate Image De-noising Based on Adaptive Coupling PDE Model

Cheng Dongxu¹, Yang Yan²

(1. Zhongyuan University of Technology, College of Science, Zhengzhou 450007, China;

2. Zhongyuan University of Technology, School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: According to the image de-noising problem in the license plate recognition preprocessing, we propose an adaptive coupling PDE de-noising model. We construct a new diffusion term on the basis of the anisotropic diffusion model, which can control the diffusion velocity adaptively and inhibit the salt and pepper noise according to the features of the noisy image. We use the new diffusion term to couple with the anisotropic diffusion model. And we present a new method to calculate the coupling coefficient adaptively, so that the given model can transform between the new diffusion term and the anisotropic diffusion model adaptively and remove the mixed noise effectively. In order to inhibit the image edge blurring, we introduce in the shock filter to do reverse filtering and enhance the image edge. The simulation test results show that the new model can remove the mixed noise of license plate image effectively, preserve the image edge information better, and improve the PSNR. The de-noised image is beneficial to the subsequent character segmentation and recognition. The adaptive coupling PDE de-noising model can improve the correct rate of license plate recognition effectively.

Keywords: partial differential equation (PDE); license plate recognition; anisotropic diffusion; adaptive coupling; shock filter

0 引言

车牌识别 (LPR)^[1-2] 是现代智能交通系统的重要组成部分, 它主要由图像预处理、车牌定位、字符分割和字符识别等环节构成, 其中图像预处理包括图像灰度化、图像增强、图像去噪和图像二值化等。在实际应用中, 车牌去噪效果的好坏直接影响车牌识别的准确率, 而车牌图像中的噪声主要由设备环境、车牌污损、划痕、脱漆以及恶劣天气等因素造成, 是椒盐噪声和高斯噪声共同存在的混合噪声。对于高斯噪声, 近年来主要采用基于偏微分方程 (PDE) 的各向异性扩散模型^[3-7] 进行去噪处理, 但上述扩散模型仅适用于去除高斯噪声, 对于椒盐噪声却无能为力。为了有效抑制椒盐噪声, 孙海英等提出了改进的变分自适应中值滤波算法^[8], Leah Bar 等提出了 M-S 约束方法^[9], Dong 等将 M-S 分割模型与 ROF 模型^[3] 相结合提出了改进的去除椒盐噪声模型^[10], 但上述方法

对于椒盐噪声去除效果仍然不够理想, 且不能抑制由高斯噪声和椒盐噪声构成的混合噪声。

为了更有效地去除车牌图像中存在的混合噪声, 本文提出一种自适应耦合 PDE 模型, 该模型在各向异性扩散模型的基础上, 构造一种新的去除椒盐噪声的扩散项, 改进扩散率函数, 能够自适应控制扩散速度, 并与去除高斯噪声的各向异性扩散模型进行耦合, 根据图像信息提出一种自适应耦合系数计算方法, 从而更好地去除车牌图像中的混合噪声。为了抑制去噪引起的图像边缘模糊, 在扩散模型中引入振动滤波^[11-13] 进行逆向扩散, 增强图像的边缘信息。

1 自适应耦合 PDE 模型

由于椒盐噪声是一种脉冲噪声, 只有一部分像素点被噪声干扰, 可以采用先检测再处理的两步法进行去噪, 而高斯噪声则是所有像素都受到了污染, 因此这两种噪声有着不同的特点, 而车牌图像中经常出现的噪声如设备因素造成的噪声和车牌的不均匀污损、脱漆、划痕等现象则可以近似为椒盐噪声和高斯噪声并存的混合噪声。

为了去除车牌图像中的混合噪声, 构造一种新的去除椒盐噪声的扩散项与各向异性扩散去噪模型自适应耦合, 并采用振动滤波进行逆向扩散, 增强图像边缘, 提出如下的自适应耦合

收稿日期: 2014-05-08; 修回日期: 2014-05-31。

基金项目: 国家自然科学基金 (61203073); 天元青年基金 (11326167)。

作者简介: 程东旭 (1980-), 男, 河南省孟州市人, 硕士, 讲师, 主要从事偏微分方程图像处理方向的研究。

PDE 模型

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \alpha \{ \text{div}(c(|\nabla(G_\sigma * u)|) \nabla u) + \lambda(u - u_0) - \text{sgn}((G_\sigma * u)_\eta) |\nabla u| + (1 - \alpha) \text{div}(c(|\nabla(G_\sigma * u)|) \nabla(\text{med}(u))) \} \quad (1)$$

其中: u_0 为观察图像, u 为待恢复图像, α 为自适应耦合系数, $\text{div}(c(|\nabla(G_\sigma * u)|) \nabla u)$ 为各向异性扩散项, 用以去除高斯噪声, $(u - u_0)$ 为保真项, 防止过度平滑, λ 为平衡系数, $-\text{sgn}((G_\sigma * u)_\eta) |\nabla u|$ 为振动滤波项, 实现图像的逆向扩散, 可以增强图像的边缘信息, $\text{div}(c(|\nabla u * G_\sigma|) \nabla(\text{med}(u)))$ 为去除椒盐噪声项, $\text{med}(u)$ 为图像 u 的自适应中值滤波, 在上述模型中, 为了减少扩散系数对噪声的敏感性, 避免虚假边缘的产生, 采用 $\nabla(G_\sigma * u)$ 代替 ∇u , G_σ 为标准差为 σ 的高斯函数。为了实现图像去噪和图像保真之间的平衡, 本文提出一种新的平衡系数函数, 具体的扩散速度控制函数和平衡系数函数如下:

$$c(|\nabla(G_\sigma * u)|) = \frac{k^2}{k^2 + |\nabla(G_\sigma * u)|^2} \quad (2)$$

$$\lambda(|\nabla(G_\sigma * u)|) = \frac{|\nabla(G_\sigma * u)|}{2\max(|\nabla(G_\sigma * u)|)} \quad (3)$$

耦合系数 α 可以根据图像特征自适应协调各向异性扩散项和去除椒盐噪声项, 从而有效去除混合噪声。耦合系数 α 计算方法如下: 首先对每个像素点进行噪声类型判断, 如果是椒盐噪声, 则令 $\alpha = 0$, 先进行中值滤波, 然后进行各向异性扩散, 从而抑制椒盐噪声; 否则, 令 $\alpha = 1$, 直接采用各向异性扩散。由于椒盐噪声在进行中值滤波之后已可以有效抑制, 一般只需几次迭代即可去除, 因此不存在过度平滑现象, 而高斯噪声的平滑需要通过多次迭代进行, 因此将忠诚项和振动滤波与各向异性扩散同时进行。

结合图像特征提出一种自适应耦合系数 α 的计算方法, 对像素 (x, y) 记它的 $(N+1)^2 - 1$ 邻域内的像素灰度均值为 m , 当 $u(x, y) > 245$ 或 $u(x, y) < 10$, 且 $|u(x, y) - m| \geq T$ (T 为阈值) 时, 则判断 (x, y) 像素为椒盐噪声, 令 $\alpha = 0$, 否则令 $\alpha = 1$ 。

2 模型求解

2.1 模型的离散化

对自适应耦合 PDE 模型利用有限差分法进行离散化, 分别用 Δx 和 Δy 表示图像在 x 和 y 方向的离散网格步长, 以像素为单位一般取 $\Delta x = \Delta y = 1$, 则离散化后图像表示为 u^n , 其中 n 为迭代次数, $x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N$, 取时间步长为 Δt , 初始图像 u_0 记为 u^0 , $\text{med}(u^n)$ 为 u^n 的自适应中值滤波, 记 $\nabla s = \nabla(G_\sigma * u)$, 为了避免分母为零, 在实际计算中引入一个小的数字 β , 具体的离散格式如下:

$$\begin{aligned} \nabla_x^+ u^n &= u_{x+1,y}^n - u_{x,y}^n, \nabla_x^- u^n = u_{x,y}^n - u_{x-1,y}^n, \\ \nabla_y^+ u^n &= u_{x,y+1}^n - u_{x,y}^n, \nabla_y^- u^n = u_{x,y}^n - u_{x,y-1}^n, \\ |\nabla u^n| &= |\nabla_x^+ u^n| + |\nabla_y^+ u^n|, |\nabla s^n| = |\nabla_x^+ s^n| + |\nabla_y^+ s^n| \\ (G_\sigma * u)_\eta^n &= s_\eta^n = [(\nabla_x^+ s^n)^2 (\nabla_x^- (\nabla_x^+ s^n)) + 2(\nabla_x^+ s^n) (\nabla_y^+ s^n) \\ &\quad \nabla_y^+ (\nabla_x^+ s^n) + (\nabla_y^+ s^n)^2 (\nabla_y^- (\nabla_y^+ s^n))]/[(\nabla_x^+ s^n)^2 + \\ &\quad (\nabla_y^+ s^n)^2 + \beta] \end{aligned} \quad (4)$$

$$c(|\nabla(G_\sigma * u)^n|) = c(|\nabla s^n|) = \frac{k^2}{k^2 + (|s^n|)^2} \quad (5)$$

$$\lambda(|\nabla(G_\sigma * u)^n|) = \lambda(|\nabla s^n|) = \frac{|\nabla s^n|}{2\max(|\nabla s^n| + \beta)} \quad (6)$$

迭代公式如下:

$$\begin{aligned} u^{n+1} &= u^n + \Delta t \{ \alpha (\nabla_x^- [c(|\nabla s^n|) \nabla_x^+ u^n] + \nabla_y^- [c(|\nabla s^n|) \\ &\quad \nabla_y^+ u^n] + \lambda^n (u^n - u^0) - \text{sgn}(s_\eta^n) |\nabla u^n| + (1 - \alpha) (\nabla_x^- \\ &\quad (\nabla_x^+ (\text{med}(u^n))) + \nabla_y^- (\nabla_y^+ (\text{med}(u^n)))) \} \end{aligned} \quad (7)$$

通过设置最大迭代次数 l_{\max} 和终止误差 ϵ 来控制迭代次数 n , 当 $n \geq l_{\max}$ 或 $\frac{\|u^{n+1} - u^n\|}{\|u^{n+1}\|} \leq \epsilon$ 时, 终止迭代, u^{n+1} 即为去噪图像。

2.2 模型的算法实现

利用上面的离散化格式, 给出自适应耦合 PDE 去噪模型的算法如下:

步骤 1: 初始化, $u^{(0)} = u_0, n = 0, \Delta t, l_{\max}, \epsilon = 10^{-3}, \beta = 10^{-7}$;

步骤 2: 利用式 (5) 和式 (6) 计算 $c(|\nabla(G_\sigma * u)^n|)$ 和 $\lambda(|\nabla(G_\sigma * u)^n|)$;

步骤 3: 计算自适应耦合系数 α ;

步骤 4: 利用式 (7) 计算 u^{n+1} ;

步骤 5: 若 $n \geq l_{\max}$ 或 $\frac{\|u^{n+1} - u^n\|}{\|u^{n+1}\|} \leq \epsilon$, 则迭代结束, 输出恢复图像 u^{n+1} , 否则令 $n = n + 1$, 转到步骤 2。

3 数值实验与结果分析

为了验证自适应耦合 PDE 模型去除混合噪声的效果, 采用车牌图像进行仿真实验, 在车牌图像中加入均值为 0、标准差为 10 的高斯噪声和 30% 的椒盐噪声得到混合噪声图像。分别使用 P-M 模型、改进的变分自适应中值滤波、Leah Bar 模型和本文模型进行去噪处理, 去噪效果如图 1 所示。其中 (c) 为利用 P-M 迭代 50 次的结果图, (f) 为采用本文的自适应耦合 PDE 模型去噪结果图, 阈值 $k = 25$, 误差 $\epsilon = 10^{-3}$, 最大迭代次数 $l_{\max} = 20$, 时间步长 $\Delta t = 0.05$ 。

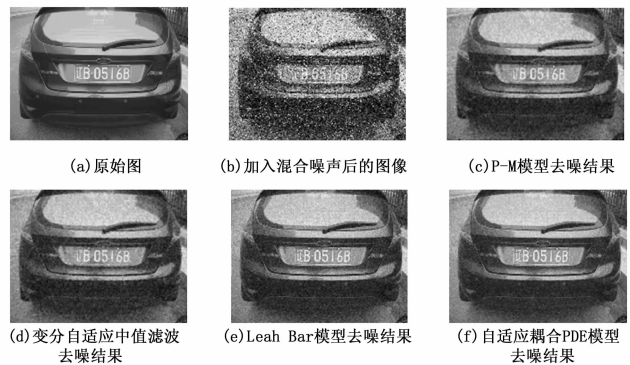


图 1 各种模型去噪结果

数值实验结果表明, P-M 模型去噪后, 仍有椒盐噪声存在, 即各向异性扩散模型去除椒盐噪声效果不好。自适应中值滤波和 Leah Bar 模型的去噪结果图显示椒盐噪声已平滑掉了, 但仍有很多起伏, 这是由于这两种方法对于高斯噪声抑制不多。上述各种模型不能同时去除高斯噪声和椒盐噪声, 而且去噪后的图像边缘均出现一定的模糊现象, 而本文算法则能有效抑制这两种噪声, 并较好地保持边缘信息。为了客观描述本文算法的效果, 采用峰值信噪比 (PSNR) 进行比较, 由表 1

数据可以看出本文模型的 PSNR 最大,这与图 1 所示结果相吻合,说明本文提出的模型去除车牌图像中的混合噪声效果很好。

表 1 各种模型去噪效果数据比较

	P-M 模型	自适应中值滤波	Leah Bar 模型	本文模型
PSNR	22.022 6	23.281 6	23.603 5	25.864 4

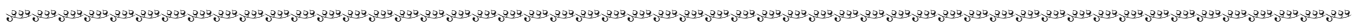
由于车牌识别受环境因素影响较大,如光照、阴影、脱漆以及污损等都会影响车牌识别的准确率。为了验证本文算法的有效性,首先采用各种模型对 100 幅标准车牌图像去噪处理后进行识别实验;然后对 100 幅存在污损、脱漆等情况的车牌图像加入均值为 0、标准差为 10 的高斯噪声和 30% 的椒盐噪声得到污损含噪图像,利用不同模型去噪处理后进行识别实验,实验数据如表 2 所示。由表 2 数据可以看出,对于标准车牌图像采用不同算法去噪后识别准确率比较接近,都在 95% 左右,对于污损含噪车牌采用自适应耦合 PDE 模型去噪后车牌识别准确率为 92%,比其他模型去噪后的识别准确率有明显提高,并与标准车牌的识别准确率比较接近。因此,改进的自适应耦合模型更适合污损、脱漆以及含有噪声等情况下的车牌识别。

表 2 车牌识别数据比较 (%)

方法	标准车牌识别准确率	污损含噪车牌识别准确率
P-M 模型	94	78
自适应中值滤波	95	83
Leah Bar 模型	95	84
自适应耦合 PDE 模型	95	92

4 结论

针对车牌图像中噪声的特点,提出一种自适应耦合 PDE 模型,能够自适应分析噪声类型,去除混合噪声,同时耦合振荡滤波,增强图像边缘信息,避免过度平滑造成的图像模糊。通过对车牌图像的仿真实验,本文提出的新模型能在有效去噪的同时保护图像边缘,且去噪图像的 PSNR 有了明显提高,得到的车牌图像更加清晰,车牌信息保持更好,更有利于后续的字符分割与识别处理,提高了车牌识别的准确率。因此自适应耦合 PDE 模型对车牌图像去噪效果较好,适合于车牌识别



(上接第 2591 页)

[2] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10 (2): 266 - 277.

[3] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42 (5): 577 - 685.

[4] Chan T, Vese L. A level set algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional in image processing [A]. Proceedings of IEEE Workshop on VLSM [C]. 2001: 161 - 168.

[5] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50 (3): 271 - 293.

[6] 翁晓光, 郑 罡. Chan-Vese 模型下的复合多相水平集图像分割 [J]. 应用科学学报, 2009, 27 (4): 365 - 369.

[7] 张新峰, 沈兰荪. 图像分割技术研究 [J]. 电路与系统学报, 2004, 2 (9): 92 - 97.

[8] 孙宗保, 蔡健荣, 姜 松. 数学形态学在计算机图像处理技术检测粒度中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2003, 11 (9): 665

的实际应用。

参考文献:

[1] 丁芝娟. 基于图像处理的车牌识别系统设计与应用 [D]. 西安: 长安大学, 2011.

[2] 王 莹, 南敬昌, 郭凌云. 基于视频图像的车牌定位预处理算法 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (10): 2515 - 2517.

[3] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Nonlinear Phenomena, 1992, 60 (1): 259 - 268.

[4] You Y L, Kaveh M. Fourth-order Partial differential equations for noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9 (10): 1723 - 1730.

[5] 万聪梅, 谢哈昕, 张 勇. 基于 PDE 方法的遥感图像处理 [J]. 计算机测量与控制, 2006, 14 (9): 1254 - 1256.

[6] Luo H G, Zhu L M, Ding H. Coupled anisotropic diffusion for image selective smoothing [J]. Signal Processing, 2006, 86 (7): 1728 - 1736.

[7] Guo Z C, Sun J B, Zhang D Z, et al. Adaptive Perona - Malik model based on the variable exponent for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (3): 956 - 967.

[8] 孙海英, 李 锋, 商慧亮. 改进的变分自适应中值滤波算法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33 (7): 1743 - 1747.

[9] Leah B, Nir S, Nahum K. Image deblurring in the Presence of Impulsive noise [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70 (3): 279 - 298.

[10] Dong Y Q, Raymond H, Xu S F. A Detection Statistic for random - Valued Impulse Noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (4): 1112 - 1120.

[11] Jidesh P, George S. Shock coupled fourth-order diffusion for image enhancement [J]. Computer and Electrical Engineering, 2012, 38 (5): 1262 - 1277.

[12] 卫保国, 惠卫华. 自适应耦合方向扩散和振荡滤波的图像放大 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16 (4): 533 - 537.

[13] Fu S J, Zhang C M, Tai X C. Image denoising and deblurring: non-convex regularization, inverse diffusion and shock filter [J]. Science China: Information Sciences, 2011, 54 (6): 1184 - 1198.

[9] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42 (5): 577 - 685.

[10] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton - jacobi formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79: 12 - 49.

[11] Heinemann E G. Simultaneous brightness induction as a function of inducing - and test - field luminances [J]. Journal of Experimental Psychology, 1955, 50 (2): 89 - 96.

[12] 许存禄, 高 佳, 武国德. Chan-Vese 模型下的脑肿瘤图像分割方法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (9): 157 - 158.

[13] Martin D, Fowlkes C, Tal D. A database of human segmented natural and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [A]. IEEE 8th International Conference on Computer Vision [C]. Vancouver, Canada, 2001: 416 - 423.