

# 利用图象的估计值平滑噪声的一种方法

王 欣

(山东工业大学)

## 摘要

本文给出了直接计算图象的二维 Bayes 估计稳态增益的公式。由此公式，提出了一种平滑图象噪声的方法。

## 一、引言

对叠加白噪声的图象，可以采用线性或非线性的方法进行处理<sup>[1,2]</sup>。

本文首先给出了直接计算图象的二维 Bayes 估计稳态增益的公式，进而提出了一种平滑图象噪声的方法。由于利用了图象的相关等统计特性，故在计算量增加不多的情况下，获得了较好的效果。

## 二、图象的二维 Bayes 估计稳态增益的直接算法

实际经验表明，对于一般图象离散归一化后，具有下述的相关函数<sup>[3]</sup>：

$$R(\alpha, \beta) = a_1^{|\alpha|} a_2^{|\beta|}. \quad (1)$$

其中  $a_1, a_2$  分别表示图象垂直和水平方向的相关系数，其值可从原始图象中采用估计的方法求出<sup>[4]</sup>。在(1)式条件下，原始图象  $x(m, n)$  适合下述差分方程<sup>[1]</sup>：

$$\begin{aligned} x(m, n) &= a_1 x(m-1, n) + a_2 x(m, n-1) \\ &\quad - a_1 a_2 x(m-1, n-1) + \sqrt{(1-a_1^2)(1-a_2^2)} w(m, n). \end{aligned} \quad (2)$$

这里  $m, n$  取自然数；  $w(m, n)$  是零均值；方差为  $\sigma_0^2 = 1$  的高斯白噪声。

当图象叠加零均值，方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声  $v(m, n)$  后，所得图象

$$y(m, n) = x(m, n) + v(m, n). \quad (3)$$

为从观测值  $y(m, n)$  求出图象的最佳估计值  $\hat{x}(m, n)$ ，文献[1]给出了一个递推公式。文献[5]给出了改进的形式

$$\begin{aligned} \hat{x}(m, n) &= d_1 \hat{x}(m-1, n) + d_2 \hat{x}(m, n-1) \\ &\quad - d_3 \hat{x}(m-1, n-1) + K_{mn} y(m, n). \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $K_{mn}$  是增益；  $d_1 = (1 - K_{mn})a_1$ ；  $d_2 = (1 - K_{mn})a_2$ ；  $d_3 = (1 - K_{mn})a_1 a_2$ 。

虽然在平稳的情况下， $K_{mn}$  趋于常值  $K$ ，但它的递推算法是十分复杂的。下面，将

给出稳态增益  $K$  的直接计算公式。

令  $B_{mn} = \{(p, q) | 0 \leq p \leq m, 0 \leq q \leq n\}$  表示图象中开始  $m$  行  $n$  列中的所有象点。这样，作为图象的最佳估计值  $\hat{x}(m, n)$ ，必须满足下述正交条件：

$$E\{[x(m, n) - \hat{x}(m, n)]y(p, q)\} = 0. \quad (5)$$

其中  $E$  表示数学期望； $(p, q) \in B_{mn}$ 。

文献 [5] 推导图象的“二维 Bayes 估计”增益时，利用了在  $(m, n)$  点处必须满足正交的这一必要条件，即

$$E\{[x(m, n) - \hat{x}(m, n)]y(m, n)\} = 0. \quad (6)$$

因此，如果能证明满足 (6) 式的  $K$  值是唯一存在的，那么  $K$  值显然就是图象的二维 Bayes 估计的稳态增益。

设  $y(m, n)$  是输入， $\hat{x}(m, n)$  是输出。对 (4) 式进行二维  $z$  变换，可得传递函数

$$H(z_1^{-1}, z_2^{-1}) = K_{mn}/(1 - d_1z_1^{-1} - d_2z_2^{-1} + d_3z_1^{-1}z_2^{-1}). \quad (7)$$

设上式可展成

$$H(z_1^{-1}, z_2^{-1}) = K_{mn} \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} h_{ij} z_1^{-1} z_2^{-1}. \quad (8)$$

这里  $h_{00} = 1$ ，对其余  $h_{ij}$  并不需要求出。因此，可以把  $\hat{x}(m, n)$  写成卷积形式

$$\hat{x}(m, n) = K_{mn} \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} h_{ij} y(m-i, n-j). \quad (9)$$

代入 (5) 式，并利用 (1), (2) 两式及  $w(m, n)$ ,  $v(m, n)$  的不相关特性，可得<sup>[6]</sup>

$$K_{mn} \left[ \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} h_{ij} a_1^{|\alpha-i|} a_2^{|\beta-j|} + h_{\alpha\beta} \sigma^2 \right] = a_1^{|\alpha|} a_2^{|\beta|}. \quad (10)$$

其中  $\alpha = m - p$ ;  $\beta = n - q$ 。

正交条件 (6) 式相当于  $p = m$ ,  $q = n$ 。把它们代入上式，并令  $K_{mn} = K$ ，则有

$$K \left[ \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} h_{ij} a_1^i a_2^j + h_{00} \sigma^2 \right] = 1. \quad (11)$$

为了求出上式左端括号内二重和的值，可把  $z_1^{-1} = a_1$ ,  $z_2^{-1} = a_2$  代入 (7), (8) 两式。比较等式两边，可以得出

$$\sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} h_{ij} a_1^i a_2^j = 1/(1 - d_1 a_1 - d_2 a_2 + d_3 a_1 a_2). \quad (12)$$

把上式及  $h_{00} = 1$  代入 (11) 式

$$K/(1 - d_1 a_1 - d_2 a_2 + d_3 a_1 a_2) + K \sigma^2 = 1. \quad (13)$$

把  $d_1 = (1 - K)a_1$ ,  $d_2 = (1 - K)a_2$  和  $d_3 = (1 - K)a_1 a_2$  代入上式，并令  $s^2 = a_1^2 + a_2^2 - a_1^2 a_2^2$ ，则有

$$\sigma^2 s^2 K^2 + (1 + \sigma^2)(1 - s^2)K - (1 - s^2) = 0. \quad (14)$$

由于  $0 < a_1, a_2 < 1$ ，故  $0 < s^2 < 1$ ，因而上式对于  $K$ ，有且仅有唯一的正根

$$K = [\sqrt{(1 + \sigma^2)^2(1 - s^2)^2 + 4(1 - s^2)\sigma^2 s^2} - (1 + \sigma^2)(1 - s^2)]/2\sigma^2 s^2. \quad (15)$$

这样，证明了满足 (6) 式的稳态增益  $K$  是唯一存在的，并且可由 (15) 式直接算出。由于文献 [5] 中在利用递推方法求  $K$  值时，同样使用了 (6) 式。根据上述存在唯一解的结

论，便知(15)式实际也给出了“图象的二维 Bayes 估计”稳态增益的计算公式。这里，需要进一步指出的是：当  $a_2 = 0$  时，(2),(3)两式变为一维的情形。而(15)式则给出了相应的最佳估计的稳态增益值。

### 三、利用图象的估计值平滑噪声的方法

如何利用图象的邻域特性来增强图象，已经提出了很多方法<sup>[7,8,9]</sup>。下面将给出利用图象的二维 Bayes 估计值  $\hat{x}(m, n)$  平滑噪声的一种方法。

当原始图象给定后，利用(4)式和(15)式便可以很快地算出  $x(m, n)$  的估计值  $\hat{x}(m, n)$ 。令处理后图象右  $(m, n)$  点处的值

$$g(m, n) = \begin{cases} \hat{x}(m, n), & |\hat{x}(m, n) - y(m, n)| \leq \sigma. \\ A(m, n), & |\hat{x}(m, n) - y(m, n)| > \sigma. \end{cases} \quad (16)$$

其中  $\sigma$  表示图象中噪声的均方差； $A(m, n)$  表示在原始图象  $(m, n)$  处相邻 8 个点灰度的平均值。上述方法，具有较好的保护边缘和平滑噪声的功能。

例。

如图 1 所示，框上的一串字符（包括空格）表示从 0—7 的 8 个灰度级。其中黑块是  $12 \times 12$ ，其值为 6.1 的象点。框内其余象点的灰度值是  $-1^{[10]}$ ，整个图象的灰度均值约为零。通过计算， $\sigma_0^2 = 6.1$ ， $a_1 = a_2 \approx 0.89$ 。在图 1 上叠加零均值，方差  $\sigma^2 = 9$  的高斯白噪声后得到图 2。由(15)式求得  $K \approx 0.133$ 。因此， $d_1 = d_2 \approx 0.779$ ， $d_3 \approx 0.699$ 。图 3 是利用(4)式对图象进行“二维 Bayes 估计”后的图象，信噪比约改进 6.9 dB。图 4 是利用(16)式对图 2 处理的结果，信噪比约改进 7.4 dB。

(16)式中  $A(m, n)$  的值，亦可选用“中值滤波”等其它处理方法的结果代替。这样，有可能得到更好的处理效果。

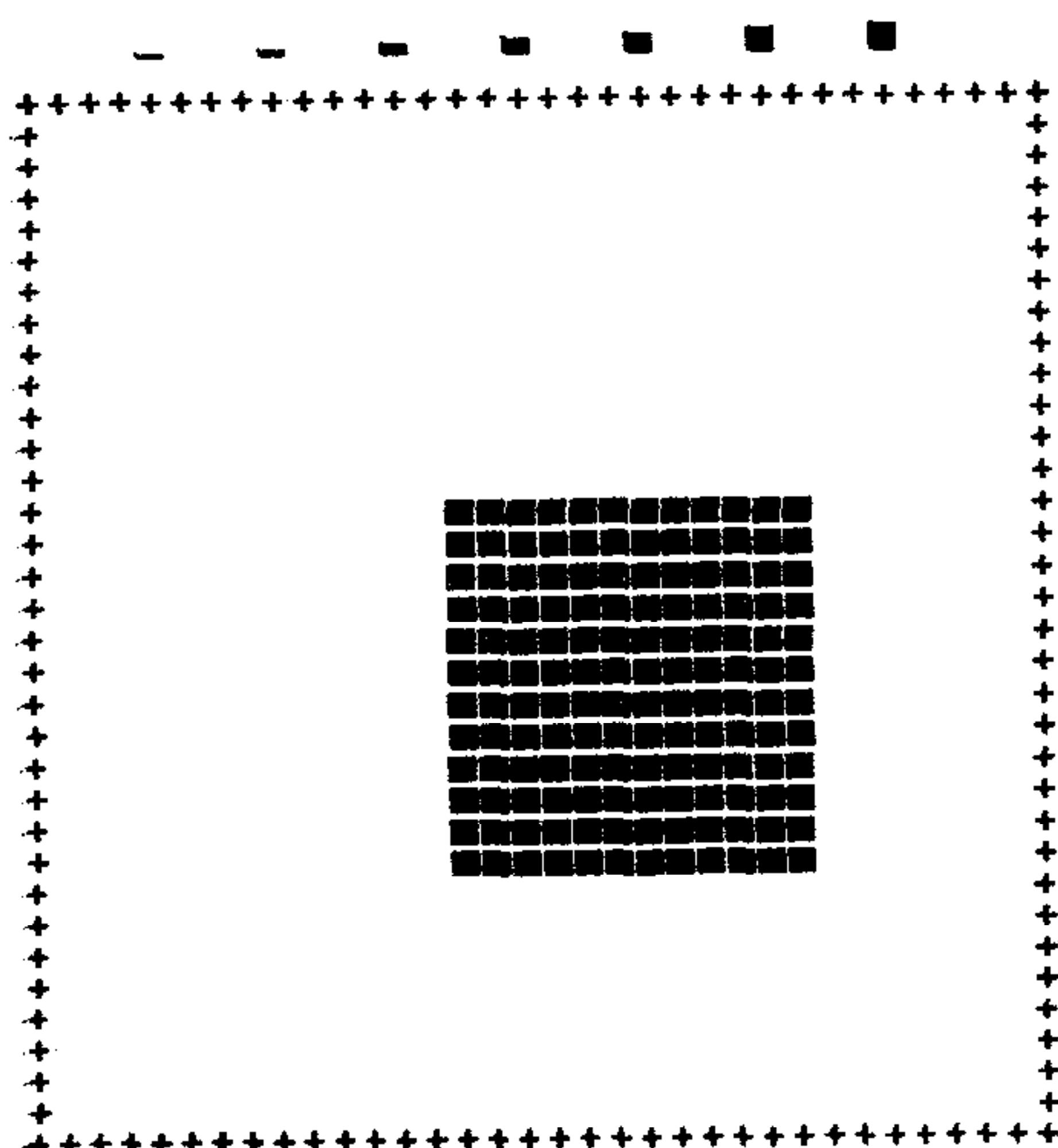


图 1 原始图象  $\sigma_0^2 \approx 6.1$ ,  $a_1 = a_2 \approx 0.89$

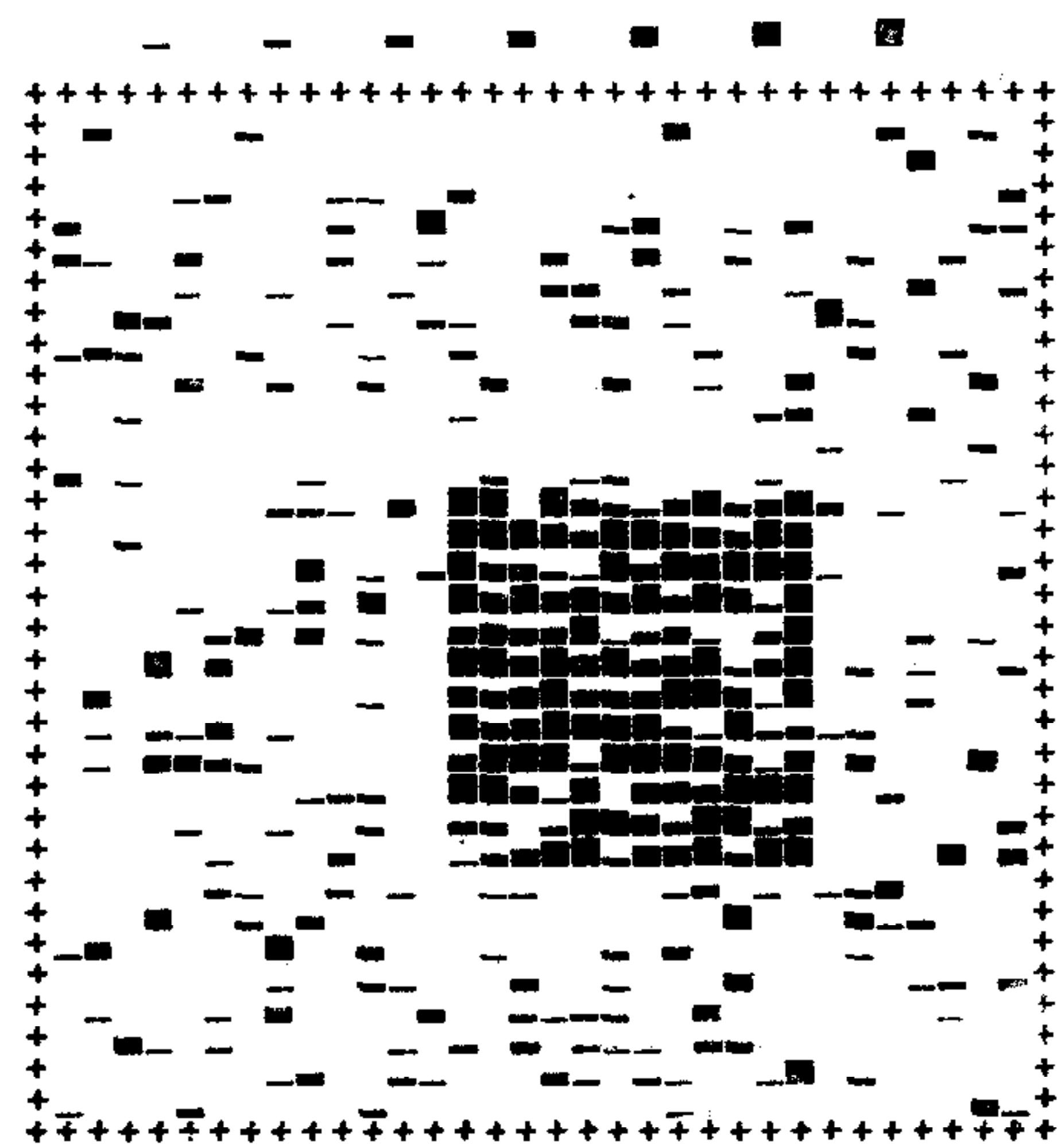


图 2 在图 1 上叠加  $\sigma^2 = 9$  的高斯白噪声后的图象

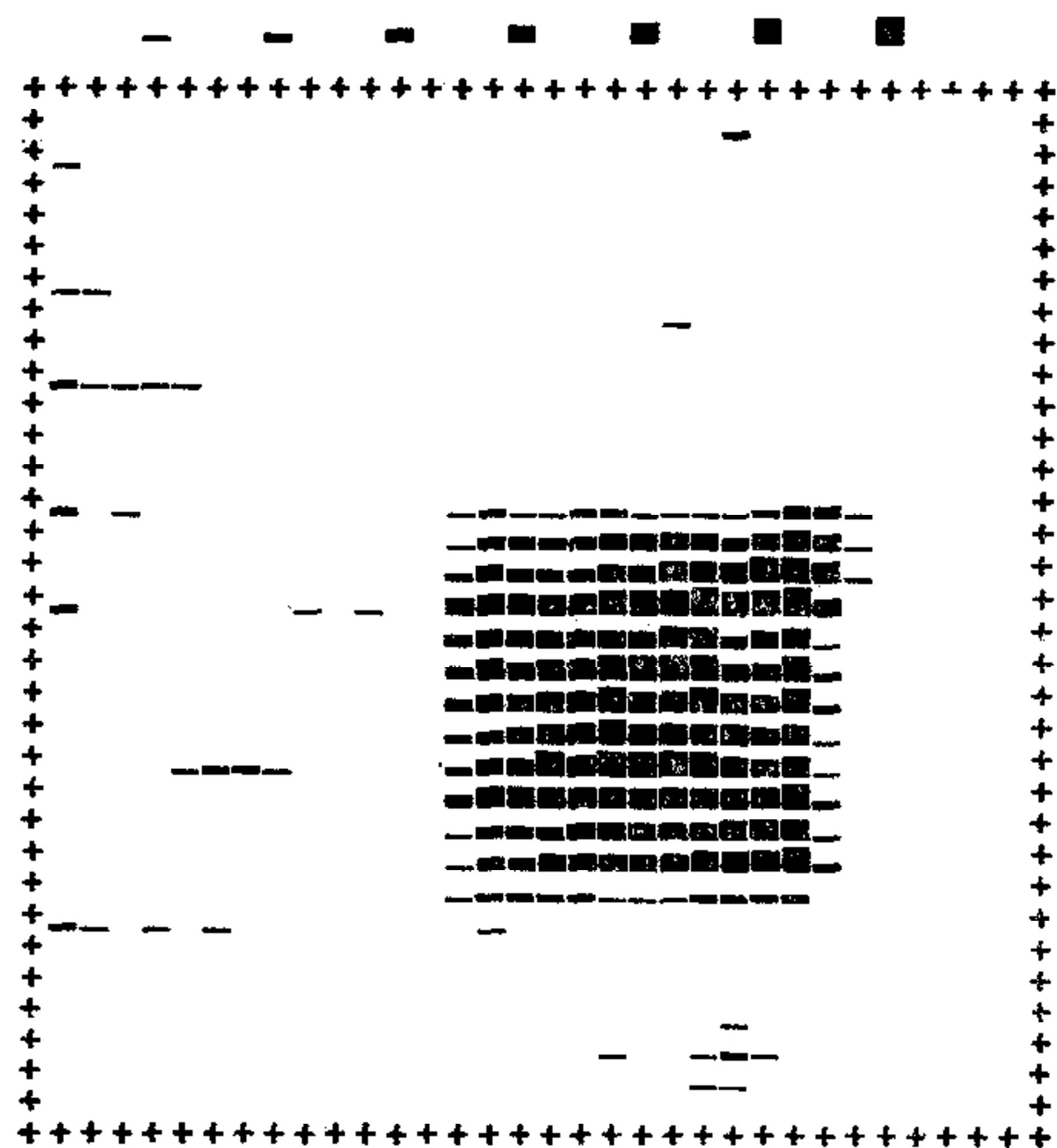
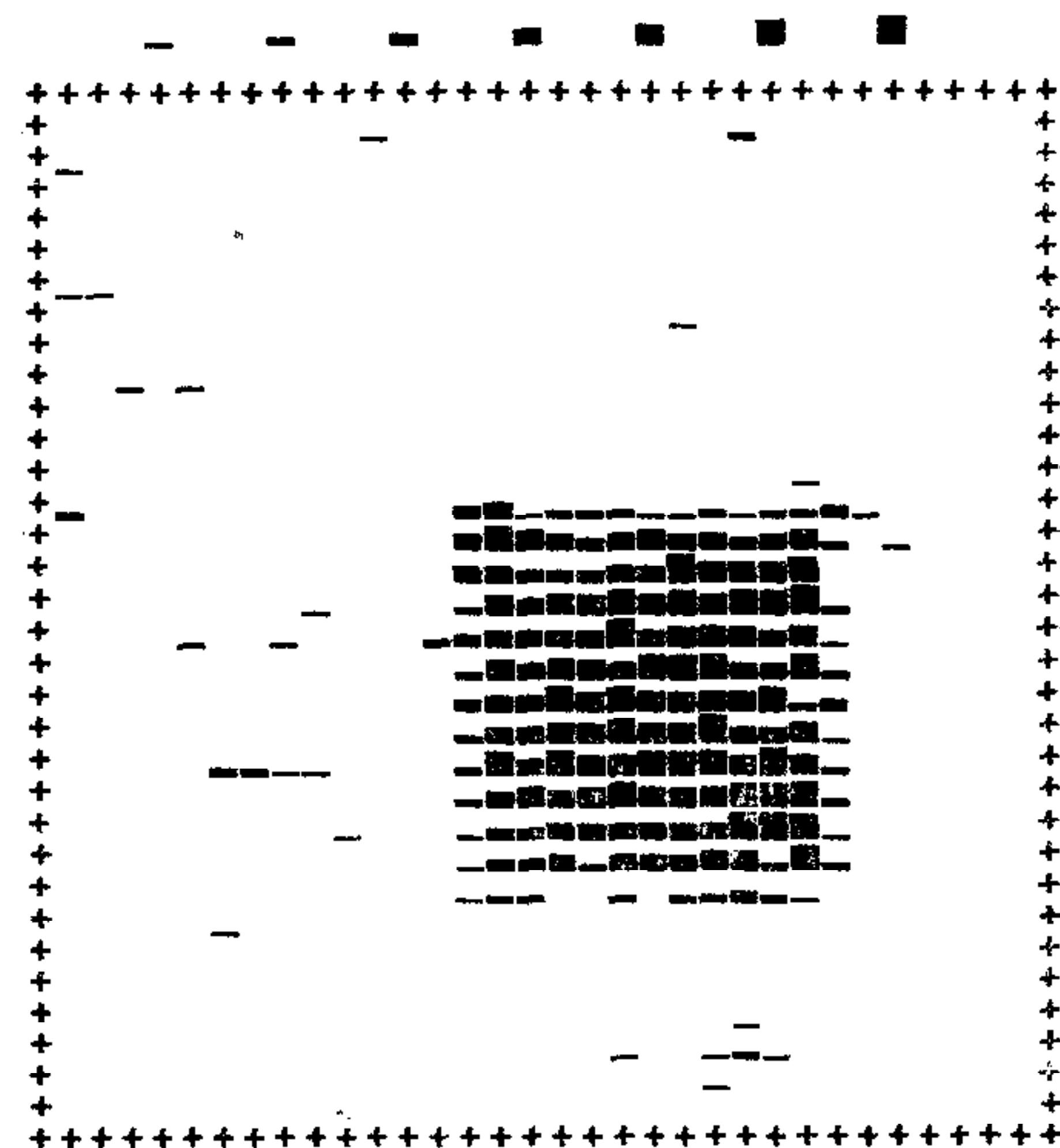
图3 利用(4)式处理后的图象  $K=0.133$ .

图4 利用(16)式处理后的图象

### 参 考 文 献

- [1] Habibi, A., Two-Dimensional Bayesian Estimate of Images, *60*(1972), 878—883.
- [2] Gonazalz, R. C., Wintz, P., *Digital Image Procession*, Addison-Wesley Press, (1977).
- [3] Franks, L. E., A Model for the Random Video Process, *BSTJ*, *45*(1966), 609—630.
- [4] O'Neal, J. B., Predictive Quantizing Systems for the Transmission of Television Signals, *BSTJ*, *45*(1966), 689—721.
- [5] Rosenfeld, A., Kak, A. C., *The Digital Picture Processing*, Academic Press, (1976).
- [6] Strintzis, M. G., Comments On "Two-Dimensional Bayesian Estimate of Images", *Proc. IEEE*, *64*(1976), 1255—1257.
- [7] Scher, A., Velaxo, F.R.D., and Rosenfeld, A., Some New Image Smoothing Techniques, *IEEE Trans.*, *SMC-10*(1980), 153—158.
- [8] Hall, E., *Computer Image Processing and Recognition*, Academic Press, (1979).
- [9] Rosenfeld, A., Davis, L. S., Interative Histogram Modification, *IEEE Trans.*, *SMC-8* (1978), 300—302.
- [10] Nahi, N. E., Bayesian Recursive Image Estimation, *IEEE Trans.*, *C-21*(1972), 734—738.

## A NOISE SMOOTHING METHOD USING THE ESTIMATION OF IMAGE

WANG XIN

(Shandong Polytechnic University)

### ABSTRACT

In this paper, a formula for direct calculation of the steady-state gain of the two-dimensional Bayesian estimation of images is presented. Using the formula, an image smoothing technique is then developed.