

# 用数字图像相关法测量线阵 CCD 的象元位置

刘栋斌

(中国科学院长春光学精密机械研究所, 长春 130022)

**摘要** 本文研究了应用数字图像相关法测量线阵 CCD 器件各象元相对位置的方法。通过实际的 CCD 象元图像, 对各种相关度量法的匹配精度和抗干扰能力进行了分析对比, 选出了适当的相关度量法。为了解决匹配速度问题, 本文介绍了 SSDA 法在本系统中的应用, 对其门限选择问题进行了研究并提出了确定门限的方法。文中还提出了一种两级模板寻优的快速匹配方法。在硬件方面, 设计了 TMS320C25 加速处理板与主机构成主从式高速处理系统。

**关键词:** 相关; 匹配; 模板; 参考窗; 相关函数; 匹配概率

## 1 前言

CCD 成像器件应用广泛。在某些应用场合下, 往往需要知道每个象元的精确位置。而生产厂家提供的 CCD 器件的参数表只给出了 CCD 各象元之间的中心距的名义值, 这就需要对 CCD 的各象元逐个测量, 以获得各象元的精确位置。

本文对相关匹配法进行了较深入的研究, 并找到了适用于 CCD 象元定位的准确快速有效的方法, 为了提高运算速度, 还自行设计调试一块 TMS320C25 加速处理板, 使电视自动判别定位系统达到“线阵 CCD 测试仪”总体设计要求。

## 2 数字图像相关匹配法

### 2.1 相关度量法

作为两幅图像相似性度量的相关函数  $R$  的定义有多种, 各种定义具有不同的匹配性能和抗干扰能力。下面是几种常用的相关度量法。

(1) 均方差算法(MSD):

$$R(x, y) = \frac{1}{M_1 \cdot M_2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [M(i, j) - S_{x,y}(i, j)]^2$$

(2) 积相关法(Prod):

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} M(i, j) \cdot S_{x,y}(i, j)$$

归一化积相关(Nprod):

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} M(i, j) \cdot S_{x,y}(i, j)}{[\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} M^2(i, j) \cdot \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} S_{x,y}^2(i, j)]^{1/2}}$$

去均值的积相关形式为:

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [M(i, j) - \bar{M}] \cdot [S_{x,y}(i, j) - \bar{S}_{x,y}]$$

(3)平均绝对差法(MAD):

$$R(x, y) = \frac{1}{M_1 \cdot M_2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} |M(i, j) - S_{x,y}(i, j)|$$

(4)相关系数度量(COE):

$$\rho = \frac{\frac{1}{M_1 \cdot M_2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [M(i, j) - \bar{M}] \cdot [S_{x,y}(i, j) - \bar{S}_{x,y}]}{\left\{ \frac{1}{M_1 \cdot M_2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [M(i, j) - \bar{M}]^2 \right\}^{1/2} \cdot \left\{ \frac{1}{M_1 \cdot M_2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [S_{x,y}(i, j) - \bar{S}_{x,y}]^2 \right\}^{1/2}}$$

(5)德耳塔相关法( $\delta$ 法):

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} \delta[M(i, j), S_{x,y}(i, j)]$$

$$\text{其中 } \delta[M(i, j), S_{x,y}(i, j)] = \begin{cases} < \delta & |M(i, j) - S_{x,y}(i, j)| \leq T \\ > \delta & |M(i, j) - S_{x,y}(i, j)| > T \end{cases}$$

$T$  为一门限阈值

## 2.2 极值搜索方法

到目前为止,已提出了许多快速匹配方法。多数方法本着由粗到细的思想,在开始阶段对图像粗化,以减少图像中的像素数,从而减少相关函数计算量和搜索位置数,达到以小的代价剔除大量无望匹配点的目的,为下一阶段的细匹配过程指明匹配方向。主要的极值搜索方法有序贯相似度检测(SSDA),两级模板匹配法、分层序贯匹配法、多谷(峰)快速寻优法、幅度排序相关算法,旋升法、FFT法等。

## 3 相关度量法的选择

相关度量法的选择将决定系统的匹配定位精度,因此需对几种相关度量法的性能进行实验测试,并选出满足系统要求的相关度量法。

### 3.1 几种相关度量法的性能测试

实验一:将一帧图像中某一 CCD 象元的图像选为模板  $M$ ,同时选择包含另一象元的图像  $W$  为参考窗图像。对  $W$  迭加不同强度的高斯噪声,此器材伯序列是用计算机模拟产生,噪声均值为零,方差  $\sigma_n^2$  可人为设定并改变。

信噪比  $SNR$  定义如下:

$$SNR = \sigma_w^2 / \sigma_n^2$$

在实验中,分别对  $SNR=0.5, 1, 2, 3, \dots, 10, 20$  的 12 种情况进行研究,相应于每种信噪比产生 15 个伪高斯随机噪声序列迭加在  $W$  上,然后使用各种相关度量法进行匹配定位。

实验结果:

(1)图像迭加强高斯噪声时( $SNR \leq 1$ ),COE 法有较好匹配性能,其均值和方差都较其他方法小, $P_c$  也较高,匹配误差在  $\pm 1$  之内。Nprod,Prod,MSD,MAD 等方法性能相当, $\sigma$  法最差。

(2) $SNR$  增大,各种方法匹配结果好转,但在  $SNR > 3$  后,各种方法的匹配结果不再好转,说明  $SNR$  在 3 以上时,高斯噪声对相关匹配影响不大,均在  $\pm 1$  之内。

结论:高斯噪声对图像相关匹配影响有限,因此,迭加高斯噪声后,各种匹配方法均取得满意的匹配结果,其中模板去均值的  $Prod$  法效果最佳。

实验二:以 COE 法的测量结果作为真正匹配点,然后对其他几种方法的性能进行评价。实验对象是 4 幅 CCD 象元图像,共计 40 个 CCD 象元样本。实验结果见表 1。

表 1 各种相关度量法的匹配性能

	Nprod	Prod	MSD	MAD	$\sigma$
$\bar{x}$	0	0.225	0.025	0.026	0.118
$\bar{y}$	0.025	-0.275	0.100	0.103	0.088
$\delta_x$	0	0.47	0.16	0.48	0.40
$\delta_y$	0.16	0.45	0.30	0.30	0.37
$\Delta_x$	0	[-1,1]	[0,1]	[-1,2]	[-1,1]
$\Delta_y$	[0,1]	[-1,0]	[0,1]	[0,1]	[-1,1]
$P_c$	0.975	0.50	0.875	0.775	0.625

注:1.  $\bar{x}, \bar{y}, \delta_x, \delta_y$  分别为匹配结果的均值和方差。 $\Delta_x, \Delta_y$  为匹配结果的偏离区间。 $P_c$  为正确截获概率。

2. MAD 和  $\delta$  法出现失配,表中的统计未计失配情况。

实验结果分析:

(1)由匹配结果的方差和最大偏差来看,Nprod 法精密度最高,以下为 MSD,Prod。MAD 和  $\alpha$  法由于失配排在最后。

(2)满足匹配误差在  $\pm 1$  之内要求的方法为 CDE,Nprod,MSD,Prod。

说明:这里所说的 Prod 是模板去均值后的 Prod,如模板不去均值,则失配严重,不能工作。

### 3.2 实验结论:

综合上面两上实验,可以认为,在 CCD 象元间距测量中,COE 法精度最高,而 MAD 和  $\alpha$  因出现失配不能使用。各种方法性能列于表 2。

在满足精度要求的四种方法中,COE 法和 Nprod 法由于计算量过大不宜使用。其余两种方法即可用于粗匹配也可用于细匹配。而以  $Prod$  法最适合 TMS320C25 的性能发挥。因此,最终选择模板去均值的  $Prod$  法作为细相关的相关度量法。

表 2 各种相似度量的比较

方法	COE	Nprod	Prod	MSD	MAD	$\sigma$
精 度	高	高	一般	较高	低	很低
计算量	很大	大	一般	一般	较小	小
失配否	否	否	否	否	是	是
是否满足精度要求	是	是	是	是	否	否

## 4 极值搜索法的选择

由于 CCD 象元匹配定位的计算量大,匹配速度慢,因此需要在满足精度要求的前提下,寻找快速匹配方法。

### 4.1 粗匹配相关度量法的选择

由于 COE 法和 Nprod 法运算量过大,不适合用于粗匹配阶段,而 MAD 和  $\sigma$  法又因失配而不能使用,因此可供选择的粗匹配相关度量就只有 MSD 法和模板去均值的 Prod 法。

把象元  $M_L$  与模板  $M$  的差别当作噪声处理,记为  $n_L$ ,定义:

$$n_L(i, j) = M_L(i, j) - M(i, j)$$

一帧图像中各 CCD 象元及其噪声的统计特性见表 3。

表 3 CCD 象元图像及其噪声的统计特性

L	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\bar{M}_L$	97.6	100.4	103.0	104.3	104.4	104.2	103.8	103.3	103.3	102.7
$\sigma_{M_L}^2$	208.1	169.8	196.8	199.2	210.4	208.0	205.0	197.3	204.3	188.2
$\bar{n}_L$	-6.7	-3.9	-1.3	0	0.1	-0.1	-0.5	-1.0	-1.0	-1.6
$\sigma_{n_L}^2$	11.1	12.3	7.9	0	8.6	6.0	8.2	23.0	17.3	22.3

认为  $R$  为正态分布,令  $T_D$  的匹配概率为 1,经推导得粗匹配阶段的统计判决门限为:

$$\text{MSD 法: } T_D = M_1 \cdot M_2 (\bar{n}^2 + \sigma_n^2) + 3 \sqrt{2M_1 \cdot M_2 \sigma_n^4 + 4M_1 \cdot M_2 \sigma_n^2 \bar{n}^2}$$

$$\text{Prod 法: } T_D = M_1 \cdot M_2 \sigma_M^2 - 3 \sqrt{M_1 \cdot M_2 \sigma_M^4 (\bar{n}^2 + \sigma_n^2)}$$

MSD 法的门限  $T_D$  对象元间的差别  $\bar{n}$ ,  $\sigma_n^2$  反应敏感,由上表可见各象元的  $\bar{n}_L$  和  $\sigma_{n_L}^2$  有很大差别,因此 MSD 法的  $T_D$  因  $\bar{n}$  和  $\sigma_n^2$  不同而发生显著变化。为保证 MSD 不出现漏配,就要求在实际应用中,统计许多象元的  $\bar{n}_L$  和  $\sigma_{n_L}^2$ ,然后选取其中的最大值,求得  $T_D$ 。这样显然不切实际。

模板去均值的 Prod 法的  $T_D$  和  $P_f$  对  $\bar{n}$  和  $\sigma_n^2$  做大量统计,故最终选择这种方法作为粗匹配相似度量法。

### 4.2 SSDA 法

1	13	3	15
9	5	11	7
4	16	2	14
12	8	10	6

抽样规则

对模板  $M$  及对应的子图像  $S_x$ ,按如图所示规则进行抽样,将图像分成 16 个子模板,每  $4 \times 4$  个图像块中各象素的标号即代表了象素所属的子模板号。

对前  $l$  级门限  $T_l$  进行推导,得:

$$T_l = \sum_i \sum_j [M(i, j) - \bar{M}] \cdot M(i, j)$$

$$+ N_l \bar{n} (\bar{M}_2 - \bar{M}) - 3 \sqrt{N_l \cdot \sigma_M^4 (\bar{n}^2 + \sigma_n^2) + N_l \cdot \sigma_n^2 (\bar{M}_2 - \bar{M})^2}$$

采用此门限的 SSDA 法耗时仅为原来的约 15%，但实验中，有些象元未能通过全部 16 级门限，造成漏配，说明上式确定的门限过高。

因此对门限修正如下：象元之间实验只满足线性相似，即

$$M_L(i, j) = a \cdot M(i, j) + b + n(i, j) \quad a, b \text{ 为常数}$$

但不一定满足  $a=1, b=0$  的条件。把常数  $b$  并入  $n(i, j)$ ，认为是  $n(i, j)$  的直流分量，则得：

$$M_L(i, j) = a \cdot M(i, j) + n(i, j)$$

由此式重新推导得到修正后的门限：

$$T_i = a \cdot \sum_i \sum_j [M(i, j) - \bar{M}] \cdot M(i, j) + N_i \bar{n}_2 (\bar{M}_i - \bar{M}) \\ - 3 \sqrt{N_i \cdot \sigma_M^2 (n^{-2} + \sigma_n^2) + (\bar{M}_i - \bar{M})^2 \cdot N_i \sigma_n^2}$$

其中  $a$  的值因象元不同而不同，对指定的某象元  $M_L$ ，确定其  $a$  值的方法如下

$$M_L(i, j) = a \cdot M(i, j) + n(i, j)$$

$$\sigma_{M_L}^2 = a^2 \sigma_M^2 + \sigma_n^2$$

$$a = [(\sigma_{M_L}^2 - \sigma_n^2) / \sigma_M^2]^{1/2}$$

假设系统有高信噪比，象元间接近线性相似，则  $\sigma_n^2 \ll \sigma_{M_L}^2$ ，故有：

$$a = \sigma_{M_L} / \sigma_M$$

经修正后的门限无漏配现象（经统计后取  $a=0.9$ ），但因门限放宽，使匹配速度下降。采用修正门限后，SSDA 法可以应用于 CCD 象元位置的测量，其匹配速度是原来的 3 到 7 倍。

#### 4.3 两级模板寻优法

在 SSDA 中，门限  $T_D$  的选择比较复杂，且与  $T_D$  的选择有关的量如  $a, n, \sigma_n^2$  等可能因实测条件的变化而变化，这将影响  $T_D$  选择。

针对上述问题，这一节提出两级模板寻优的匹配方法。这种两级模板匹配法和多各快速寻优。但这节介绍的两级模板寻优法避开了上述两种方法中令人难为的门限选择问题。其具体方法为：

(1) 对模板  $M$  和被  $M$  覆盖的  $S$  进行均匀粗抽样每  $N_0 \times N_0$  邻域抽取一点，形成  $M$  和  $S$  的子模板，并用子模板计算二者的相关函数。

(2) 用子模板进行匹配搜索，获得匹配点  $(x_1, y_1)$ 。

(3) 在子模板的匹配点  $(x_1, y_1)$  的  $N_1 \times N_2$  的邻域中，使用模板的全集进行匹配，寻找极值点。

这种方法由于只在比整个搜索域小得多的  $N_1 \times N_2$  邻域中使用模板的全集，因而节省了匹配时间。

通过实验对  $6 \times 6, 5 \times 5, 4 \times 4, 3 \times 3$  和  $2 \times 2$  五种子模板的抗干扰性进行比较。实验结果说明：子模板采样间隔越小，匹配精度越高，抗干扰性能越强，但最在偏差并未因采样间隔的减小而得到明显改善。除  $6 \times 6$  较差外，其它几种子模板的性能相差不太大， $2 \times 2$  较好。各种子模板的  $P_c$  值都很小，说明子模板在存在强高斯噪声时，难以得到真正匹配点，但偏差是在很小的领域中。因此子模板用于粗匹配阶段是可以的。

用 40 个实验的 CCD 象元图像样本进行匹配实验可求得

$$x = -0.025, \sigma_x = 0.724, \Delta x \in [-2, 1], y = 0.075, \sigma_y = 0.608, \Delta y \in [-1, 1]$$

可见，子模板对实际的 CCD 象元图像有良好的粗匹配性能，其匹配误差在  $\pm 2$  个像素之

内,因此选择  $N_1=5, N_2=3$  可保证真正匹配点在此  $N_1 \times N_2$  极值域中。在实际应用中,  $N_1$  和  $N_2$  应当适当增大,如取  $N_1=9, N_2=7$  以确保不出现漏配。

## 5 TMS320C25 加速处理板

本应用中,为提高数据处理的速度,自制了 TMS320C25 加速处理板,与主机构成主从式处理系统,经联机使用,性能良好,完成  $50 \times 60$  模板与  $70 \times 80$  的参考窗的积相关运算,耗时不到 0.6s。

该主从结构的工作状态由主机控制。主机通过“命令锁存器”向 C25 板发命令,使 C25 处于初始、保持、工作三种状态之一。C25 的程序及要被处理的数据由主机直接写入 C25 板的程序存贮器和数据存贮器。C25 板上的所有存贮器均以内存映射方式,映射于主机内存的 0COOOH 段,因此主机对这些存贮器的读写象对内址其他地址读写一样方便自如。在硬件设计中,考虑到 TMS320C25 为 16 位总线结构,因此,主机对 C25 板上存贮器的读写也设计为 16 位的方式。

C25 加速板为主从机之间设计了一对可用于数据传送的 I/O 口数据缓存器,均为 16 位。主从机之间有一对状态信号 HTS(主到从)和 STH(从到主),可以通过查询方式在互不干扰的情况下互相传送数据。

## 6 结 论

(1)用数字图像相关法测量线阵 CCD 器件各象元的相对位置是可行的。

(2)各种相关度量法中,相关系数法(COE),归一化积相关法(Nprod)、均方差法(MSD)以及模板去均值的积相关法等方法匹配误差都在  $\pm 1$  个象素之内。在物镜倍率为 25 时,相当于  $x$  方向定位误差小于  $0.3\mu\text{m}$ ,  $y$  方向定位误差小于  $0.3\mu\text{m}$ 。为提高匹配速度,本文选用了模板去均值的 Prod 法。

(3)SSDA 法的门限选择与实际图像特征有密切关系,需结合实际测量条件得。对仙童公司 CCD143A(2048 个象元)而言,论文中给出的修正门限是适用的,门限可由系统现场产生。

(4)本文提出的两级模板寻优法,无门限选择问题,但了模板选择不当会带来失配,在采用此法时需谨慎。

(5)如果需要,在细匹配阶段可采用匹配精度更高的相关度量法,并对匹配点附近的相关曲线采用曲线拟合的方法进一步提高测量精度。

(6)硬件加速处理板和快速匹配方法的联合使用,可将测量速度提高两个数量级以上。

### 参 考 文 献

- [1] 孙仲康、沈振康,《数字图像处理及其应用》·国防工业出版社
- [2] D. I. Barnea and H. E. Silverman, A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration. IEEE, Trans., 1972, C-21(2)
- [3] D. R. Sullivan and J. S. Martin, A Coarse Search Correlation Tracker for Image Registration · IEEE, Trans., 1981, AES-17(1)

- [4] Gordon J. Vanderbrug and Azriel Rosenfeld, Two-Stage Template Matching, IEEE, Trans. 1977, C-26(4)
- [5] 丁明跃、彭嘉雄、万发贯,用于地图匹配的多谷快速寻优方法. 宇航学报,1989,4

## Measuring the Positions of Linear Array CCD's Elements by Means of Digital Image Correlation

Liu Dongbin

(*Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022*)

### Abstract

In this paper, the digital image correlation techniques are investigated for measuring the positions of the CCD elements. Using the real element images, the accuracy and noise immunity of several similarity measures are analyzed, and the proper similarity measures are found out, which have the matching accuracy of  $\pm 1$  pixel. The fast matching algorithms and the hardware are used to improve the matching efficiency. The SSDA method is introduced to our measuring system, and its problem of the choice of the thresholds is investigated and solved. Another fast matching approach called Two-stage-Template-optimizing Image Matching is put forward, which has no problems of the threshold choosing and has constant matching speed. In the aspect of hardware, an accelerating card using TMS320C25 digital signal processor is designed to configure a host/coprocessor high-speed system with the host computer.

**Key words:** Correlation, Match, Template, Reference window, Correlation function, Matching probability