

一种散斑模式的噪声统计模型与自适应滤波方法*

杨亦兵 何振亚

(东南大学无线电工程系 南京 210096)

摘要 本文介绍了一种实际散斑模式的数学模型和噪声统计模型,并提出了一种针对这种模型的自适应次优滤波方法。文中在分析了散斑模式及其噪声性质的基础上,利用其局部方向性特征,结合最优线性滤波器和非线性滤波器的特点,对线性最小均方误差滤波器进行了自适应逼近。实验结果表明,对散斑模式而言,本文的滤波方法与其它常用的图象滤波方法相比,具有更好的去噪和边缘保护性能,并且具有较好的滤波韧性。

关键词 散斑模式,噪声,自适应滤波

1 引言

由于散斑是相干光或部分相干光被光学粗糙表面或不均匀媒介散射而在空间形成的随机分布的光强场。而散斑模式则是通过记录不同条件下的散斑场产生的,其形成过程导致了它不可避免地含有散斑噪声、颗粒噪声和其它噪声。如果不经过特别的光学处理,散斑条纹一般表现为密集的颗粒形式,要想直接而准确地从中提取有用信息是比较困难的。本文针对这种情况,提出了一种自适应次优滤波方法,在尽可能不丢失边缘信息的前提下,同时滤除散斑模式中的各种噪声。

2 噪声统计分析

散斑模式中的主要噪声是光学噪声,包括散斑噪声、胶片颗粒噪声等信号相关噪声和脉冲噪声等其它噪声,它们都可以被看作为平稳随机过程。通常的胶片颗粒噪声、光电子散斑噪声可用函数 $f(s) = s^p$ 来表示。

2.1 胶片颗粒噪声的统计描述

胶片颗粒噪声的经典模型可用胶片曝光密度 $D(x, y)$ 的 Gauss 分布来表示^[1]:

$$P[D(x, y)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_D^2(x, y)}} \exp\left[-\frac{(D(x, y) - \mu_D(x, y))^2}{2\sigma_D^2(x, y)}\right], \quad (1)$$

1993-05-18 收到,1994-01-04 定稿

* 国家自然科学基金资助项目

杨亦兵 女,1962年生,副教授,博士后,研究领域为:数字图象处理、识别及其应用,图象分析与编码,医学图象分析与处理,神经网络理论与应用,光测图象的分形分析、处理与计算机仿真研究等。

何振亚 男,1922年生,教授,博士生导师,从事的主要领域有:数字信号处理,自适应滤波,多维信号处理以及神经网络理论与应用研究等。

式中, $\mu_D(x, y)$ 是平均曝光密度, $\sigma_D^2(x, y)$ 是密度方差。其中, 平均密度可以用关于点 (x, y) 在某个窗口中的空间平均值决定, 该窗口中的标准差可以被模拟为

$$\sigma_D(x, y) = \alpha [\mu_D(x, y)]^\beta, \quad (2)$$

式中, β 为常数, α 由经验定为

$$\alpha = 0.66\sqrt{a/A}, \quad (3)$$

其中, a 是胶片颗粒的平均面积, A 表示胶片的测试面积。

实验分析指出^[1], 胶片颗粒起伏的空间相关性是十分小的, 因此, 胶片颗粒噪声可以认为是一个白噪声过程。由(1)式描述的 Gauss 密度 $D(x, y)$ 可以表示为平均密度分量 $\mu_D(x, y)$ 与零平均 Gauss 随机过程分量 $N(x, y)$ 的和, 即

$$\begin{aligned} D(x, y) &= \mu_D(x, y) + \sigma_D(x, y) \cdot N(x, y) \\ &= \mu_D(x, y) + \alpha \cdot [\mu_D(x, y)]^\beta \cdot N(x, y). \end{aligned} \quad (4)$$

由此容易看出, 虽然胶片颗粒噪声是信号相关的, 但在密度域中属于加性噪声。由于曝光胶片在固定波长 λ 上的透射率可以表示成

$$\tau(x, y) = 10^{-\{D(x, y) \cdot D(\lambda)\}}, \quad (5)$$

其中 $D(\lambda)$ 表示胶片的特征密度, 有

$$\tau(x, y) = \tau_0(x, y) \cdot 10^{-\{\sigma_D(x, y) \cdot N(x, y) \cdot D(\lambda)\}}, \quad (6)$$

即透射率函数可以表示为无颗粒噪声的平均透射率 $\tau_0(x, y)$ 与噪声因子的乘积。这个噪声因子与 $\sigma_D(x, y)$ 成比例。由此可见, 在强度域中, 胶片颗粒噪声是一个乘性噪声过程。

2.2 散斑噪声的统计描述

散斑噪声存在于所有的相干成象系统中, 如果数字化过程中, 信号采样周期大于图象中散斑的相关长度时, 散斑的相关性则消失, 散斑噪声可近似看成是独立的乘性噪声, 去噪问题就成了噪声的平滑问题。然而, 一般情况下, 散斑噪声不能简化成乘性噪声或 Poisson 噪声, 因为它不仅是信号相关的, 而且其本身还是空间相关的, 其相关函数与成象系统的点扩散函数和物体表面的微观情况有关。考虑到一般不可能知道物体表面的细微结构, 因此只能用统计特性来描述散斑。在一般的图象形成过程中, 如果认为散射物体的反射系数是成象过程中唯一对图象形成有意义的参数, 而不考虑光线反射过程中随机相位的变化情况(散斑模式正是由这些相位随机变化产生的干涉形成的), 则图象中出现的散斑就认为完全是一种噪声。

因为散斑是光学粗糙表面的散射相互干涉形成的, 其相位函数 $\phi(x, y)$ 可以看成是 $0 \sim 2\pi$ 之间均匀分布的非相关随机场, 且统计独立于初始无噪图象强度 $f(x, y)$ 。光学粗糙表面可以认为是许多独立随机散射区域的集合, 因此, 含有散斑的图象的复振幅 $b(m, n)$ 可表示为^[2]

$$b(m, n) = \sum_i \sum_k h(m-i, n-k) f^{\frac{1}{2}}(i, k) \cdot \exp[j\phi(i, k)], \quad (7)$$

其中 $h(x, y)$ 为成象系统的相干点扩散函数。

考察散斑的统计性质, 可以看出, (7)式表示的加权二维随机遍历过程 $b(m, n)$ 可以近似为复数的圆高斯过程, 则有

$$P(g(m,n)|f) = \begin{cases} \frac{1}{I(m,n)} \exp\left[-\frac{g(m,n)}{I(m,n)}\right], & g(m,n) \geq 0; \\ 0, & \text{其它,} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $I(m,n)$ 为初始图象的非相干图象, 且

$$I(m,n) = \sum_i \sum_k h^2(m-i, n-k) \cdot f(i,k). \quad (9)$$

由此可见, 含有散斑的实际图象 $g(m,n)$ 对初始无噪图象 $f(m,n)$ 的条件均值与通过相同成象系统的非相干图象 $I(m,n)$ 相等。这个性质就是帧平均去除散斑噪声的基础。由(9)式可以得到

$$\left. \begin{aligned} E[g|f] &= H_f f, \\ E[g] &= H_f \bar{f}, \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中, H_f 是成象系统的非相干点扩散矩阵, \bar{f} 是初始无噪信号 $f(m,n)$ 的非稳态均值, f 和 g 的非平稳互协方差矩阵 C_{fg} 可由下式给出^[2]

$$C_{fg} = E[(f - \bar{f})(g - \bar{g})^T] = C_f H_f^T, \quad (11)$$

C_f 表示 f 的协方差矩阵, 则 g 的协方差矩阵 C_g 可以推出为

$$C_g = E[(g - \bar{g})(g - \bar{g})^T] = [H\bar{F}H^T]^2 + 2H_f C_f H_f^T, \quad (12)$$

其中 H 为成象系统的相干点扩散矩阵, \bar{F} 为初始无噪信号 f 的非稳态均值对角阵。

3 实际散斑模式的数学模型

分析实际散斑模式的性质可以知道^[4], 散斑模式的形成过程导致了它不可避免地含有散斑噪声、胶片颗粒噪声等信号相关噪声, 以及脉冲噪声等独立噪声。因此, 散斑模式的一般数学模型可以表示为

$$g(x,y) = f(x,y) + r[f(x,y)] \cdot [n_1(x,y) + n_2(x,y)] + n_3(x,y) + p(x,y), \quad (13)$$

式中 $g(x,y)$ 为实际散斑模式; $f(x,y)$ 为初始无噪散斑模式, $p(x,y)$ 为幅度概率密度在图象动态范围之内均匀分布的脉冲噪声; $n_2(x,y)$ 和 $n_3(x,y)$ 为与信号不相关, 且彼此统计独立的零均值高斯分布随机噪声; $n_1(x,y)$ 是灰度值在 $0 \sim T$ 之间均匀分布, 且本身具有某种空间相关性的随机变量, 这种空间相关性的与成象系统的非相干点扩散函数的幅度值有密切关系; $r[f(x,y)]$ 是以初始无噪散斑模式 $f(x,y)$ 为自变量的复合函数, 散斑噪声、胶片颗粒噪声等信号相关噪声就包含在(13)式的第二项中。

4 自适应滤波方法

对于非稳态均值和非稳态方差的图象模型而言, 非稳态均值描述了非稳态图象的总体结构, 非稳态方差刻画了图象的边缘和纹理结构信息。针对这种图象模型的线性最小均方误差 (LMMSE) 滤波器由下式表示^[2]:

$$\hat{f}_{\text{LMMSE}} = \bar{f} + C_{fg} C_g^{-1} (g - \bar{g}). \quad (14)$$

分析上式可知, 虽然这种最优滤波模型理论上可以极大地减少图象中的散斑噪声, 但

实际实现却有相当的困难,需要估计初始无噪图象的非稳态均值 \bar{f} 和非稳态方差。估计的过程往往比较复杂,通常要用到形成实际图象的系统点扩散函数和其逆系统,此外,估计的准确性还取决于逆系统的稳定性,并且直接影响到去噪效果。而在实际应用中,对成象系统的特性往往不很清楚,因此,通过成象系统及其逆系统对图象进行估计是比较困难的。

由于本文考虑的是散斑模式的去噪问题,其中既存在散斑噪声,又存在散斑条纹,显然不能不考虑形成散斑的随机相位变化情况。即不能单纯考虑减少散斑的要求,否则将会大大影响到其条纹的清晰程度。针对这种情况,本文的自适应滤波方法结合了线性和非线性滤波器的特点,对 LMMSE 滤波器进行自适应逼近,以期达到客观上(局部最小均方误差)和主观上(视觉标准)的最佳滤波效果。

二维的图象信号实际上是一个二维的非平稳随机过程,但在滤波点周围的一个灰度变化较为平缓的局部邻域内,可以假定信号是平稳的,且是各态遍历的^[3],这时 $[C_f]$ 为一对角阵,其元素是各象素的样本统计方差 σ_f^2 。这时(14)式可解耦成 m 个独立的标量点估计方程。在(13)式中,先不考虑脉冲噪声的影响,并把 $[n_1(x, y) + n_2(x, y)] = n(x, y)$ 当成与信号不相关,且与 $n_3(x, y)$ 彼此统计独立的零均值高斯分布噪声,两者的方差分别为 σ^2 和 σ_3^2 ,则相应于(13)式,(14)式变为

$$\hat{f}(x, y) = E[f(x, y)] + \frac{\sigma_f^2(x, y)}{\sigma_f^2(x, y) + E[r^2(f(x, y))] \sigma^2 + \sigma_3^2} \{g(x, y) - E[g(x, y)]\}. \quad (15)$$

由于图象信号的局部平稳性和遍历性^[3],可用点 (x, y) 附近一个平稳区内的邻域均值 $\overline{f(x, y)}$, $\overline{g(x, y)}$ 和邻域方差 $v_f(x, y)$, $v_g(x, y)$ 来代替样本统计 $E[f(x, y)]$, $E[g(x, y)]$, $\sigma_f^2(x, y)$ 和 $\sigma_g^2(x, y)$,又因为 $n(x, y)$ 和 $n_3(x, y)$ 是零均值的,故有

$$\overline{g(x, y)} = \overline{f(x, y)} = E[f(x, y)] = E[g(x, y)], \quad (16)$$

$$v_f(x, y) = \sigma_f^2(x, y) = v_g(x, y) - \{E[r^2(f(x, y))] \sigma^2 + \sigma_3^2\}. \quad (17)$$

所以,(15)式可以表示为

$$\hat{f}(x, y) = \overline{g(x, y)} + [g(x, y) - \overline{g(x, y)}] \frac{v_f(x, y)}{v_g(x, y)}. \quad (18)$$

用(18)式作为图象信号的估值,关键在于 $\overline{g(x, y)}$ 和 $v_g(x, y)$ 的计算必须在 (x, y) 附近的一个局部平稳的邻域内进行。显然,在固定形状和尺寸的邻域内作统计是不精确的,因为当有边缘或线条等灰度级变化较大的区域通过窗内时,由于窗内信号的非平稳性,会产生较大的邻域统计误差,并且实际处理中还须考虑脉冲噪声 $p(x, y)$ 的影响。因此,在对(13)式的信号模型滤波时,应采用某种自适应邻域统计,一方面使包含 (x, y) 点参与统计的邻域大小和形状能随信号的特征作自适应变化,以保证邻域统计是在点 (x, y) 的最大平稳区域内进行;另外还须考虑脉冲噪声的影响。

考虑到散斑模式明显的方向性特征,可以使参与统计的邻域形状随散斑条纹的方向作自适应变化,并加上中值滤波以抑制脉冲噪声,有

$$f(x, y) = \frac{v_f(x, y)}{v_g(x, y)} \text{Med}\{g(x, y)\}_{S_1} + \left(1 - \frac{v_f(x, y)}{v_g(x, y)}\right) \overline{g_{S_{m_v}}(x, y)}. \quad (19)$$

上式中,由于 $0 \leq \frac{v_f(x, y)}{v_g(x, y)} \leq 1$, 可以用点 (x, y) 的 S_{m_v} 邻域中的局部归一化方差 $\overline{v(x, y)}$ 来替换;而 $\text{Med}\{g(x, y)\}_{S_1}$ 和 $\overline{g_{S_{m_v}}(x, y)}$ 则分别表示点 (x, y) 的 S_1 邻域的中值和 S_{m_v} 邻域的均值. 以 N_2 表示 S_{m_v} 中象素个数, 则有

$$\frac{v_f(x, y)}{v_g(x, y)} = \overline{v(x, y)} = \begin{cases} \frac{1}{N_2} \sum_{x, y \in S_{m_v}} \frac{[g(x, y) - \overline{g(x, y)}]^2}{\max\{[g(x, y) - \overline{g(x, y)}]^2\}}, & \text{当分母不为零时} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (20)$$

值得注意的是,这里 S_1 和 S_{m_v} 的选择考虑了图象的局部方向. 由于散斑模式与其它光学干涉模式类似, 是由干涉条纹构成的, 其干涉条纹具有明显的方向性. 从总体上看,除边界点外,干涉条纹的方向变化是连续的,且没有较多的细节和相交的条纹^[4]. 因此,用 8 个方向就足以描述大致的条纹局部方向 d 了,如图 1 所示. d 的确定是通过文献[5]的方向测度得到的. 首先将一幅图象分成 64×64 或 128×128 的小块,然后由每一小块的方向测度确定该块的 d ^[5]. 由于方向测度的计算是在局部区域中完成的,因此,对具有明显局部方向性的光学干涉模式而言,可以得到完全确定的局部方向,大量的实验结果也证实了这点.

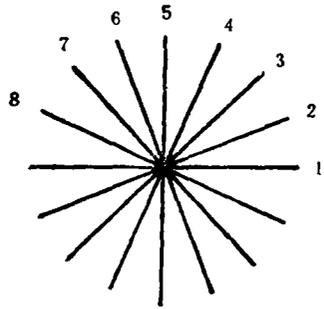


图1 图象的局部方向(d)示意图

本文通过在 5×5 和 7×7 窗口内选取各种不同形式的有向邻域进行处理比较后发现,用(19)式滤波时,在同时考虑到滤波性能、边缘保护和处理速度的情况下,选取图 2 的

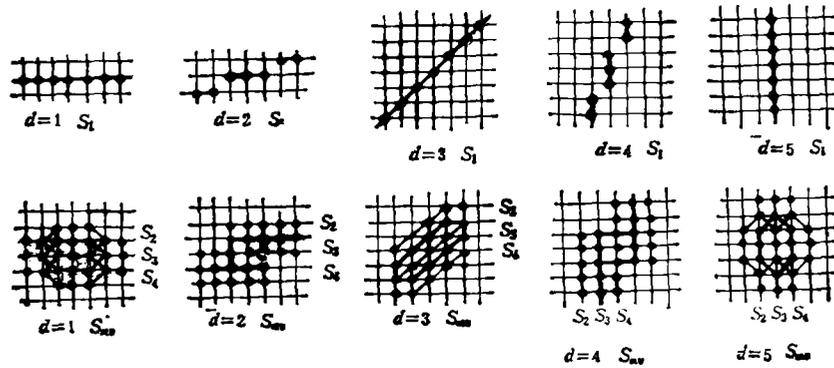


图2 自适应滤波的邻域形式

邻域形式效果较好. 图 2 中给出了 $d = 1 \sim 5$ 时的 S_1 和 S_{m_v} , $d = 6 \sim 8$ 时的 S_1 和 S_{m_v} 分别是 $d = 1 \sim 4$ 时的镜对称形式. 图 2 中, S_{m_v} 表示 S_2, S_3 和 S_4 中的最小方差邻域, 0 表示当前处理点. 显然,对于确定的 d , 用相应的 S_1 和 S_{m_v} 就可以完成图象块

的滤波。

5 实验结果

我们用本文提出的自适应滤波方法和其它常用的图象滤波方法^[6-9]对大量实际散斑模式进行了处理比较,并用散斑指标 SPI^[9]对其滤波性能进行了定量分析,由于篇幅所限,这里只给出几个实验结果加以说明。表 1 给出了相同处理条件下的部分实验结果,图 3 给出了本文方法处理实际散斑模式的实例。从图 3 中可以看出,处理后的灰度分布曲线变得光滑,且边缘信息(曲线峰值)变得更为明显。

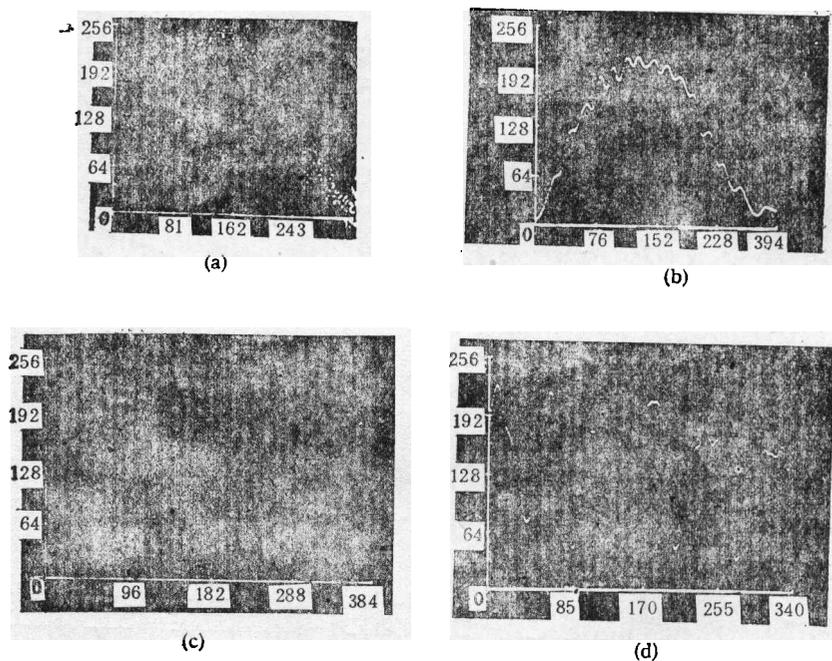


图3 (a)和(c)分别表示两个实际散斑模式的初始一维灰度分布曲线;(b)和(d)分别表示用本文的方法对(a)和(c)处理后的结果,其 SPI 分别减少了 79.19%和 74.47%。图中横坐标表示垂直于局部条纹方向的像素坐标,纵坐标表示对应的像素灰度值。

6 结 语

实验结果表明,本文提出的散斑模式的噪声统计分析和数学模型与实际情况相吻合。对实际散斑模式而言,与其它常用的图象滤波方法比较,本文的自适应滤波方法有更强的去噪能力和更好的边缘保护特性。由于结合了线性最小均方误差滤波器和中值滤波器的特点,并利用了图象的局部方向特征,对最优线性滤波器自适应逼近的结果,因此,这种滤波方法在局部范围内对散斑模式是次优的,具有较好的滤波韧性。此外,在实际应用中,不需要具有噪声和成像系统的先验知识,因此易于实现。

表 1 不同滤波方法的滤波性能比较

滤波方法	SPI ^[4]	模式 1	模式 2	模式 3	视觉效果评价
无滤波		0.6775	0.4148	0.6443	呈颗粒性
几何滤波器		0.1740	0.1639	0.2435	边缘模糊, 图象平滑, 速度慢
本文的方法		0.1410	0.0928	0.1645	边缘清晰, 图象平滑
自适应均值		0.2173	0.1155	0.2276	边缘较模糊, 图象平滑.
自适应中值		0.1900	0.1183	0.2305	边缘较清晰, 局部有“划痕”
k 个最近邻点法		0.3623	0.1379	0.3801	边缘较清晰, 局部有斑块
最小方差法		0.4371	0.1587	0.4240	边缘较清晰, 尾部数字化效应
直线差法		0.1448	0.0962	0.1708	边缘清晰, 图象平滑, 速度慢
局部统计法		0.3242	0.1466	0.3657	边缘较清晰, 需先验知识
半邻域法		0.3501	0.1445	0.2569	边缘较模糊, 局部斑块
修正双窗剪裁法		0.2363	0.1556	0.3149	边缘清晰局部斑块
梯度倒数加权		0.4631	0.1754	0.4304	边缘较清晰, 局部小凹凸
距离-梯度倒数		0.4503	0.1644	0.4037	边缘清晰, 不能去除负脉冲

参 考 文 献

- [1] Pratt W K. Digital Image Processing, New York: John Wiley & Sons Inc., 1978, 223—273.
 [2] Kuan D T, Sawchuk A A, *et al.* IEEE Trans. on ASSP, 1987, ASSP-35(3): 373—382.
 [3] Kuan D T, Sawchuk A A, *et al.* IEEE Trans. on PAMI, 1985, PAMI-7(3): 165—177.
 [4] Erf. R K. Speckle Metrology, Academic Press. Inc., 1978.
 [5] 于晓晗, 袁保宗. 自动化学报, 1990, 16(4): 347—351.
 [6] 周新伦. 通信学报, 1983, 4(2): 51—58.
 [7] Mastion G A. Compu. Vis. Graph. Image Processing, 1985, 31(1): 103—121.
 [8] Crimmins T R. Applied Optics, 1985, 24(10): 1438—1443.
 [9] 丁润涛. 电子学报, 1989, 17(5): 40—46.

A STATISTICAL NOISE MODEL OF SPECKLE PATTERN AND AN ADAPTIVE FILTERING APPROACH

Yang Yibing He Zhenya
(Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract A statistical noise model and a mathematical model for real speckle pattern are presented, and then, in view of the models, a new adaptive suboptimal image filtering approach is proposed. The proposed approach, with the local direction features of speckle pattern, combines the characteristics of optimal linear filter with non-linear filter and is an adaptive approximation to linear minimum mean square error filter. Experimental results show that the proposed approach has fairly good edge-preserved performance, compared with other present image filters, as well as much better filtering performance and robustness for speckle pattern.

Key words Speckle pattern, Noise, Adaptive filtering