

电子倍增 CCD 噪声参数的估计方法

张闻文, 刘婧婧, 陈 钱, 顾国华

(南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

摘 要:为定量评价电子倍增 CCD(EMCCD)图像噪声的大小,实现对 EMCCD 图像噪声参数的准确估计,研究了 EMCCD 的噪声分布模型及其参数估计方法。首先,讨论了 EMCCD 图像的噪声来源及其统计特性,由此建立了适于 EMCCD 的噪声分布模型。然后,提出了两种 EMCCD 噪声参数估计方法——矩估计法和高斯-牛顿法,采用 Monte Carlo 仿真验证其性能。仿真结果表明,矩估计法和高斯-牛顿法的平均相对误差和相对标准偏差均为 10^{-2} 量级,估计精度较高,且高斯-牛顿法的估计精度要高于矩估计法。采集一系列无增益时积分时间为 50 s 的暗场图片和增益为 50 的本底图片,利用矩估计法和高斯-牛顿法分别估计出 EMCCD 的暗电流噪声、时钟感生电荷噪声和读出噪声,实验结果表明,估计值与 EMCCD 指标值一致,证明矩估计法和高斯-牛顿法能有效估计噪声参数且具有较高的精度。

关键词: 电子倍增 CCD; 噪声分布模型; 矩估计法; 高斯-牛顿法; 参数估计

中图分类号: TN223; P111.49 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)12-4146-07

Estimation method for noise parameter of electron multiplying CCD

Zhang Wenwen, Liu Jingjing, Chen Qian, Gu Guohua

(School of Electronic Engineering & Photoelectric Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to evaluate the size of image noise of electron multiplying CCD (EMCCD) quantitatively and achieve an accurate estimation of the EMCCD image noise parameters, the EMCCD noise distribution and its parameter estimation methods were studied. Firstly, the sources and statistical properties of EMCCD noise were discussed, and thereby an EMCCD noise distribution model was established. Then two EMCCD noise parameter estimation methods --the moment estimation method and the Gauss -Newton method were proposed and Monte Carlo simulation was done to verify their performance. The results show that both the average relative error and the relative standard deviation of the two methods are of 10^{-2} magnitude, presenting high estimation accuracy, and the Gauss -Newton method get better performance. With integration time of 50 s, a series of EMCCD images of the dark field with no gain and images of the background with gain of 50 were obtained. Using the moment estimation method and the Gauss -Newton method, the dark current noise, clock induced charge noise and readout noise were estimated. The results present that the estimated value is consistent with the EMCCD index value, which proves the moment estimation method and the Gauss -Newton method are able to estimate the noise parameter effectively and has a high accuracy.

收稿日期: 2014-04-09; 修订日期: 2014-05-20

基金项目: 核高基国家重大专项; 装备预研项目; 江苏省自然科学基金(BK20131354); “紫金之星”资助项目

作者简介: 张闻文(1981-), 女, 讲师, 博士, 从事微光图像探测与成像器件的研究。Email: zhangww@mail.njust.edu.cn

Key words: EMCCD; noise distribution model; moment estimation method; Gauss-Newton method; parameter estimation

0 引言

EMCCD 是一种新型微光成像 CCD, 其低噪声、高灵敏度、高分辨率等优点决定它在微光成像领域具有广阔的应用前景^[1-3]。在微光条件下, 由于图像的亮度和对比度比较低, 且有噪声的干扰, 使得 EMCCD 成像系统的成像质量下降, 对比度低, 分辨率也受到影响。目前关于 EMCCD 的倍增机制、噪声特性、成像电路模型和相机设计等方面的研究已取得显著成果^[4-5], 但 EMCCD 图像噪声分布模型及参数估计方法的研究还有所不足。通常涉及到噪声参数估计的问题, 一般是假定噪声参数已知, 或由工程项目经验值和多次反复实验来综合确定^[6-7], 这样不能精确地定量计算图像中噪声参数的变化情况。因此, 文中通过对 EMCCD 的噪声来源分析统计其特性, 建立适用于图像处理的 EMCCD 噪声分布模型, 继而能够快速准确地进行参数估计。

通常, 对参数进行估计的方法有矩估计法、极大似然估计法和最小二乘法。此前, 邹盼等人^[8]采用基于极大似然基本原理的期望最大化算法 (EM 法) 对 EMCCD 的噪声参数进行估计, 并取得了较高的精度, 但该算法需选取合适的样本来确定噪声模型中高斯元的个数 (M 值), 理论上样本空间应从 0 取到正无穷, 由于算法本身较为复杂, 如果选择所有样本空间, 计算量非常大, 因此作者选取了部分样本空间, 但是算法执行效率仍然较低, 而且缩小样本空间会导致估计误差。

文中采用矩估计法和优化的最小二乘法 (高斯-牛顿法)^[9] 对 EMCCD 的噪声参数进行估计, 通过分析 EMCCD 的噪声来源, 建立了 EMCCD 的噪声分布模型, 采用矩估计法和高斯-牛顿法对 EMCCD 进行参数估计, 通过 Monte Carlo 仿真和实验结果验证矩估计法和高斯-牛顿法的准确度和精密度。

1 EMCCD 的噪声组成

EMCCD 在成像过程中产生的噪声主要有: 光子散粒噪声、暗电流噪声、时钟感生电荷噪声、倍增噪

声和读出噪声, 其中, 倍增噪声一般利用噪声因子 F 表征^[4]。

1.1 光子散粒噪声

光入射到光敏表面发生内光电效应产生光生电子即信号电荷, 因为光子的发射过程是一个随机过程, 所以生成的光生电子也并不是一个稳定值, 而是在平均值周围不断浮动, 由此产生的随机噪声即为光子散粒噪声, 服从泊松分布, 其表达式如下所示:

$$\sigma_p = \sqrt{S} = \sqrt{P\eta_e t} \quad (1)$$

式中: S 为光生信号电荷数; P 为平均光子强度; η_e 为 EMCCD 的量子效率; t 为曝光时间。

1.2 暗电流噪声

当 EMCCD 在没有任何光信号或电信号的输入时, 所有电极的 MOS 电容器均处于深耗尽状态, 热激发产生的少数载流子被收集在势阱中, 产生的电流称为暗电流。暗电流的产生是一个随机的过程, 在积分时间内, 每个像素中产生的暗电流都围绕这个平均值上下波动, 像素之间暗电流的起伏便形成了暗电流噪声。暗电流噪声服从泊松分布, 其值可表示为:

$$\sigma_d = \sqrt{I_d t} \quad (2)$$

式中: I_d 为暗电流值; t 为积分时间。

1.3 时钟感生电荷噪声

时钟感生电荷是信号电荷在倍增寄存器转移的过程中, 强电场使空穴加速向衬底移动并发生碰撞电离产生的寄生信号, 与积分时间无关。时钟感生电荷噪声的产生过程是泊松随机过程, 服从泊松分布, 设时钟感生电荷为 C, 则生成的时钟感生电荷噪声为:

$$\sigma_c = \sqrt{C} \quad (3)$$

1.4 倍增噪声

在相同增益下, 同等数量的电荷经倍增寄存器放大倍增后输出的电荷数目并不是恒定的, 而是在平均值上下波动, 即电荷倍增过程是一个随机过程, 由此引入的额外噪声称为倍增噪声, 可用噪声因子

F 来表征,其表达式如下:

$$F^2 = \frac{\sigma_{out}^2}{G^2 \sigma_{in}^2} \quad (4)$$

式中:G 为 EMCCD 的平均增益; σ_{in}^2 为输入信号方差; σ_{out}^2 为输出信号方差。

噪声因子描述了电子倍增系统的输入输出特性,如果是理想的倍增寄存器,倍增过程没有额外引入噪声,那么噪声因子为 1,然而,实际上随机倍增过程和任一损失机制都会引入噪声。实验表明,EMCCD 的噪声因子为 $\sqrt{2}$ 。

1.5 读出噪声

对于任意 CCD 探测器,经输出放大器输出的信号电荷都要经历从电荷到电压的转换读出过程,期间产生的噪声被称为读出噪声,主要包括复位噪声、1/f 噪声和白噪声,服从高斯分布。对于传统 CCD 而言,读出噪声为主要噪声源,很大程度上限制了普通 CCD 的极限工作频率,而 EMCCD 在电荷转换成电压前,对电荷进行低噪声倍增,将信号提高到读出噪声门限以上,有效降低了读出噪声,在高增益时消除了读出噪声对器件工作频率的限制。

1.6 EMCCD 噪声模型的建立

对于普通 CCD, D.L.Snyder 提出的描述图像信号组成的数学模型为^[7,9]:

$$r(j) = n_{obj}(j) + n_o(j) + g(j) \quad (5)$$

式中: $r(j)$ 为 EMCCD 输出阵列第 j 个像素点的像素值; $n_{obj}(j)$ 为由物像产生的有效信号; $n_o(j)$ 为背景信号(无信号探测时的探测器响应); $g(j)$ 为读出噪声,j 是 CCD 摄像头的点阵数目。由统计原理可知, $n_{obj}(j)$ 、 $n_o(j)$ 和 $g(j)$ 相互独立,且在时间序列上也是相互独立的。 $\{n_o(j), j=0, 1, \dots, J\}$ 服从均值为 μ_1 的泊松分布, $\{g(j), j=0, 1, \dots, J\}$ 服从均值为 μ_1 , 标准差为 σ 的高斯分布。

对于 $\{n_o(j) + g(j)\}$,可采用混合泊松-高斯分布建模,其概率密度函数为:

$$p(x, \mu_1, \mu_2, \sigma) = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{\mu_1^l}{l!} e^{-\mu_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu_1-l)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

根据上式,建立 EMCCD 的噪声模型。暗电流噪声、时钟感生电荷噪声和光子散粒噪声在经过倍增寄存器的同时随信号增强,并用噪声因子修正^[10]。修正后的信号统称为背景信号,即 $n_o(j)$,服从参数为

$F^2 G^2 \mu$ 的泊松分布,其中 F 为噪声因子,G 为倍增寄存器的平均总增益, μ 为光子散粒噪声、暗电流噪声、时钟感生电荷噪声之和。 $g(j)$ 是读出噪声,服从均值为 0、标准差 σ 的高斯分布,可得 EMCCD 的混合泊松-高斯分布模型的概率密度函数为:

$$p(x, \mu, \sigma) = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-l)^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

2 噪声参数估计方法

2.1 矩估计法

矩估计法是利用样本矩来估计相应总体矩的方法,如公式(8)、(9)所示。其中,列向量 $\{y(k), k=1, \dots, N\}$ 为图片灰度值序列。

$$m_1 = \frac{\sum_{k=1}^N y(k)}{N} \quad (8)$$

$$m_2 = \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - m_1)^2}{N} \quad (9)$$

m_1 和 m_2 分别为均值和方差,由公式(7)求出其均值和方差,即可建立两个等式,求得 μ 和 σ^2 参数估计值。

因为

$$\sum_{n=0}^{\infty} n \frac{1}{n!} \mu^n e^{-\mu} = \mu \quad (10)$$

$$\sum_{n=0}^{\infty} n^2 \frac{1}{n!} \mu^n e^{-\mu} = \mu^2 + \mu \quad (11)$$

$$\int x \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \mu \quad (12)$$

$$\int x^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \mu^2 + \sigma^2 \quad (13)$$

可求得该分布对应的均值和方差分别为:

$$EX = \int xP(x, \mu, \sigma^2) dx =$$

$$\int x \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-l)^2}{2\sigma^2}} dx = F^2 G^2 \mu \quad (14)$$

$$DX = \int [x - F^2 G^2 \mu]^2 P(x, \mu, \sigma^2) dx =$$

$$\int [x^2 - F^2 G^2 \mu x + F^4 G^4 \mu^2] P(x, \mu, \sigma^2) dx = F^2 G^2 \mu + \sigma^2 \quad (15)$$

将 EX 和 DX 的值代入公式 (8)、(9) 中，得到 EMCCD 参数 μ 和 σ^2 的矩估计值：

$$\hat{\mu} = \frac{m_1}{F^2 G^2} \quad (16)$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{m_2 - m_1} \quad (17)$$

2.2 高斯-牛顿法

高斯-牛顿法是非线性最小二乘估计法的迭代解法，根据图片灰度值序列组成的列向量 $\{y(k), k=1, 2, \dots, N\}$ ，可求出灰度值在任意区间(如 $[d_{j-1}, d_j]$) 的概率值 p_j ，建立方程如公式(18)所示：

$$P_j = \int_{d_{j-1}}^{d_j} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-l)^2}{2\sigma^2}} dx = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} \int_{d_{j-1}}^{d_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-l)^2}{2\sigma^2}} dx = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} [\varphi(\frac{d_j-l}{\sigma}) - \varphi(\frac{d_{j-1}-l}{\sigma})] \quad (18)$$

式中： $\varphi(x)$ 为标准正态分布函数，满足 $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \int_{-\infty}^x \exp(-\frac{u^2}{2}) du$ 。

分析公式(18)，若在取值范围内设定两个不同的区间，例如设定区间 $[d_2, d_1]$ 和 $[d_4, d_3]$ ，统计出这两个区间内对应的概率分布值 p_1 和 p_2 ，即可建立两个非线性方程组，如公式(19)所示，那么 EMCCD 噪声分布模型的参数估计问题转为非线性最小二乘问题。根据最小二乘法，可利用高斯-牛顿法对非线性模型中的未知参数 μ 和 σ 进行参数估计。

$$\begin{cases} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} [\varphi(\frac{d_2-l}{\sigma}) - \varphi(\frac{d_1-l}{\sigma})] = p_1 \\ \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)} [\varphi(\frac{d_4-l}{\sigma}) - \varphi(\frac{d_3-l}{\sigma})] = p_2 \end{cases} \quad (19)$$

仿真计算时，先粗略估计参数 μ 的范围，选取部分泊松分布的样本值 l ，使 $\sum_{l=0}^{\infty} \frac{(F^2 G^2 \mu)^l}{l!} e^{-(F^2 G^2 \mu)}$ 趋近于 1。

高斯-牛顿法起源于牛顿算法，是牛顿算法的无约束优化改进算法，其基本思想是将函数 $f(x)$ 线性化，在 x^k 点处对 $f(x)$ 进行 Taylor 展开^[11]：

$$f(x) \approx f_D(x^k)(x - x^k) + f(x^k) \quad (20)$$

经过一系列的转换运算，可得到高斯-牛顿法的迭代公式如公式(21)所示：

$$x^{k+1} = x^k - [f_D(x^k)^T f_D(x^k)]^{-1} f_D(x^k)^T f(x^k) \quad (21)$$

令：

$$G(x) = f_D(x)^T f_D(x) \quad (22)$$

$$g(x) = f_D(x)^T f(x) \quad (23)$$

将公式(22)和(23)代入到公式(21)，则公式(21)可写为公式(24)，公式(24)即为高斯-牛顿法的迭代格式。

$$x^{k+1} = x^k - G(x^k)^{-1} g(x^k) \quad (24)$$

高斯牛顿法迭代流程图如图 1 所示。

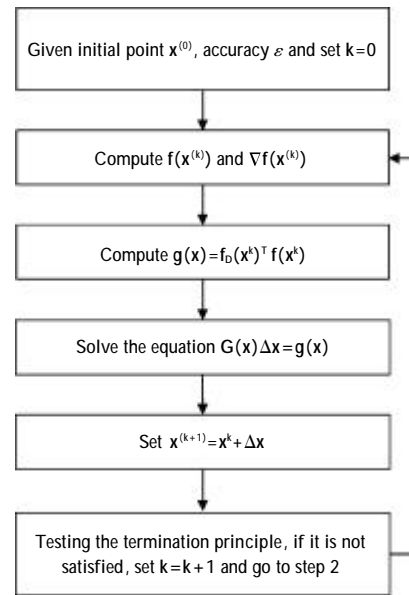


图 1 高斯牛顿法迭代流程

Fig.1 Gauss - Newton iterative process

高斯-牛顿法对初始值的依赖性较高，为较快得到参数的迭代估计值，可用矩估计法估计值作为迭代的初始值，再由此节算法流程进行迭代计算，得到 μ 和 σ 的最小二乘优化估计值。

3 仿真计算

设定 5 组不同的 μ 和 σ ，即设定 5 组噪声样本，仿真生成相应的 5 组混合泊松-高斯分布随机序列，每组序列有 1000 个随机样本。仿真生成的随机样本如图 2 所示，横坐标为随机样本的编号，纵坐标为随机样本的幅度值。

采用矩估计法和高斯-牛顿法对每组参数分别进行 50 次独立的 Monte Carlo 仿真计算，根据第 2 节的算法求出 μ 和 σ 的估计值，表 1 和表 2 分别为矩估计法和高斯-牛顿法计算结果。其中， μ 和 σ 代

表参数的真值, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}$ 代表参数的平均估计值, $\hat{\mu}'$ 和 $\hat{\sigma}'$ 代表估计值的平均相对误差绝对值, 表征估计值的准确度; $\hat{\mu}_{RSD}$ 和 $\hat{\sigma}_{RSD}$ 代表估计值的相对标准偏差, 表征估计值的精密度。

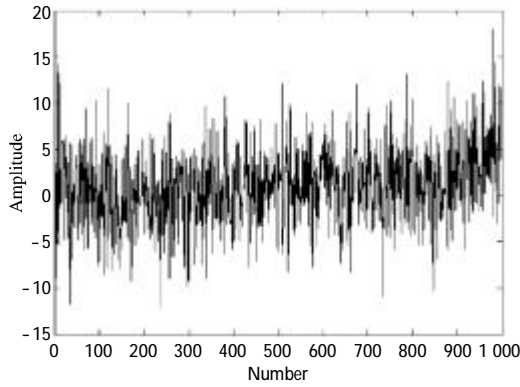


图 2 仿真噪声样本

Fig.2 Simulation noise samples

表 1 矩估计法的参数估计值

Tab.1 Parameter estimation of moment method

	1	2	3	4	5
μ	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	0.994	2.000	3.024	3.984	4.955
$\hat{\mu}'$	0.053	0.042	0.035	0.039	0.028
$\hat{\mu}_{RSD}$	0.066	0.057	0.039	0.065	0.059
σ	2	3	4	5	6
$\hat{\sigma}$	1.992	2.988	4.005	5.002	5.986
$\hat{\sigma}'$	0.026	0.025	0.021	0.023	0.021
$\hat{\sigma}_{RSD}$	0.031	0.031	0.026	0.029	0.026

表 2 高斯-牛顿法的参数估计值

Tab.2 Parameter estimation of Gauss-Newton method

	1	2	3	4	5
μ	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	0.997	1.993	2.981	4.015	5.040
$\hat{\mu}'$	0.019	0.031	0.028	0.025	0.033
$\hat{\mu}_{RSD}$	0.022	0.039	0.042	0.033	0.046
σ	2	3	4	5	6
$\hat{\sigma}$	2.001	3.005	4.008	4.991	5.966
$\hat{\sigma}'$	0.014	0.010	0.011	0.015	0.018
$\hat{\sigma}_{RSD}$	0.020	0.012	0.016	0.020	0.025

从表 1 和表 2 的数据可知, 矩估计法和高斯-牛

顿法的平均相对误差绝对值和相对标准偏差均为 10^{-2} 量级, 高斯-牛顿法的估计精度要高于矩估计法, 非常接近真值。

4 实验结果

实验中采用 Andor 公司的 Luca 相机进行图像采集。首先, 采集一系列无增益时积分时间为 50 s 的暗场图片, 扣除本底后得到噪声样本, 如图 3 所示。此时的噪声由暗电流噪声和读出噪声组成。

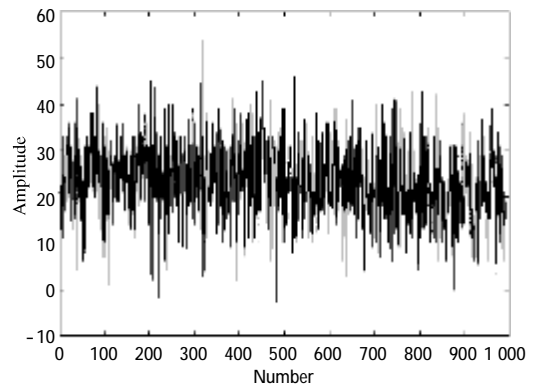


图 3 无增益时的噪声样本

Fig.3 Noise samples with no gain

利用矩估计法和高斯-牛顿法分别进行参数估计, 统计得到 μ 和 σ 的估计值, 如表 3 和表 4 所示, 其中 $\hat{\mu}_d$ 和 $\hat{\sigma}_d$ 分别为暗电流噪声的估计值和指标值, $\hat{\mu}_r$ 和 $\hat{\sigma}_r$ 分别为读出噪声的估计值和指标值。从表 3 和表 4 可以看出, 暗电流噪声和读出噪声的估计值与指标值一致。

接着采集一系列增益为 50 时的本底图片, 此时的噪声由时钟感生电荷噪声和读出噪声组成, 图 4 为增益为 50 时的噪声样本。

表 3 无增益时矩估计法的参数估计结果

Tab.3 Noise parameter estimation results of moment estimation method with no gain

	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	2.09	2.03	2.18	1.88	1.85
$\hat{\sigma}_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$	0.052	0.051	0.053	0.049	0.051
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
$\hat{\sigma}_d$	7.36	7.39	7.37	7.40	7.35
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.14	13.20	13.16	13.21	13.12
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.50	13.50	13.50	13.50	13.50

表 4 无增益时高斯-牛顿法的参数估计结果

Tab.4 Noise parameter estimation results of Gauss-Newton method with no gain

	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	1.91	1.76	2.14	2.09	1.89
$\hat{\sigma}_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$	0.049	0.047	0.052	0.051	0.052
$\sigma_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
$\hat{\sigma}_c$	7.46	7.39	7.44	7.43	7.42
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.32	13.35	13.39	13.33	13.42
$\sigma_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.50	13.50	13.50	13.50	13.50

表 6 增益为 50 时高斯-牛顿法的参数估计结果

Tab.6 Noise parameter estimation results of Gauss-Newton method with gain of 50

	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	0.031 9	0.030 9	0.032 1	0.031 6	0.032 2
$\hat{\sigma}_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	0.319	0.314	0.320	0.317	0.320
$\sigma_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	0.316	0.316	0.316	0.316	0.316
$\hat{\sigma}_c$	7.41	7.44	7.40	7.40	7.36
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.28	13.32	13.37	13.30	13.35
$\sigma_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.50	13.50	13.50	13.50	13.50

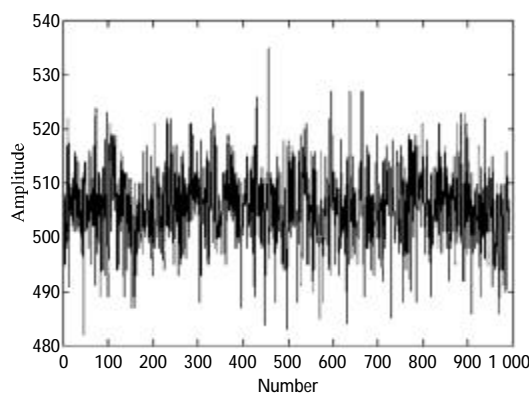


图 4 增益为 50 时的噪声样本
Fig.4 Noise samples with gain of 50

利用矩估计法和高斯-牛顿法分别进行参数估计,统计得到 μ 和 σ 的估计值,如表 5 和表 6 所示,其中 $\hat{\sigma}_c$ 和 σ_c 分别为时钟感生电荷噪声的估计值和指标值, $\hat{\sigma}_r$ 和 σ_r 分别为读出噪声的估计值和指标值。从表 5 和表 6 可以看出,时钟感生电荷噪声和读出噪声的估计值与指标值一致。

表 5 增益为 50 时矩估计法的参数估计结果

Tab.5 Noise parameter estimation results of moment estimation method with gain of 50

	1	2	3	4	5
$\hat{\mu}$	0.031 8	0.032 4	0.032 1	0.031 7	0.031 9
$\hat{\sigma}_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	0.318	0.321	0.320	0.318	0.319
$\sigma_d/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	0.316	0.316	0.316	0.316	0.316
$\hat{\sigma}_c$	7.35	7.33	7.41	7.36	7.40
$\hat{\sigma}_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.13	13.10	13.23	13.14	13.22
$\sigma_r/e^- \cdot \text{pixel}^{-1}$	13.50	13.50	13.50	13.50	13.50

5 结 论

文中通过分析 EMCCD 的噪声来源,建立了 EMCCD 的噪声分布模型,采用矩估计法和高斯-牛顿法进行了参数估计, Monte Carlo 仿真结果表明这两种算法的平均相对误差和相对标准偏差均为 10^{-2} 量级,能有效估计噪声参数且具有较高的精确度。实验时,采集一系列无增益时积分时间为 50 s 的暗场图片和增益为 50 的本底图片,利用矩估计法和高斯-牛顿法分别估计出 EMCCD 的暗电流噪声、时钟感生电荷噪声和读出噪声,实验结果表明,估计值与 EMCCD 指标值一致。综上所述,矩估计法算法简单,计算量小,但估计精度不高,只适宜作粗估计或作为高斯-牛顿法的迭代初值;高斯-牛顿法虽然计算量比矩估计法大,估计精度较高,只要当迭代初值接近真值时只需迭代数次就能计算出较为精确的估计值,因此常采用高斯-牛顿法进行参数估计。

参考文献:

- [1] Robbins M S, Hangwen B J. The Noise performance of electron multiplying charge coupled devices [J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2003, 50(5): 1227-1232.
- [2] Zhou Beibei, Chen Qian, He Weiji. Distributed equivalent circuit model for the charge carrier multiplier of electron multiplying CCDs [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(2): 229-234. (in Chinese)
- [3] Zhang Chanlin, Chen Qian, Yin Liju. Multiplication model of electron multiplying CCD based on single type of carrier [J]. Acta Armamentarii, 2011, 32 (5): 580 -583. (in Chinese)

- [4] Zhang Wenwen, Chen Qian. Noise characteristics of electron multiplying charge coupled devices [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(4): 756-760. (in Chinese)
- [5] Zou Pan, Liu Hui, Zhang Wenwen, et al. Parameter estimation of noise distribution model of EMCCD based on the expectation-maximization method[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(1): 268-272. (in Chinese)
- [6] Snyder D L, Hammoud A M, White R L. Image recovery from data acquired with a charge-coupled-device camera[J]. *JOSA A*, 1993, 10(5): 1014-1023.
- [7] Zhou Hongchao, Zhu Jubo, Wang Zhengming. Parametric estimation of mixed poisson-gaussian distribution model [J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2005, 25 (2): 1-5. (in Chinese)
- [8] Tan Donglian, Xiao Rucheng. Parameter identification of existing bridge structure based on improved Gauss-Newton algorithm[J]. *Journal of Chang'an University*, 2007, 27(4): 57-60. (in Chinese)
- [9] Donald L Snyder, Carl W Helstrom. Compensation for readout noise in CCD images [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1995, 12(2): 272-283.
- [10] Zhang Yuigui, Li Tao, He Zhikuan. Noise analysis of EMCCD and optimum design of its operating mode [J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 571: 229-233.