

一种新的去除混合噪声的变分模型及其应用

罗志宏¹ 冯国灿^{2,3}

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510275)¹ (中山大学数学与计算科学学院 广州 510275)²
(广东省计算科学重点实验室 广州 510275)³

摘要 由于现有的某些去噪模型仅对某种噪声特别有效,而对其它类型噪声的效果却不够显著,因此提出一种能有效地去除多种噪声的变分模型,它融合了几种经典去噪模型的优点,并在数值求解时采用了高效且无条件稳定的AOS算法。数值实验表明,与现有的一些去噪方法相比,提出的去噪方法耗时少且效果更好。最后给出了解的存在性证明。

关键词 图像去噪,变分模型,AOS算法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.056

Novel Denosing Model and its Application for Images Corrupted by Different Types Noises

LUO Zhi-hong¹ FENG Guo-can^{2,3}

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)¹

(School of Mathematics and Computational Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)²

(Guangdong Province Key Laboratory of Computational Science, Guangzhou 510275, China)³

Abstract Due to limitation of traditional variational models for denosing ability, a new variational denosing model for images corrupted by various noise was proposed. Firstly, the fitting terms are fused in the presented model by introducing the parameters, and the benefits of three models are integrated to improve the denoising ability. And the solution can be obtained by applying additive operator splitting (AOS) numerical algorithm. The experimental results demonstrate that the proposed model is effective for different types of noises. Lastly the proof on the existence of solution of the model was given.

Keywords Image denoising, Variational model, AOS algorithm

在成像过程中,传感器的故障、光学系统的失真、记录设备固有的噪声、传输信道的干扰等会导致噪声的产生,造成图像质量的退化。这给后续的图像分割、目标识别造成困难,因而去噪常作为预处理步骤。

目前已有的去噪方法多是考虑去除高斯分布的噪声,但某些情形下的噪声并不总是服从高斯分布,如在成像过程中错误的开关操作会产生脉冲噪声(椒盐噪声),天文成像中还会遇到与信号相关的Speckle(斑点)噪声的污染,医学图像会受到Poisson(泊松)噪声的污染等,另外图像也可能受到两种噪声的污染,因而有必要考虑能去除其它噪声的模型。本文首先对现有的变分去噪模型进行研究,然后提出一种新的适用于去除多种噪声的模型。在新模型的能量泛函中引入了权函数以结合去除加性噪声和乘性噪声模型的优点,能去除不同类型的高噪声,提高了模型的适用范围。实验结果表明,在视觉效果、信噪比值、结构相似度和运行时间上,所提出的模型都优于传统的模型。同时还给出了模型解的存在性证明。

1 引言

噪声按其分布的概率密度函数可分为高斯噪声、伽马噪

声、椒盐噪声等;按噪声和信号之间的关系,大体上可分为加性噪声和乘性噪声,加性噪声是传输过程中引入的信道噪声,乘性噪声与图像的信息相关。常见的加性噪声有高斯噪声和椒盐噪声等,乘性噪声有泊松噪声和斑点噪声等。基于变分和偏微分方程的图像处理由于具有良好的各向异性特性,在处理噪声的同时可以较好地保持图像的特征,还有明确的理论解释作支持,为图像处理开辟了一条新的途径。

下面先回顾在变分领域中有影响的几个模型。

1.1 ROF模型

设 I 是观察到的图像(即含噪图像), u 为无噪的图像,考虑加性噪声的情况,图像的退化过程一般可描述为:

$$I = u + n, n \text{ 为高斯噪声}$$

根据最大似然原理,我们可以用 L^2 范数来逼近真实图像 u :

$$\inf_u \left\{ \int_{\Omega} |I(x) - u(x)|^2 dx \right\}$$

但该问题是一个病态问题,一般通过正则问题的解来逼近原问题。Rudin、Osher和Fatemi^[1]指出用BV空间的半范数——全变差作为正则化项,提出了ROF模型^[1](全变差TV模型),其在去除图像噪声的同时能很好保持图像边缘信息。

到稿日期:2014-06-27 返修日期:2014-09-17 本文受国家自然科学基金资助项目(61272338)资助。

罗志宏 女,博士,讲师,主要研究方向为图像处理、计算机视觉,E-mail: xyluomail@163.com;冯国灿 男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉。

ROF 模型^[1]的能量泛函如下:

$$E_{\text{ROF}}(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \frac{\alpha}{2} \int_{\Omega} (u - I)^2 dx dy \quad (1)$$

其中, $u \in BV(\Omega)$, 上式中第一项为全变差项, 所采用的梯度范数是对输出图像 u 的分段光滑性的约束, 允许存在阶跃型边缘, 在最小化能量时不会模糊边界; 第二项为保真项, 要求去噪后的图像与观测图像应该仍然具有内容上的一定相似性, 体现了输出图像 u 对 I 的数据依赖性。在这两项的联合约束下, 最小化上式可以得到分段光滑的去噪图像 u 。通过选择保真项的范数形式以及正则参数的大小, 可以改善模型的去噪效果。

利用变分法, 可得模型(1)对应的 Euler 方程为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}\left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) - \alpha(u - I) \quad (2)$$

$$\frac{\partial u}{\partial n} \Big|_{\partial\Omega} = 0, u(0) = I$$

式(2)右端的第一项是扩散项, 文献[2]分析了 ROF 模型的性能, 指出方程在边缘的切线方向扩散, 而在梯度方向上无平滑, 故保留了图像的边缘特征。

学者们对该模型进行了研究^[3,4], 发现它对高斯噪声很有效, 但也有局限性, 一是容易产生阶梯效应, 可能会影响视觉效果; 二是 TV 模型求解后图像的几何特性对比度可能下降。Chan T 和 Esoedoglu S 在文献[5]中提出将该模型的第二项数据拟合项(保真项)改为 L^1 范数, 得到了较好的性质。

1.2 TV- L^1 变分模型

Chan 等人^[5]分析了 ROF 模型的局限性, 考虑用 L^1 范数的保真项取代 L^2 范数, 提出 TV- L^1 变分模型, 用下面的能量泛函极小化问题表示:

$$E_{\text{TV-}L^1}(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \lambda \int_{\Omega} |u - f| dx dy \quad (3)$$

该模型可以根据图像中不同部分的尺度大小来选择正则化的参数 λ , 恢复图像仍可保持小尺度部分的对比度^[4]。另外, 文献[6,7]说明了 L^1 范数的保真项对椒盐噪声的去除有效。

1.3 LCA 模型

由于全变分项对边缘有较好的保护作用, 在文献[8]中, Le, Chartrand, Aaaki 等根据最大后验概率的方法提出了去除 Poisson 噪声的变分模型(简称 LCA 模型), 该模型沿用全变分作为正则化项。

考虑噪声服从下列 Poisson 分布, 随机变量 z 为灰度值:

$$P_{\mu}(z) = \frac{e^{-\mu} \mu^z}{z!}, z \geq 0 \quad (4)$$

希望利用观测到的图像 I 恢复原始图像 u , 根据贝叶斯准则, 提出了如下的模型:

$$E(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \beta \int_{\Omega} |u - I \log u| dx dy \quad (5)$$

类似于 ROF 模型, 此处仍采用全变分正则化项。

2 一种去除混合噪声的变分模型

2.1 模型的提出

实际观测的图像往往不只受到单一类型噪声的干扰, 考虑到图像在成像、传输、存储过程中会受到不同类型的噪声的影响, 每种去噪方法对其它噪声也有一定的去除能力。纵观

采用变分方法对图像去噪的发展历程, 归结起来主要有: 1) 改进或推广正则化项^[9-11]; 2) 改进或推广保真项^[12-15]。

上述几种模型均有各自的优缺点和适用的噪声类型, 因此考虑将这几种模型的优点有机地结合起来, 使得新模型有更广的适用范围。由于全变分正则化项的优点是有较强的保护边缘的能力, 因此我们仍然采用 L^1 正则化项, 权重系数为 g , 希望能根据图像的局部信息自适应地调整光滑的程度。保真项考虑了 3 种模型的优点, 同时通过选取合适的权函数和其他的参数, 使得模型在加性噪声和乘性噪声及混合的噪声的环境下能较好地恢复图像。于是我们提出如下的变分去噪模型:

$$F(u) = \int_{\Omega} g |\nabla u| dx dy + \int_{\Omega} \left[\frac{\alpha}{2} h \cdot (u - I)^2 + \beta(u - I \cdot \log u) + \lambda |u - I| \right] dx dy \quad (6)$$

模型的第一项是正则化项, 采用了与边缘有关的函数作权系数, 后面的 3 项是保真项, 其中 $\alpha, \beta, \lambda \geq 0$; $g(x, y) = \frac{1}{1 + \epsilon + |\nabla G_{\sigma} * I|^2}$, $h(x, y) = 1 - g(x, y)$, G_{σ} 是标准差为 σ 的高斯核, $*$ 为卷积, ϵ 是一个很小的正数, 例如取 $\epsilon = 10^{-4}$ 。参数 α, β, λ 起着调节正则化项和保真项的作用。

由于模型中的第一项采用加权 BV 函数, 实际上相当于扩散系数, 在图像的平坦区域即 $|\nabla I|$ 很小时, g 相对较大, h 相对较小, 这时正则项起主导作用, 能起到去噪的效果; 而在图像的不连续点处(例如边缘处)即 $|\nabla I|$ 很大时, g 接近 0, h 接近 1, 这时在边缘附近被光滑的程度较小, 能起到保护边缘的效果。后 3 项是属于保真项, 由于综合了 3 种模型的保真项, 可以灵活地选取适当的权系数 α, β, λ , 这样才尽可能地发挥不同种类去噪模型的优势, 使得解尽可能地接近原图像。比如, ROF 模型去除高斯噪声的效果较好, 对高斯噪声的环境, 新模型中的 α 值与 ROF 模型的 α 值相同或接近; 而当高斯噪声的密度增大时, 要权衡去噪和保边两项, 这时将 α 取小, 去噪程度高。

能量泛函(6)的演化方程为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}\left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) + \alpha h(I - u) + \beta(I - u)/u + \lambda \text{sign}(I - u) \quad (7)$$

在对方程(7)进行数值求解时, 采用高效且无条件稳定的 AOS 算法^[16]。

记

$$B(u, I) = \alpha h(I - u) + \beta(I - u) + \lambda \text{sign}(I - u) \quad (8)$$

可得式(7)的数值迭代格式:

$$u^{n+1} = \frac{1}{2} \sum_{i \in \{1, 2\}} (E - 2\tau A_i(u^n))^{-1} (u^n + \tau B(u^n, I)) \quad (9)$$

式中, E 是单位矩阵。

$$A_1 = \frac{\partial}{\partial x} \left(g \frac{\partial}{\partial x} \right), A_2 = \frac{\partial}{\partial y} \left(g \frac{\partial}{\partial y} \right)$$

在数值计算时, 为了避免分母 u 为 0 而出现奇异性, 需将分母 u 改成 $u + a$, 其中 a 是一个很小的正数, 例如取 $a = 10^{-4}$ 。

下面给出模型(6)的解的存在性证明。

命题 1 设 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ 是具有 Lipschitz 边界的有界开集, 初始条件 I 为正的有界函数, 对于 $u \in BV \cap L_2(\Omega)$, 使得 $\log u \in L_1(\Omega)$, 则模型(6)在 $BV \cap L_2(\Omega)$ 中存在极小解。

证: 由题设知 $I \in L_{\infty}(\Omega)$, 且

$$\frac{1}{1+\epsilon+c\|I\|_{\infty}^2} \leq g \leq \frac{1}{1+\epsilon}$$

$$\frac{\epsilon}{1+\epsilon} \leq h \leq \frac{\epsilon+c\|I\|_{\infty}^2}{1+\epsilon+c\|I\|_{\infty}^2}$$

c 为正的常数。

而显然有

$$|u|_{BV} \geq 0, \int_{\Omega} h(u-I)^2 dx dy \geq 0, \int_{\Omega} |u-I| dx dy \geq 0$$

$$\int_{\Omega} (u - \log u) dx dy \geq \int_{\Omega} (I - \log I) dx dy$$

所以,模型(6) $F(u)$ 存在一个极小序列 $\{u_n\}$,使得

$$F(u_n) = \int_{\Omega} g |\nabla u_n| dx dy + \frac{\alpha}{2} \int_{\Omega} h(u_n - I)^2 dx dy + \beta \int_{\Omega} (u_n - \log u_n) dx dy + \lambda \int_{\Omega} |u_n - I| dx dy < M$$

于是

$$\frac{1}{1+\epsilon+c\|I\|_{\infty}^2} \cdot |u_n|_{BV(\Omega)} \leq \int_{\Omega} g |\nabla u_n| dx dy \leq M_1$$

及 $\{u_n\}$ 在 $L_2(\Omega)$ 中有界。因为嵌入 $L_2(\Omega) \rightarrow L_1(\Omega)$ 是连续的,所以 $\{u_n\}$ 在 $L_1(\Omega)$ 中有界。因此, $\|u_n\|_{BV(\Omega)} = \|u_n\|_{BV(\Omega)} + \|u_n\|_{L_1(\Omega)}$ 有界,即 $\{u_n\}$ 是 $BV(\Omega)$ 中的有界序列。于是,由紧性定理^[18]知, $\{u_n\}$ 中存在子序列(仍用 $\{u_n\}$ 表示)和 $\tilde{u} \in BV(\Omega)$,使得 $u_n \rightarrow \tilde{u}$ 在 $L_1(\Omega)$ 中。因此,由下半连续性定理,有

$$|\tilde{u}|_{BV} \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} |u_n|_{BV}$$

又因为 $\{u_n\}$ 在 $L_2(\Omega)$ 中有界,故存在子序列(仍用 $\{u_n\}$ 表示)弱收敛,由极限的唯一性得 $u_n \rightarrow \tilde{u}$ (弱)在 $L_2(\Omega)$ 中。另一方面, $h(u_n - I)^2 \geq 0, u_n - \log u_n \geq -\|I - \log I\|_{L_{\infty}(\Omega)}, |u_n - I| \geq 0$,故由 Fatou 引理可得

$$\int_{\Omega} (\tilde{u} - \log \tilde{u}) dx dy \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \int_{\Omega} (u_n - \log u_n) dx dy$$

$$\int_{\Omega} h(\tilde{u} - I)^2 dx dy \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \int_{\Omega} h(u_n - I)^2 dx dy$$

$$\int_{\Omega} |\tilde{u} - I| dx dy \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \int_{\Omega} |u_n - I| dx dy$$

综上,我们得到

$$F(\tilde{u}) \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} F(u_n)$$

这表明,模型(6)存在极小解 $\tilde{u} \in BV \cap L_2(\Omega)$ 。

2.2 算法的描述

算法 1 去噪算法

输入:带噪声图像 I

输出:去噪后的图像 u

Step 1 初始化参数 $\alpha, \beta, \lambda, \tau$

Step 2 while $n <$ 迭代次数

$$B(u^n, I) = \alpha h(I - u^n) + \beta(I - u^n)/u^n + \lambda \text{sign}(I - u^n)$$

应用 AOS 计算

$$u^{n+1} = \frac{1}{2} \sum_{l \in \{1,2\}} (E - 2\tau A_l(u^n))^{-1} \cdot (u^n + \tau B(u^n, I))$$

(1) $U^n = u^n + \tau B(u^n, I)$ 。

(2) 采用 Thomas 算法求解 $(E - 2\tau A_x(\Phi^{(n)}))W^{n+1} = U^n$, 得 W^{n+1} 。

(3) 采用 Thomas 算法求解 $(E - 2\tau A_y(\Phi^{(n)}))V^{n+1} = U^{n+1}$, 得 V^{n+1} 。

(4) 计算 $u^{n+1} = \frac{1}{2}(W^{n+1} + V^{n+1})$

$$n = n + 1$$

Step 3 u 为去噪后的图像

3 实验结果与分析

为验证模型的有效性,我们分别使用 4 种方法(本文方

法、ROF 方法和 TV-L¹ 方法及 LCA 方法)对一批噪声图像进行去噪的实验。4 种方法的权系数和迭代次数的选定是使其去噪效果达到最佳的情形。

3.1 对椒盐噪声的去除

我们分别用新模型、ROF 模型、TV-L¹ 模型和 LCA 模型对含 15%~40% 的椒盐噪声的图像作对比实验,限于篇幅,我们只显示了含 40% 噪声的去噪图像。

图 1 示出 4 种方法对含较高密度椒盐噪声的熊猫图像去噪的结果。图 1(a)是原熊猫图像(256×256)被 40% 椒盐噪声污染所成的图像。图 1(b)是使用本文方法(模型(6))中取 $\alpha = \beta = 2 \times 10^{-5}, \lambda = 1.5$ 对图 1(a)迭代 40 次的结果。图 1(c)是使用 ROF 方法(模型(1))中取 $\alpha = 1 \times 10^{-2}$ 对图 1(a)迭代 300 次的结果。图 1(d)是使用 TV-L¹ 方法(模型(3))中取 $\lambda = 1$ 对图 1(a)迭代 300 次的结果。图 1(e)是使用 LCA 方法(模型(5))中取 $\beta = 1.95 \times 10^{-5}$ 对图 1(a)迭代 20 次的结果。

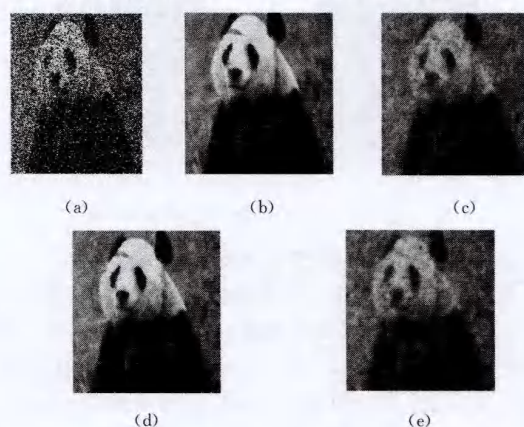


图 1 不同方法对椒盐噪声图像去噪的结果

3.2 对不同密度的高斯噪声的去除

图 2 示出 4 种方法对含较高密度高斯白噪声的 Lena 图像去噪的结果。图 2(a)是原 Lena 图像(256×256)被标准差为 0.2 的高斯白噪声污染所成的图像。图 2(b)是使用本文方法(模型(6))中取 $\alpha = 2 \times 10^{-2}, \beta = \lambda = 2 \times 10^{-5}$ 对图 2(a)迭代 20 次的结果。图 2(c)是使用 ROF 方法(模型(1))中取 $\alpha = 2 \times 10^{-2}$ 对图 2(a)迭代 150 次的结果。图 2(d)是使用 TV-L¹ 方法(模型(3))中取 $\lambda = 1$ 对图 2(a)迭代 150 次的结果。图 2(e)是使用 LCA 方法(模型(5))中取 $\beta = 2 \times 10^{-5}$ 对图 2(a)迭代 9 次的结果。

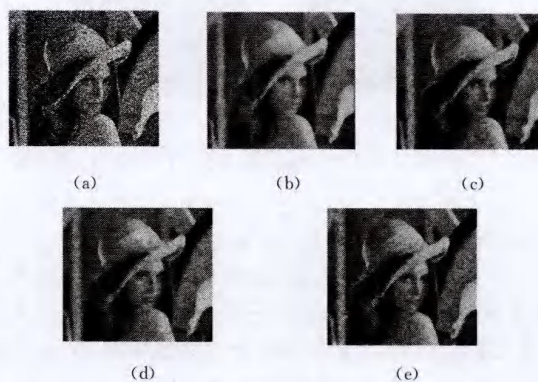


图 2 不同方法对高斯噪声图像去噪的结果

3.3 对斑点噪声的去除

图3示出4种方法对含较高强度的斑点噪声的辣椒图像去噪结果。图3(a)是原辣椒图像被强度为0.3的斑点噪声污染所成的图像。图3(b)是使用本文方法(模型(6))中取 $\alpha=1.5 \times 10^{-2}$, $\beta=2.5 \times 10^{-5}$, $\lambda=1$ 对图3(a)迭代20次的结果。图3(c)是使用ROF方法(模型(1))中取 $\alpha=1.5 \times 10^{-2}$ 对图3(a)迭代200次的结果。图3(d)是使用TV-L¹方法(模型(3))中取 $\lambda=1$ 对图3(a)迭代200次的结果。图3(e)是使用LCA方法(模型(5))中取 $\beta=2 \times 10^{-5}$ 对图3(a)迭代13次的结果。

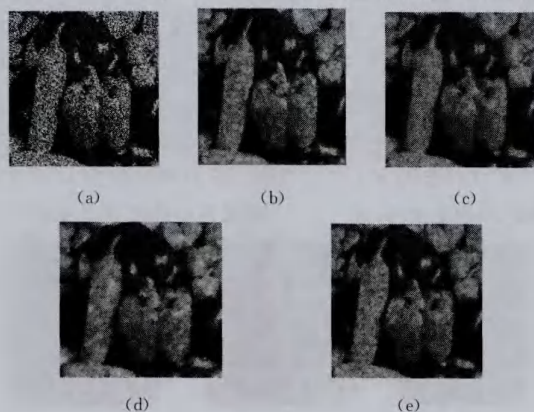


图3 不同方法对斑点噪声图像去噪的结果

3.4 对椒盐与泊松混合噪声的去除

图4(a)是原脑出血CT图像被泊松噪声与密度为50%的椒盐噪声混合污染所成的图像。图4(b)是使用本文方法(模型(6))中取 $\alpha=\beta=2 \times 10^{-5}$, $\lambda=0.7$ 对图4(a)迭代65次的结果。图4(c)是使用ROF方法(模型(1))中取 $\alpha=2 \times 10^{-2}$ 对图4(a)迭代300次的结果。图4(d)是使用TV-L¹方法(模型(3))中取 $\lambda=1$ 对图4(a)迭代300次的结果。图4(e)是使用LCA方法(模型(5))中取 $\beta=1.5 \times 10^{-5}$ 对图4(a)迭代30次的结果。

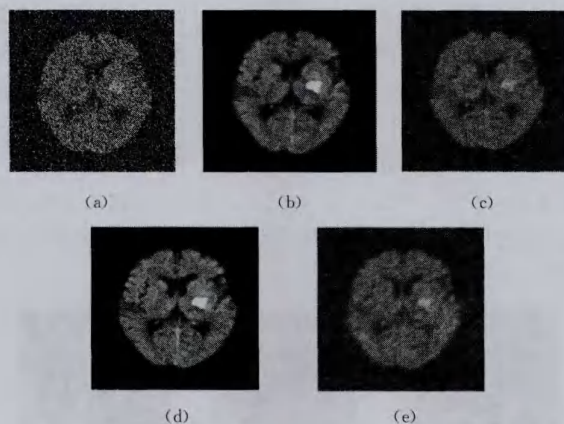


图4 不同方法对含泊松与椒盐混合噪声的CT图像去噪结果

对于图像去噪方法的评价,一种是基于视觉效果,另一种是定量的。从上面的实验图像中已明显看出本文方法的视觉效果更好。而定量方面,采用两种图像质量评价方法:峰值信噪比PSNR和结构相似度SSIM^[17], PSNR取值大于0, SSIM取值在[0, 1];它们的值越大,去噪效果越好。限于篇幅,表1仅列出了部分去噪结果的PSNR和SSIM的评价比较。

表1 4种方法对多种噪声图像去噪结果的性能比较

噪声密度	评价方法	噪声图像	本文方法	ROF方法	TV-L ¹ 方法	LCA方法
40%椒盐噪声	PSNR	8.93	25.78	17.54	24.74	17.79
	SSIM	0.07	0.76	0.37	0.63	0.38
30%高斯噪声	PSNR	11.63	22.47	22.07	22.06	22.25
	SSIM	0.17	0.61	0.54	0.54	0.57
30%斑点噪声	PSNR	12.67	22.94	22.66	21.77	22.74
	SSIM	0.31	0.69	0.65	0.62	0.66
泊松混合50%椒盐	PSNR	6.84	25.49	13.24	23.37	14.36
	SSIM	0.04	0.57	0.14	0.30	0.11

结束语 本文方法的出发点是综合几种经典的去噪方法的优点,使它们之间能优势互补,这比使用单一的去噪模型效果更好,所以应根据噪声的类型选择新模型中适当的权系数。

经过对一批图像的实验,在这里提出一些数据供参考。对于含较高密度椒盐噪声的图像,可取 $\alpha=\beta=2 \times 10^{-5}$ (不变), $\lambda=1.5$,迭代40次左右;对于含标准差较大的高斯白噪声的图像,可取 $\beta=\lambda=2 \times 10^{-5}$ (不变), $\alpha=2 \times 10^{-2}$,迭代20次左右;对于含较大强度斑点噪声的图像,可取 $\beta=2.5 \times 10^{-5}$, $\lambda=1$ (不变), $\alpha=1.5 \times 10^{-2}$,迭代20次左右。一般来说,要根据噪声密度的大小适当更改权系数值和迭代次数,噪声密度增大时,权系数值减小,迭代次数增加。

从实验的结果看,本文提出的方法能够去除不同类型的噪声和混合噪声,而且当噪声的密度增大时,选取的参数变动不大,得到的结果高于传统模型的PSNR、SSIM值,且速度快,说明了所提出的新模型对于噪声的鲁棒性和模型的普适性。

参考文献

- [1] Rudin L T, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica, 1992, 60: 259-268
- [2] 吴斌, 吴亚东, 张红英. 基于变分偏微分方程的图像复原技术[M]. 北京: 北京大学出版社, 2008
- [3] Vogel C, Oman M. Fast, robust total variation-based reconstruction of noisy, blurred images[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998(7): 813-824
- [4] 石玉英, 杨晓忠, 常谦顺. 图像恢复的全变分模型及数值方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013
- [5] Chan T F, Esedoglu S. Aspects of total variation regularized L¹ function approximation[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2005, 65(5): 1817-1837
- [6] Nikolova M. A variation approach to remove outliers and impulse noise[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20: 99-120
- [7] Chang Q, Chern I. Acceleration methods for total variation-based images denoising[J]. SIAMA J. Sci. Comput., 2003, 25: 982-994
- [8] Le T, Chartrand R, Aaaki T J. A variation approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 27: 257-263
- [9] Chen Y M, Wunderli T. Adaptive total variation for image restoration in BV space[J]. J. Math. Anal. Appl., 2002, 272: 117-137

(下转第314页)

效果。本文提出一种监督协同近邻保持投影算法,算法在类别信息的指导下构建近邻图,保持同类样本间的近邻关系,使嵌入空间呈多流形结构,对于表示过程中由于样本不足造成的表示误差,以近邻图外样本点集为过完备字典,利用人脸图像间的相似性协同表示这个误差,更加准确地表示了数据空间中样本点间的关系,准确发现数据的内在流形结构,提高了分类效果。实验表明:协同表示能够降低 NPE 中存在的表示误差,SCNPP 能够更加准确地发现数据流形结构,提高分类效果。

参考文献

- [1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of cognitive neuroscience, 1991, 3(1): 71-86
 - [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720
 - [3] Tenenbaum J B, Desilva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323
 - [4] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326
 - [5] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation[J]. Neural computation, 2003, 15(6): 1373-1396
 - [6] He Xiao-fei, Yan Shui-cheng, Hu Yu-xiao, et al. Face Recognition Using Laplacianfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 328-340
 - [7] He Xiao-fei, Cai Deng, Yan Shui-cheng, et al. Neighborhood preserving embedding[C]//Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China; IEEE Computer Society, 2005
 - [8] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227
 - [9] Cheng Bin, Yang Jian-chao, Yan Shui-cheng, et al. Learning with l1-graph for image analysis[J]. IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19(4): 858-866
 - [10] 郑浩, 金忠. 一种有监督的稀疏保持近邻嵌入算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 155-157
 - [11] Qiao Li-shan, Chen Song-can, Tan Xiao-yang. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341
 - [12] 相文楠, 赵建立. 监督型稀疏保持投影[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(29): 186-188
 - [13] 楼宋江, 赵小明, 张石清. 一种局部稀疏判别投影算法[J]. 光子·激光, 2013, 24(7): 1406-1409
 - [14] Zhang Lei, Yang Meng, Feng Xiang-chu. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain; IEEE Computer Society, 2011: 471-478
 - [15] Zhang Lei, Yang Meng, Feng Xiang-chu, et al. Collaborative representation based classification for face recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1204. 2358, 2012
 - [16] Lu Gui-fu, Lin Zhong, Jin Zhong. Face recognition using discriminant locality preserving projection based on maximum margin criterion[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(12): 3572-3579
 - [17] Phillips P J, Hyeonjoon M, Rizvi S A, et al. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1090-1104
 - [18] Martinez A M, Benavente R. The AR face database [R]. CVC Technical Report, 1998
 - [19] Georgiades A S, Belhumeur P N, Kriegman D. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643-660
 - [20] Lee K C, Ho J, Kriegman D. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 684-498
 - [21] Huang Jun-zhou, Huang Xiao-lei, METAXAS D. Simultaneous image transformation and sparse representation recovery[C]//Proc. of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK; IEEE Computer Society, 2008: 2323-2330
-
- (上接第 280 页)
- [10] Li F, Shen C M, Pi L. A new diffusion-based variational model for image denoising and segmentation [J]. J. Math. Imaging Vis., 2006, 26: 115-125
 - [11] Kim S. PDE-based image restoration: A hybrid model and image denoising[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2006, 15(5): 1163-1170
 - [12] Fan Qi-bin, Jiao Yu-ling, An overview of image restoration based on variational regularization[J]. Advance in Mathematic, 2012, 41(5): 531-546
 - [13] Zhu L X, Xia D S. Staircase effect alleviation by coupling gradient fidelity term[J]. Image and Vision Computing, 2008, 28(8): 1163-1170
 - [14] Rudin L I, Lions P L, Osher S. Multiplicative denoising and deblurring: Theory and algorithms[M]//Osher S, Paragios N, eds. Geometric Level Sets in Imaging Vision and Graphics. Berlin; Springer Verlag, 2003
 - [15] 冯象初, 王卫卫. 图像处理的变分和偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009
 - [16] Weickert J, e Romeny B M, Viergever M A. Efficient and reliable scheme for nonlinear diffusion and filtering[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7(3): 398-410
 - [17] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
 - [18] Evans L C, Gariepy R F. Measure theory and fine properties of functions[M]. Boca Raton; CRC Press, 1992