

一类未知噪声模型的图像去噪方法^①

彭 宏¹, 赵海英^{2,3}, 黄甜甜³

¹(新疆师范大学 网络教育学院, 乌鲁木齐 830054)

²(新疆师范大学 计算机科学技术学院, 乌鲁木齐 830054)

³(北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 图像中包含噪声不仅会降低图像质量, 而且严重影响后续相关算法的有效性。高效稳健的去噪方法对于各类信号处理非常重要。为了改善实际夜间远程拍摄图像的质量, 引入五种图像降噪方法。首先在合理推导噪声模型的基础上, 引入 Kalman 滤波器去除夜空图像背景噪声; 然后分别进行中值滤波、均值滤波、维纳滤波和无参估计的均值漂移算法去除实际夜空图像噪声; 最后分析比较五种去噪方法, 并给出不同算法的信噪比与峰值信噪比。实验结果: 五种降噪方法虽不同程度地降低了夜空图像噪声影响, 但均值漂移算法较好地保持了图像有用信息和边缘特征, 而且算法不需考虑噪声模型。结论: 均值漂移算法展示出在这一类未知噪声模型的夜空背景降噪中的优势。

关键词: 未知噪声模型; 均值漂移; 噪声均方估计; Kalman 滤波

Image Denoising Method with Unknown Noise Model

PENG Hong¹, ZHAO Hai-Ying^{2,3}, HUANG Tian-Tian³

¹(College of Network Education, Xinjiang Normal University, Urumqi, 830054, China)

²(College of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China)

³(School of Information Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: Noise of image does not only reduce the quality of image but also interferes with the validity of correlative processing arithmetic seriously. Therefore, effective and robust methods of removing noise are very important for various signal processing. To improve quality of the actual distance remote control image in the paper, MeanShift algorithm of no parameter estimation is introduced and five methods of removing image noise are compared. Firstly, based on the reasonable assume to be noise model to remove image noise. Kalman filtering is used to remove noise. Then median filtering, mean filtering and Wiener filtering are performed separately. Finally, MeanShift algorithm is applied to remove noise. Experimental results show the five methods which are used in this paper reduce the noise in the night sky image to varying degrees. Moreover MeanShift algorithm in image denoising keeps the detail information and edge character of the image better. Compared with the five traditional filtering methods, MeanShift algorithm shows the advantage in image denoising of the actual night sky image background noise.

Key words: unknow noise; MeanShift; estimation of noise variance; Kalman filtering

1 引言

图像去噪的目的在于消除混杂在图像中的噪声干扰, 达到改善图像质量、强化图像的特征信息的目的。图像去噪技术从图像处理的流程来讲属于图像的预处

理阶段, 是整个图像处理过程的首要步骤, 它为后续的图像检索、压缩等提供基础保障。因此, 研究图像去噪对于图像处理有着重要意义。

常用去除图像噪声的方法根据所在信号域不同,

① 基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金(2011211A029)

收稿时间:2011-04-11;收到修改稿时间:2011-06-15

分为空间域去噪方法和变换域去噪方法。空间域去噪方法是对图像平面(空间域)中的像素点直接处理,而变换域去噪方法则是先对图像经某种数学变换(通常是傅里叶变换、小波变换等),然后在变换域中对图像的参数、系数进行调整修正,最后经过各自相应的反变换得到去噪后的恢复图像,变换域方法主要是指频率域和小波域去噪方法。

但是这些方法大都是依据已知图像噪声特点或者统计特性等知识对其进行处理,而实际图像噪声的随机性使得噪声的统计特性不容易确定,滤波效果受到限制。本文是基于一组在夜间远程拍摄的视频序列图像进行研究,拍摄的图像具有背景与实物对比度小,噪声干扰大的特点,因此难以用常规图像去噪的方法予以解决。为此,论文首先分析实际夜空图像背景噪声,选择图像的平滑区域;然后对度量的平滑区域进行噪声方差估计,合理推导出未知噪声模型为高斯有色噪声;最后引入均值漂移算法进行图像噪声平滑,有效地去除了实际图像的噪声。

2 相关工作

噪声一般被理解为是由某种或者多种不确定因素造成的,一般采用统计的方式来描述。估计图像噪声的方法一般分为三种:1)基于平滑的方法,即用有噪图像减滤波去噪后的图像来估计噪声大小。这要求所使用的滤波器不但能够有效地去除噪声,同时又能保持图像的边缘细节。Olsen 提出的方法对图像包含较多边缘和纹理容易产生噪声严重过估计问题^[1]。2)基于小波的方法,先对图像做小波变换,根据图像能量主要集中在尺度大的子带,尺度小的高频子带系数幅度较小,其能量较低。对于较大噪声估计时,可将最高频率子带的系数看成全部是噪声,以此估计噪声的标准方差^[2,3]。3)基于块的方法,将噪声图像划分成若干块区域,并根据平滑区域估计每块噪声大小,然后用数学统计方法对整个图像噪声进行估计^[4-6]。

由于边缘、纹理信号与噪声信号之间具有某些共同的特点,在上述噪声估计算法中,容易将边缘和纹理信号误认为是噪声信号,对噪声产生过估计。为了获得较好的噪声估计效果,论文选取估计噪声的平滑区域的标准是尽量避免将较多原始图像的边缘和纹理信号纳入噪声信号。

根据估计的噪声模型,选择不同的去噪算法,常

用去噪算法有均值滤波、中值滤波^[7,8]、巴特沃斯低通滤波、维纳滤波^[9,10]以及高斯滤波等。

3 未知噪声模型的图像噪声估计

对一类在夜间远程拍摄的实际图像进行滤波去噪处理,恢复其原始图像的特征信息。但由于图像背景与实物的对比度较小,随机噪声干扰大且噪声类型未知,因此必须先进行噪声类型分析。其处理流程如下:



图 1 噪声类型估计流程图

3.1 噪声估计方法的描述

设图像信号为灰度图像的二维分布表示为 $f(x,y)$,噪声则用 $n(x,y)$ 来表示。噪声是随机信号因而需用随机过程来描述,即需要知道其分布函数和密度函数,但在通常情况下这些密度函数很难测出或描述,甚至是不可能得到的。因此常用统计特征来描述噪声过程如:均值、方差、协方差、相关函数等。

3.2 选取平滑邻域块

夜空远程图像中背景与实物的对比度较小,其随机噪声干扰在整幅图像中分布一致。为了能够准备估计图像噪声,在分析了实现图像序列基础了,发现所有图像都有一个背景相对较简单的区域,为此手工选取背景相对较简单的一个较小区域作为平滑区域进行噪声估计,如图 2 所示。



图 2 平滑区域选择

3.3 估计图像噪声模型

首先选取背景相对简单某个小区域作为平滑区域,然后对所选区域像素的灰度值逐个地递减 1,并

对递减 1 后的区域像素分别求取均值和方差，依此分析并寻找区域图像均值和方差变化规律。根据图像特点，可知随着灰度值的递减图像噪声影响实际在不断放大，实验结果也证实图像的均值在变大，方差在变小，但是随着灰度值的不断递减 1，在某一时刻，方差反增不减，此时可认为噪声对图像影响最大，并依此作为噪声图像进行方差估计。实验中当图像递减到 46 时出现方差反增不减现象，为此，论文求出区域递减 46 的图像进行估计噪声，求其直方图（图 3），从图中可以看出符合高斯分布。故估计实际图像的噪声类型符合高斯分布。

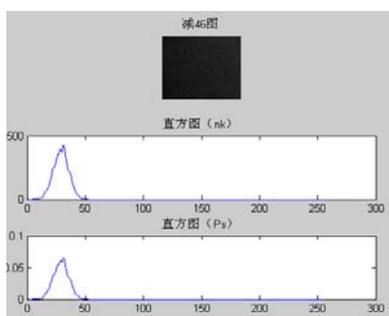


图 3 图像噪声的类型估计

4 基于均值漂移的图像去噪方法

从非参数统计的角度来看，图像去噪可以看作是一个概率密度估计的问题。而 MeanShift（均值漂移）^[11] 概念最早是 1975 年由 Fukunaga 等人在一篇于概率密度梯度函数的估计中提出来的。其最初含义就是偏移的均值向量，随着 MeanShift 理论的发展其相应的含义也发生了一些变化，通常我们提到的 MeanShift 算法一般是指一个迭代的步骤，其原理步骤为先算出当前点的偏移均值并移动该点到其偏移均值，随后以此偏移均值为新的起始点计算其新的偏移均值和继续移动，直到满足一定的条件结束。

4.1 Mean-Shift 原理

给定 d 维空间 R^d 中的 n 个样本点 $x_i, i = 1 \dots n$ 。在 x 点的 Mean-Shift 向量的基本形式定义为：

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (1)$$

式中： S_h 是一个半径为 h 的高维球区域，满足以下关系的 y 点的集合。

$$S_h(x) = \{y : (y - x)^T (y - x) \leq h^2\} \quad (2)$$

k 为在这个 n 个样本点 x_i 中，有 k 个点落入 S_h 区

域中。

可以看到这 $(x_i - x)$ 是样本点 x_i 相对于 x 的偏移向量，式(1)定义的 Mean-Shift 向量 $M_h(x)$ 就是对落入区域 S_h 中的 k 个样本点 x 相对于 x 的偏移向量求和然后再平均。从直观上看，如果样本点 x_i 从一个概率密度函数 $f(x)$ 中采样得到，由于非零的概率密度梯度指向概率密度增加最大的方向，因此从平均上来说， S_h 区域的样本点更多的落在沿着概率密度梯度的方向。因此，对应的 Mean-Shift 向量 $M_h(x)$ 应该指向概率密度梯度的方向。如图 1 所示。

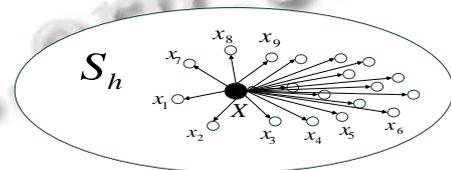


图 1 MeanShift 原理示意图

从式(1)可以看出，只要落入 S_h 的采样点，无论其离 x 远近，对最终的 $M_h(x)$ 计算的贡献是一样的。然而，离 x 越近的采样点对估计 x 周围的统计特性越有效，因此引入核函数的概念，在计算 $M_h(x)$ 时可以考虑距离的影响；同时也可以认为在这所有的样本点 x_i 中，重要性并不一样。因此对每个样本都引入一个权重系统^[11]。如此一来就可以把基本的 Mean-Shift 形式扩展为：

$$M_h(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n K_H\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) (x_i - x)}{\sum_{i=1}^n K_H\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (3)$$

核函数是 Mean-Shift 跟踪的重要组成部分，在 Mean-Shift 中，有两类核函数经常被用到，他们分别是单位均匀核函数或单位高斯函数。

Mean-Shift 迭代算法

把式(3)的 x 提到求和号外面来，可得式(4)，

$$M_h(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n K_H\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) (x_i - x)}{\sum_{i=1}^n K_H\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} - x \quad (4)$$

把式(4)右边的第一项记为 $m_h(x)$ ，即

$$M_h(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (5)$$

给定一个初始点 x ，核函数 $K(x)$ ，容许误差 ϵ ，Mean-Shift 算法循环执行下面 3 步，直到满足结束条件：

step1: 计算 $m_h(x)$;

step2: 如果 $\|m_h(x)\| \leq \varepsilon$, 结束循环, 若不然, 向下执行;

step3: 把 $m_h(x)$ 赋值给 x , 继续执行 1)。

由式(4)知道, $m_h(x) = x + M_h(x)$, 因此上面步骤也就是不断的沿着概率密度的梯度方向移动, 同时步长不仅与梯度大小有关, 也与该点的概率密度有关, 在密度大的地方, 更接近我们要找的概率密度峰值。Mean-Shift 算法一定会收敛到该点附近的峰值, 这一收敛性由文献[13]给出证明。

5 Kalman滤波方法

本文 Kalman 滤波^[14,15]选用较为普遍应用的 NSHP (non-symmetric half plane) 模型。NSHP 模型描述图像过程简便, 而且能抓住图像的本质特征, 通过图像信息之间的相关性来传递图像信息变化, 能得到较为准确和实用的有用信息。N 阶 NSHP 模型^[13]公式如下:

$$x(m, n) = \sum_{R_\odot} f_{kl} x(m-k, n-l) + w(m, n) \tag{1}$$

其中, $R_\odot = \{k=0, 0 < l \leq N\} \cup \{k > 0, -N \leq l \leq N\}$, w 为高斯白噪声, f_{kl} 为图像信息相关系数, 它的值可以通过最小二乘法拟合得到。基于图像的 NSHP 模型建立状态方程和观测方程可以表示如下:

$$X(m, n) = FX(m, n-1) + w(m, n) \tag{2}$$

$$r(m, n) = HX(m, n) + v(m, n) \tag{3}$$

式中:

$$F = \begin{bmatrix} f_0 & f_1 & \dots & \dots & f_{m \times N} \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix};$$

$$[x(m, n), x(m, n-1), \dots, x(m, n-N+1)]^T;$$

$$x(m, n) = x(m-1, n), \dots, x(m-1, n-N+1); \dots ;$$

$$x(m-N+1, n), \dots, x(m-N, n-N+1)]$$

$$H = [1, 0, 0, \dots, 0], \quad w(m, n) = [w(m, n), 0, 0, \dots, 0]^T$$

卡尔曼滤波器对于白噪声且方差可知的噪声作用效果较明显, 但本文实际工程图像的方差估计为高斯分布。因此为了能处理观测噪声为高斯有色噪声, 就需要改写观测方程(3)式, 然后在将其运用卡尔曼滤波算法。一般情况下, 是将有色噪声通过成形滤波器^[16]将其化为白噪声, 假定 $v(m, n)$ 为有色噪声序列, 将其

用成形滤波器表示为:

$$v(m, n) = \psi(m, n)v(m, n-1) + n(m, n-1) \tag{4}$$

其中 $n(m, n)$ 为均值为零的白噪声序列, $\psi(m, n+1) = e^{-\lambda|x(m, n+1)-x(m, n)|}$ 为成形滤波器转移矩阵。将(4)式代入(3)式可得:

$$r(m, n) = Hx(m, n) + \psi(m, n)v(m, n-1) + n(m, n-1) \tag{5}$$

将(5)式乘以 $\psi(m, n)$ 得到下式:

$$\begin{aligned} \psi(m, n)r(m, n-1) \\ = \psi(m, n)Hx(m, n-1) + \psi(m, n)v(m, n-1) \end{aligned} \tag{6}$$

将(5)式和(6)式相减得下式:

$$\begin{aligned} r(m, n) - \psi(m, n)r(m, n-1) \\ = Hx(m, n) - \psi(m, n)Hx(m, n-1) + n(m, n-1) \end{aligned} \tag{7}$$

令 $z(m, n-1) = r(m, n) - \psi(m, n)r(m, n-1)$, 并将(2)式代入(7)式可化简得到:

$$\begin{aligned} z(m, n-1) \\ = [HF - \psi(m, n)H]x(m, n-1) + Hv(m, n-1) + n(m, n-1) \end{aligned} \tag{8}$$

等式(8)即为所求的等效图像观测方程, 令 $M = HF - \psi(m, n)H$, $z(m, n)$ 为等效的观测值。此时观测方程中的观测噪声为白噪声, 可以将其应用卡尔曼滤波算法。具体 Kalman 滤波去噪步骤如下:

- step1: 选择合适的图像模型
- step2: 估计观测噪声方差阵
- step3: 估计过程噪声方差阵
- step4: 设置初始值
- step5: Kalman 滤波器预测
- step6: Kalman 滤波器更新

6 仿真实验与分析

复杂背景下的图像序列去噪, 是基于一组在夜间远程拍摄的图像序列展开的研究, 实际图像具有背景与实物对比度小, 噪声干扰大的特点, 进行大量噪声去除的仿真实验。



图 5 复杂背景下的带噪图像

实验 1: 基于 3*3 的中值滤波



(a) 原始图像 (b) 3*3 中值滤波

图 6 中值滤波

实验 2: 基于 3*3 和 5*5 的均值滤波



(a) 原图像 (b) 3*3 均值滤波 (c) 5*5 均值滤波

图 7 均值滤波

实验 3: 基于 3*3 和 5*5 的维纳滤波



(a) 原图像 (b) 3*3 维纳滤波 (c) 5*5 维纳滤波

图 8 维纳滤波

实验 4: 基于 Kalman 滤波的图像去噪



图 9 kalman 滤波去噪

实验 4: 基于 MeanShift 的图像去噪

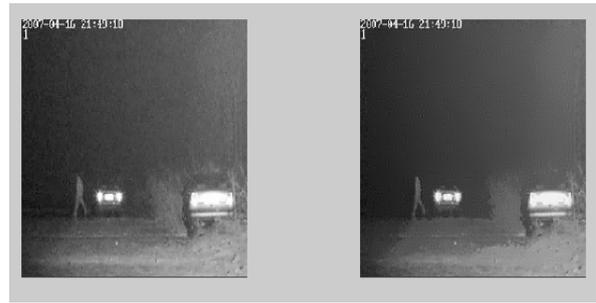


图 10 MeanShift 算法去噪

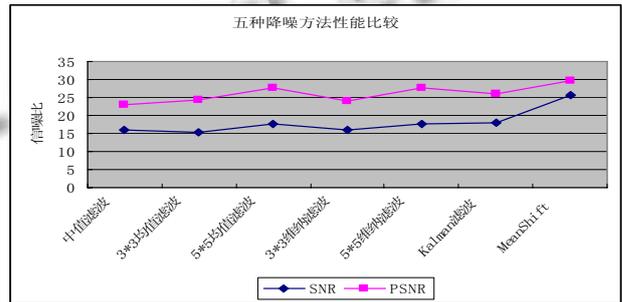


图 11 各种方法的信噪比与峰值信噪比

分析: 1) 从试验图像中可以看出, 中值滤波后的图像有了一定程度上的清晰, 减少了图像中部分噪声点的干扰, 同时能很好地保持信号的细节信息(如: 边缘轮廓、细节等重要信息), 但是对于图像中噪声的作用效果不理想, 使得图像中残留了很多的噪声信息。究其原因是因为实际图像的噪声模型是高斯有色噪声, 不是椒盐白噪声。

2) 从实验结果上可以看出均值滤波对噪声也有一定的抑制作用, 图像的对比度也相对较大一些。但是图像中的噪声滤除不彻底、图像恢复不完全, 图像轮廓信息出现了一定程度的模糊现象。

3) 维纳滤波器主要是用来处理高斯白噪声, 且有很好的实际应用效果。后来人们在维纳滤波器的基础上发展了很多的改进算法以及变换域中的维纳滤波。不过维纳滤波方法只能适用于平稳信号的处理, 对于非平稳信号的处理和分析束手无策, 论文待去噪图像是非平稳噪声, 所以效果也不显著。

4) 卡尔曼滤波器对于平衡噪声类型, 如白噪声且方差可知的噪声作用效果较明显, 但本文为实际工程图像其方差统计特性未知, 所以不仅要先估计噪声模型, 而且还要对卡尔曼滤波器进行扩展改进, 使其能在实际图像中观测噪声为有色且方差未知时得到很好

的应用。但实验结果发现去除噪声效果不理想而且会丢失图像细微的细节信息。也进一步说明噪声未知图像的去噪仍然是一个挑战性问题。

5) 基于 MeanShift 算法的去噪结果如图 10 所示。MeanShift 算法对于混存在图中噪声具有很好的平滑作用, 因此可以得到很好的效果, 去噪后的图像信息明显变得清晰和光滑, 其 SNR 为 25.5762。

7 结论

论文分析实际夜空图像背景噪声, 选择平滑区域进行噪声方差估计, 合理推导出未知噪声模型为高斯有色噪声; 最后通过 MeanShift 算法有效地去除了实际图像的噪声。同时仿真对图像进行中值滤波、均值滤波、维纳滤波等常用滤波去噪, 与 MeanShift 算法进行实验结果对比。分析和比较了常用去噪算法一般是对噪声模型已知的基础上实现的不足, 表明了本文的 MeanShift 去噪算法的优越性, 但是也发现 MeanShift 有过平滑的问题存在, 如果优化或组合 MeanShift 去噪算法是下一步研究的方向。

参考文献

- 1 Olsen SI. Estimation of noise in images: An evaluation. *Graphical Models and Image Processing*, 1993,55(4):319-323.
- 2 LDonoho DL, Johnstone IM. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*, 1994,81:425-455.
- 3 Lin ZM, Kang XL. EM algorithm for estimating the noise deviation of the iamge in the wavelet domain. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2001,20(3):199-203.
- 4 Amer A, Dubois E. Fast and reliable structure oriented video noise estimation. *IEEE Trans. on Circuits and System fornVideo Technology*, 2005,15(1):113-118.
- 5 Rank K, Lendl M, Unbehauen R. Estimation of image noise variance. *Vision, Image and Signal Processing*, 1999,146(2): 80-84.
- 6 Konstantinides K, Natarajan B, Yovanof GS. Noise estimation and filtering using block based singular value decomposition. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997,6(3):479-483.
- 7 Hwang H, Haddad RA. Adaptive median filters:new algorithms and results. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995,4(4):499-502.
- 8 Yang R, Yin L, Gabbouj M. Optimal Weighted Median Filtering Under Structural Constraints. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1995,43(3):591-604.
- 9 Wang ZJ, Qu CW. Denoising Images Using Wiener Filter in Directionalet Domain. *IEEE International Conference on Control and Automation, and In Intelligent Agents*. 2006.
- 10 Portilla J, Strela V, Wainwright MJ, Simoncelli EP. Adaptive Wiener Denoising using a Gaussian Scale Mixture Model in the wavelet Domain. *Proc. of the 8th International Conference of Image Processing*. Greece, October 2001.
- 11 Comaniciu D, Meer P. Mean Shift Analysis and Applications. *IEEE Trans*, 1999,39(1):790-796.
- 12 Oshima N, Saitoh T, Shi RK. Real Time Mean Shift Tracking using Optical Flow Distribution SICE-ICASE International Joint Conference, Bexco, Busan, Korea, 2006: 4316-4320.
- 13 文志强, 蔡自兴. Mean Shift 算法的收敛性分析. *软件学报*, 2007,18(2):205-213.
- 14 Woods JW, Radewan CH. Kalman filtering in two dimensions. *IEEE Trans. on Theory*, 1977,23(4):473-482.
- 15 齐志华, 张丽. Kalman 滤波在辐射图像降噪处理中的应用. *清华大学学报*, 2005,45(3):231-237.
- 16 徐常胜, 孙新丁, 等. X 射线投影图像的自适应卡尔曼滤波方法研究. *清华大学学报*, 1996,36(10).