

基于局部 Hu 矩的非局部均值去噪算法

邹滨益, 刘 辉, 尚振宏, 李润鑫

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

摘 要: 针对非局部均值中度量邻域块间相似性不够准确的问题, 提出一种基于 Krawtchouk 多项式权重函数的局部 Hu 矩的去噪算法。将 Krawtchouk 多项式的权重函数与图像函数相结合构造几何矩的新的权重函数。利用几何矩权重函数得到新的中心矩。使用二阶和三阶中心矩构造 7 个不变矩组成特征矢量, 通过欧式距离度量邻域间特征矢量的相似性, 并与邻域块间的权重相结合得到新的权重。在不同噪声强度下的测试结果表明, 与原始非局部均值去噪算法相比, 该算法峰值信噪比与结构相似度都有明显提高。

关键词: 非局部均值; Hu 不变矩; 度量; 特征值; 权重; Krawtchouk 多项式

中文引用格式: 邹滨益, 刘 辉, 尚振宏, 等. 基于局部 Hu 矩的非局部均值去噪算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(3): 241-244.

英文引用格式: ZOU Binyi, LIU Hui, SHANG Zhenhong, et al. Non-local Mean Denoising Algorithm Based on Local Hu Moment[J]. Computer Engineering, 2018, 44(3): 241-244.

Non-local Mean Denoising Algorithm Based on Local Hu Moment

ZOU Binyi, LIU Hui, SHANG Zhenhong, LI Runxin

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

[Abstract] Aiming at the problem that the similarity between neighborhood blocks in non-local means is not accurate, a local Hu moment denoising algorithm based on Krawtchouk polynomial weighting function is proposed. By combining the weighting function of Krawtchouk polynomial and image function, a geometric moment new weighting function is constructed. The new center moment is obtained by using the constructed geometrical moment weighting function. A set of feature vectors are constructed by using two moment invariants with second order and third order center moments. The Euclidean distance is used to measure the similarity of the feature vectors in the neighborhood and the new weighting is obtained by combining the weighting with the neighborhood blocks. Experimental results under different intensities of noise, show that compared with the original non-local mean noise denoising algorithm, the peak signal to noise ratio and structural similarity are significantly improved.

[Key words] non-local mean; Hu invariant moment; measure; feature value; weighting; Krawtchouk polynomials

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.03.040

0 概述

图像去噪是数字图像处理领域中的重要研究内容, 其目的是为了去除掉图像在获取、传递的过程中所受到的噪声污染。

图像去噪有许多经典的算法, 如高斯滤波、中值滤波、均值滤波等, 这些算法虽然能够去除噪声, 但是纹理部分会产生模糊, 并且在噪声标准差较大的环境下取得的效果不够理想, 近年来出现了许多新的去噪方法, 如全变分^[1]、小波变换^[2]、偏微分方程^[3]、非局部均值去噪(NLM)^[4]等。其中非局部均值去噪方法是以块为单位进行比较, 利用图像块存在局部相似性的性质, 获得了良好的图像去噪效果。

但是该方法也有缺陷, 比如度量邻域块间相似性上不够准确。因此, 许多研究者对其进行了改进^[5-9]。文献[5]用梯度和均值作为阈值条件选出相似邻域, 但是梯度本身对噪声的鲁棒性不强。文献[6]利用均值和方差来找出相似邻域集, 并不能体现出图像细节信息。文献[7]提出高斯余弦型核函数来计算相似邻域, 但只是从噪声图像单一角度排除一部分不相似邻域。文献[8]利用双边滤波和非局部相结合, 重点突出相似邻域中心像素点提高相似性, 忽视了邻域的整体信息。文献[9]介绍了局部 k 矩, 即将 krawtchouk 矩与非局部相结合, 利用 k 矩能够提取局部特征而且具有较好的抗噪能力, 提取出 16 个特征值组成特征矢量, 使用欧式距离度量邻域间特征

基金项目: 国家自然科学基金(61462052, 31300938)。

作者简介: 邹滨益(1987—), 男, 硕士研究生, 主研方向为数字图像处理、模式识别; 刘 辉, 教授; 尚振宏, 副教授; 李润鑫, 讲师。

收稿日期: 2017-01-19 **修回日期:** 2017-03-10 **E-mail:** zby3529@126.com

矢量的相似度来代替邻域间块的相似度,它是用形状信息来度量邻域间的相似性,其目的是为了减少时间复杂度。文献[10]提到了局部 Hu 矩在有噪声的情况下能够很好地度量块之间的相似性。还有一些其他方法对非局部均值算法进行了改进^[11-14],这些方法在一定程度上提高了去噪效果,但因为欧式距离本身容易受到噪声的影响并且没有考虑图像块的旋转因素,从而会造成相似性度量不准确,而且随着噪声的强度变大,这种现象越严重。

为了提高度量的准确性,基于文献[10]的思想,本文提出一种基于 Krawtchouk 多项式权重函数的局部 Hu 矩算法。

1 非局部均值去噪算法

假如一幅离散图像为 $v = \{v(i) | i \in I\}$, 非局部均值去噪算法在每一点的灰度值为:

$$NL[v](i) = \sum w(i,j)v(j) \quad (1)$$

其中,权值 $w(i,j)$ 由像素 i 与像素 j 相似性所决定,并且满足 $0 \leq w(i,j) \leq 1$, 且 $\sum w(i,j) = 1, j \in I$ 。像素 i 与像素 j 的块分别为 $z(N_i)$ 与 $z(N_j)$, 并且通过计算 $z(N_i)$ 与 $z(N_j)$ 的欧式距离可以衡量块之间的相似性。即:

$$d(i,j) = \|z(N_i) - z(N_j)\|_{2,a}^2 \quad (2)$$

其中, $a > 0$ 为高斯核函数的标准差,欧式距离表示的权值定义为:

$$w(i,j) = \frac{1}{c(i)} \exp\left(-\frac{d(i,j)}{h^2}\right) \quad (3)$$

其中, $c(i) = \sum_{j \in I} \left(\frac{-d(i,j)}{h^2}\right)$ 为归一化常数, h 为平滑参数,主要用来控制指数函数的衰减速度。本文用 1 个负指数函数来体现权重的大小,2 个像素的相似度越高,则权重越大,相似度越低,则权重越小。

2 局部 Hu 矩的非局部均值去噪算法

2.1 Krawtchouk 多项式

Krawtchouk 多项式如式(1)所示。

$$k_n(x;p,N) = \sum_{k=0}^N a_{k,n,p} x^k = {}_2F_1\left(-n, -x; -N; \frac{1}{p}\right) \quad (4)$$

其中, $x, n = 0, 1, \dots, N, N > 0, p \in (0, 1)$, ${}_2F_1$ 为超比函数,定义为:

$${}_2F_1(a, b; c; z) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(a)_k (b)_k}{(c)_k} \times \frac{z^k}{k!} \quad (5)$$

其中, $(a)_k$ 为降阶幂,定义为:

$$(a)_k = a(a+1), \dots, (a+k-1) = \frac{\Gamma(a+k)}{\Gamma(a)} \quad (6)$$

一维图像 Krawtchouk 多项式权重函数为:

$$w(x;p,N) = \binom{N}{x} p^x (1-p)^{N-x} \quad (7)$$

加权 Krawtchouk 多项式定义为:

$$\bar{k}(x;p,N) = k_n(x;p,N) \sqrt{\frac{w(x;p,N)}{P(n;p,N)}} \quad (8)$$

$$p(x;p,N) = (-1)^n \left(\frac{1-p}{p}\right)^n \frac{n!}{(-N)_n} \quad (9)$$

在二维图像 $f(x,y)$ 中, Krawtchouk 多项式权重函数定义为:

$$w(x,y;p_x,p_y) = \sqrt{w(x;p_x,N-1)w(y;p_y,M-1)} \quad (10)$$

几何矩新的矩函数定义为:

$$\bar{f}(x,y) = w(x,y;p_x,p_y)f(x,y) \quad (11)$$

其中, $f(x,y)$ 表示图像函数,通过图像函数与 Krawtchouk 矩的权值函数相结合生成一个新的函数。

2.2 局部 Hu 矩的 NLM 算法

Hu, M. K 在 1962 年利用代数不变距理论^[15]构造了 7 个不变距(简称 Hu 矩),这 7 个不变矩具有平移、旋转与尺度不变性,可对空间区域形状进行描述,被广泛应用于图像匹配中,但是其抗噪能力不强。本文通过 Krawtchouk 多项式的权重函数式(10)与图像函数相结合,构造出几何矩新的权重函数式(11),并定义新的几何矩和新的中心距分别为:

$$\bar{M}_{nm} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} x^n y^m \bar{f}(x,y) \quad (12)$$

$$\bar{\mu}_{nm} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (x-\bar{x})^n (y-\bar{y})^m \bar{f}(x,y) \quad (13)$$

归一化的中心距定义为:

$$\bar{\eta}_{nm} = \frac{\bar{\mu}_{nm}}{(\bar{M}_{00})^{\frac{n+m}{2}+1}}$$

通过二阶和三阶归一化中心距构造出 7 个不变矩定义为:

$$\bar{I}_1 = \bar{\eta}_{20} + \bar{\eta}_{02}, \bar{I}_2 = (\bar{\eta}_{20} - \bar{\eta}_{02})^2 + 4\bar{\eta}_{11}^2$$

$$\bar{I}_3 = (\bar{\eta}_{30} - 3\bar{\eta}_{12})^2 + (3\bar{\eta}_{21} - \bar{\eta}_{03})^2$$

$$\bar{I}_4 = (\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 + (\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2$$

$$\bar{I}_5 = (\bar{\eta}_{30} - 3\bar{\eta}_{12})(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})[(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 - 3(\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2] + (3\bar{\eta}_{21} - \bar{\eta}_{03})(\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})[3(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 - (\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2]$$

$$\bar{I}_6 = (\bar{\eta}_{20} - \bar{\eta}_{02})[(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 - (\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2] + 4\bar{\eta}_{11}(3\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})(\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})$$

$$\bar{I}_7 = (3\bar{\eta}_{21} - \bar{\eta}_{03})(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})[(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 - 3(\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2] - (\bar{\eta}_{30} - 3\bar{\eta}_{12})(\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})[3(\bar{\eta}_{30} + \bar{\eta}_{12})^2 - (\bar{\eta}_{21} + \bar{\eta}_{03})^2]$$

将 7 个不变矩定义成一组特征矢量:

$$\mathbf{I} = [\bar{I}_1, \bar{I}_2, \bar{I}_3, \bar{I}_4, \bar{I}_5, \bar{I}_6, \bar{I}_7]$$

使用欧式距离度量特征矢量间的相似度定义为:

$$d_1(\mathbf{z}^q, \mathbf{z}') = \sum_{i=1}^T (\mathbf{z}^q - \mathbf{z}')^2$$

其中, \mathbf{z}^q 代表查询图像的特征矢量, \mathbf{z}' 代表目标图像的特征矢量, T 代表维度。

则特征矢量间权重表达式为:

$$w_s = \exp\left(\frac{-d_1}{\lambda}\right) \quad (14)$$

新的权重公式为:

$$w_m = w_s \cdot w \quad (15)$$

将新的权重式(15)带入式(1),得到新的滤波公式为:

$$NL[v](i) = \sum w_m(i,j)v(j) \quad (16)$$

2.3 算法流程

算法流程如下:

步骤1 在噪声图像中计算 Krawtchouk 多项式的权重函数。

步骤2 通过 Krawtchouk 多项式的权重函数与图像函数相结合构造出几何矩的新的权重函数。

步骤3 利用构造的几何矩的权重函数得到新的中心距。

步骤4 利用步骤3中得到的中心距构造出7个不变矩组成一组特征矢量。

步骤5 使用欧式距离公式计算邻域间特征矢

量的权重。

步骤6 将步骤5中的权重与邻域块间的权重相结合得到一个新的权重。

3 实验结果与分析

分别给出原始的 Lena 图像、Cameraman 图像的实验结果对比图以及在不同噪声强度下的 PSNR 和 SSIM 值的比较,如表1、图1所示。图2、图3分别给出了噪声标准差为20时,Lena 图像与 Cameraman 图像的细节对比。从图2(e)中可以看出,Lena 图像的羽毛部分更有层次感。从图3(e)中可以看出,Cameraman 图像的手的轮廓部分比原始的非局部去噪算法和 SSIM-NLM 算法更加清晰。这是因为通过 Krawtchouk 多项式的权重函数而得到的局部 Hu 矩不光具有旋转、平移、尺度不变性,而且对噪声具有较强的鲁棒性。因此,能够更加准确地度量块之间的相似性,从表1中可以看出,本文提出的算法在峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)上都好于原始的非局部均值去噪算法。

表1 在不同噪声强度下的 PSNR 和 SSIM 值比较

实验图像	噪声标准差	含噪图像		非局部均值去噪		SSIM-NLM 算法		本文算法	
		PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Lena	10	28.184 1	0.702 1	32.930 9	0.911 0	33.014 1	0.912 1	33.057 3	0.913 8
	20	22.290 6	0.460 6	28.881 8	0.818 4	28.987 5	0.822 2	29.215 7	0.825 9
	30	18.884 6	0.331 9	27.336 1	0.754 0	27.504 1	0.756 9	27.862 6	0.765 1
	40	16.566 4	0.252 4	25.949 5	0.620 2	26.127 4	0.625 8	26.628 7	0.637 3
Cameraman	10	28.298 7	0.640 3	31.771 3	0.899 6	31.818 0	0.901 3	31.934 7	0.902 7
	20	22.470 4	0.414 1	28.896 7	0.797 5	29.012 1	0.799 2	29.235 9	0.805 1
	30	19.001 6	0.301 2	27.542 4	0.720 9	27.687 5	0.724 1	27.968 2	0.732 7
	40	16.650 1	0.239 8	25.117 3	0.600 5	25.267 4	0.604 9	25.813 2	0.622 4



图1 噪声标准差为20的噪声实验对比

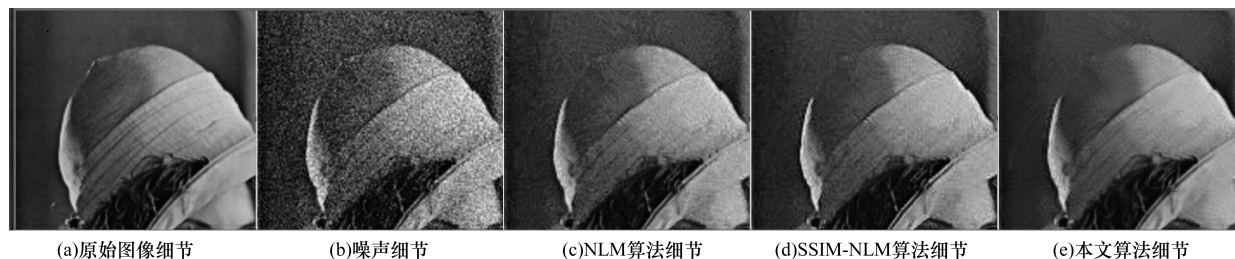


图 2 Lena 图像细节对比

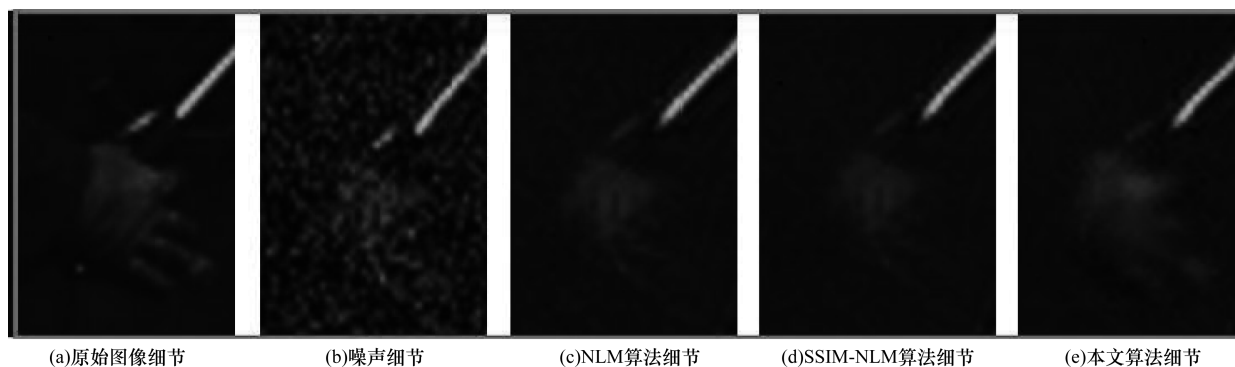


图 3 Cameraman 图像细节对比

4 结束语

本文分析了非局部均值去噪算法,针对该算法中度的不准确性,提出一种改进的非局部均值去噪算法,采用几何信息与灰度信息相结合的方法来度量块之间的相似度。实验结果表明,相对于原始的非局部均值方法,该算法在 PSNR 和 SSIM 上都有一定的提升。但是本文算法时间复杂度较大,因此如何优化时间复杂度是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] 余丽红,冯衍秋,陈武凡.基于自适应正则化的全变分去噪算法[J].中国图象图形学报,2009,14(10):1950-1954.
- [2] 天沛,李庆周,马平,等.一种基于小波变换的图像去噪新方法[J].中国图象图形学报,2008,13(3):394-399.
- [3] 王新楼,乔明,邹谋炎.一种基于偏微分方程的 SAR 图像去噪方法[J].电子与信息学报,2005,27(9):1365-1369.
- [4] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Non-local Algorithm for Image Denoising [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 60-65.
- [5] MAHMOUDI M, SAPIRO G. Fast Image and Video Denoising via Nonlocal Means of Similar Neighborhoods [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(12): 839-842.
- [6] COUPE P, YGER P, PRIMA S, et al. An Optimized Blockwise Non-local Means Denoising Filter for 3D Magnetic Resonance Images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(4): 425-441.
- [7] 刘晓明,田雨,何徽,等.一种改进的非局部均值图像去噪算法[J].计算机工程,2012,38(4):199-201.
- [8] 韩震,王红斌,余正涛,等.双边非局部均值滤波图像去噪算法[J].传感器与微系统,2016,33(6):124-131.
- [9] WU Yiquan, DAI Yimian. Fast Non-local Means Algorithm Based on Krawtchouk Moments [J]. Journal of Tianjin University, 2015, 21(2): 104-112.
- [10] SIT A, KIHARA D. Comparison of Image Patches Using Local Moment Invariants [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 2369-2379.
- [11] ZHONG Hua, YANG Chen, ZHANG Xiaohua. A New Weight for Nonlocal Means Denoising Using Method Noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(8): 535-538.
- [12] DELEDALL C A, DUVAL V, SALMON J. Non-local Methods with Shape Adaptive Patches [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2012, 43(2): 103-120.
- [13] ZENG W L, LU X B. Region-based Non-local Means Algorithm for Noise Removal [J]. Electronics Letters, 2011, 47(20): 1125-1127.
- [14] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [15] HU M. Visual Pattern Recognition by Moment Invariants [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.