

# 图象处理及识别中的松弛技术及其应用

王成业

(中国科学院空间科学技术中心)

## 摘 要

本文阐述了松弛法算法及其在图象匹配、边缘抽取及遥感图象分类等方面的应用。实验结果说明,松弛技术对于克服噪声及畸变的影响,改善处理质量和提高识别精度是有效的。

## 一、引 言

任何实用图象中都存在着灰度噪声及几何畸变,这些无疑是妨碍提高图象质量的因素。松弛技术是近几年来为消除噪声及畸变影响,改善处理质量及提高识别精度而发展起来的一种后处理技术。“松弛”一词的含意是指根据被处理对象与其周围相邻或相关的对象属性间的关系,按一定的方式不断调整被处理对象所含属性成份,直到稳定不变为止。由于在对象本身信息之外,还利用了其相邻或相关对象的信息,这就有助于克服噪声及畸变带来的模糊因素。

自从 A. Rosenfeld, R. A. Hummel 和 S. W. Zucker 于 1976 年发表文 [1] 以来,松弛技术在理论分析及应用上都有了发展。随着阵列机的商品化及并行处理机不久将可实用的前景,松弛技术正受到越来越多的重视。

本文在第二节中扼要叙述了松弛法算法,在第三节中介绍了在图象匹配、边缘抽取及遥感图象数据分类中取得的实验结果。

## 二、松弛法算法

共有两大类算法,分别说明如下:

### 1. 离散松弛算法

设有对象集  $A = \{A_1, \dots, A_n\}$  及类别标号集  $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_m\}$ 。对于每个对象  $A_i$ , 用  $m$  维布尔矢量  $\{a_{i1}, \dots, a_{im}\}$  表示其类别属性。若  $A_i$  属于  $\lambda_h$  类, 则令  $a_{ih} = 1$ , 否则  $a_{ih} = 0$ ,  $1 \leq h \leq m$ 。  $b(i, j, h, k)$  代表  $A_i$  及  $A_j$  两者属性一致性条件, 若  $A_i \in \lambda_h$  及  $A_j \in \lambda_k$  两个事件相容, 则取  $b(i, j, h, k) = 1$ , 否则取  $b(i, j, h, k) = 0$ 。在某次迭代中, 若  $b(i, j, h, k)a_{jk} = 0$ ,  $k = 1, \dots, m$  成立, 则改变  $a_{ih} = 1$  为  $a_{ih} = 0$ , 即修改  $A_i$  属性。因此,  $a_{ih}$  在迭代中将不断参照其邻接对象  $A_j$  属性状态而进行更新。  $a_{ih}$

的更新式定义如下:

$$a_{ih} = \min\{a_{ih}, \max[b(i, j, h, k)a_{jk}]\}. \quad (1)$$

## 2. 概率松弛算法

同样,设有对象集  $A$  及类别标号集  $\Lambda$ . 每个对象  $A_i$  对各类别的相似程度用  $m$  维概率集  $\{p_{i1}, \dots, p_{im}\}$  表示,

$$0 \leq p_{ih} \leq 1, \quad \sum_{h=1}^m p_{ih} = 1.$$

采用  $r(i, j, h, k)$  表示诸相邻或相关对象间属性的一致性程度,  $r(i, j, h, k): [-1, +1]$ . 若  $A_i \in \lambda_h$  与  $A_j \in \lambda_k$  两个事件完全相容. 取  $r(i, j, h, k) = 1$ ; 若该两事件不相容且相排斥, 则取  $r(i, j, h, k) = -1$ ; 对于其他中间状态, 取  $-1 < r(i, j, h, k) < +1$ .

A. Rosenfeld 提出的概率更新公式为

$$p_i^{(l+1)}(\lambda_h) = \frac{p_i^{(l)}(\lambda_h)(1 + Q_i^{(l)}(\lambda_h))}{\sum_{h=1}^m p_i^{(l)}(\lambda_h)(1 + Q_i^{(l)}(\lambda_h))}, \quad (2)$$

$$Q_i^{(l)}(\lambda_h) = \sum_j d_{ij} \sum_{k=1}^m p_j(\lambda_k) r(i, j, h, k). \quad (3)$$

式中  $d_{ij}$  代表权码,  $\sum_j d_{ij} = 1$ ;  $p_i^{(l)}(\lambda_h)$  代表  $A_i$  对  $\lambda_h$  类别属性  $l$  次迭代后的概率值;  $p_j^{(l)}(\lambda_k)$  代表  $A_i$  相邻对象  $A_j$  对于  $\lambda_k$  类别属性  $l$  次迭代后的概率值;  $r(i, j, h, k)$  代表相容系数, 应依具体情况选定.

随着迭代次数  $l$  的增加,  $p_i^{(l)}(\lambda_h)$  不断地改变, 有的上升, 有的下降, 直到稳定为止. 其时, 对于某个对象  $A_i$  而言, 在对诸类别属性的概率值中将只有一项占优势. 也就是说, 分类过程中原来含有的模糊成份在迭代中被削弱了, 而分类的确定性得到了提高.

迭代的收敛速度与迭代所用算法、相容系数公式及处理对象有关, 见文 [8—10].

继文 [1] 之后, S. Peleg 提出一种新的概率松弛法算法, 见文 [3]. 该算法是根据概率理论分析推导出来的, 概率值在迭代中具有方向性. S. Peleg 公式在实际应用中比 A. Rosenfeld 文 [1] 公式收敛速度慢.

## 三、应 用

### 1. 多光谱图象数据分类

原始数据取自广东省龙门县 LANDSAT 磁带(1978 年 11 月 2 日). 图象幅面为  $64 \times 64$ . 实验中选用 5 及 7 两个波段进行分类, 地面样区数据见图 1, 左侧为类别标号图, 右侧为符号图. 该地区共有 5 种类别地物: 水体(1)、草地(2)、林(3)、农田(4)及其他(5).

首先采用 ISODATA 算法<sup>[11]</sup>进行无监督分类, 得到初始分类类别集  $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_m\}$ ,  $m = 6$ . 然后, 按最小距离判据计算出每个象元  $A_i$  对各类别中心的概率值  $p_i(\lambda_m)$ ,  $m = 1, 2, \dots, 6$ , 并做为初始概率值.

实验中, 采用了两种相容系数: 同类增强型及相关型.

1) 同类增强型相容系数定义如下:

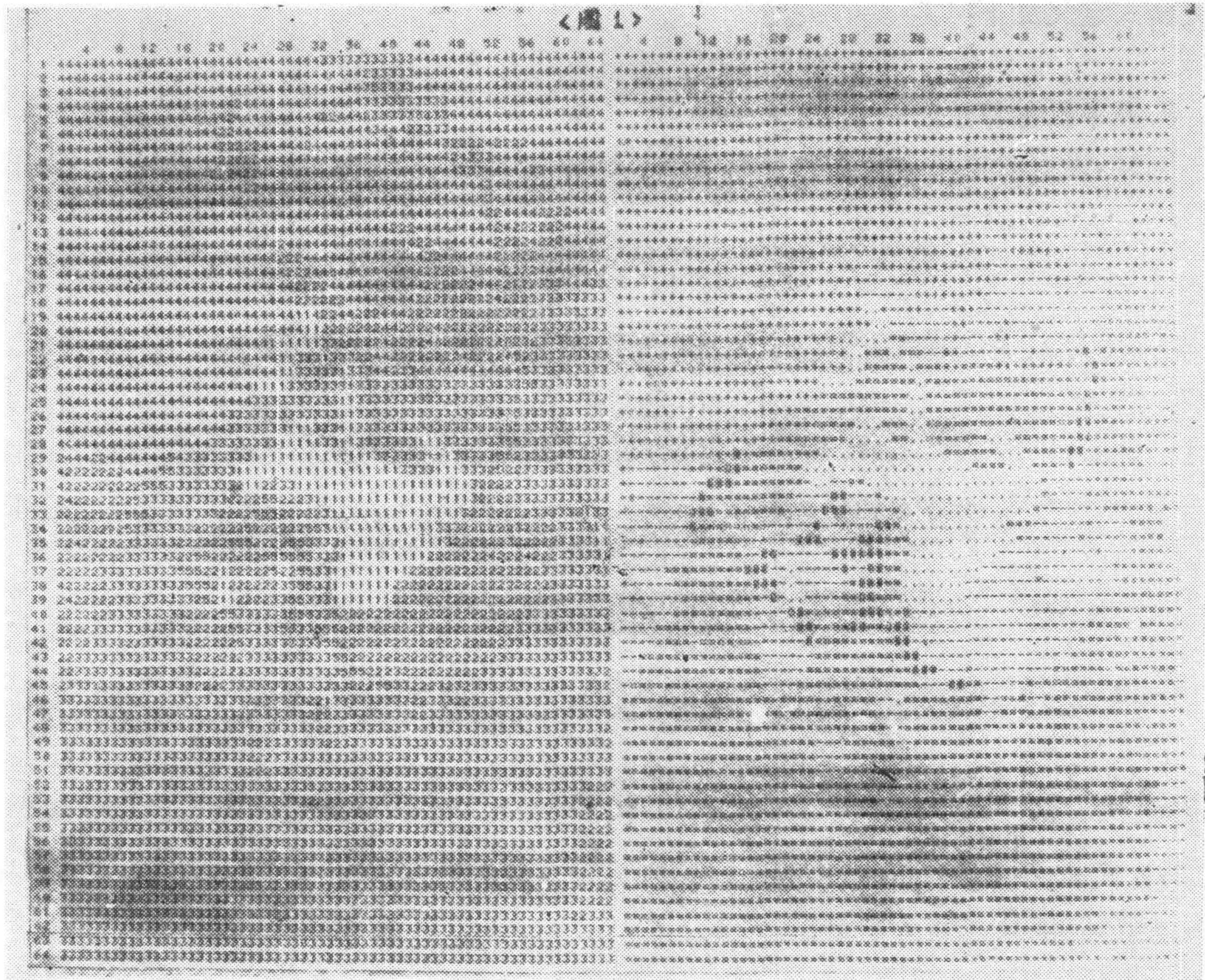


图 1

若  $A_j$  与  $A_i$  的类别相同,取  $r(i, j, h, k) = 1$ , 否则取  $r(i, j, h, k) = 0$ .

2) 相关型相容系数表达式为

$$r(i, j, h, k) = \frac{\sum [p_i(\lambda_h) - \bar{P}(\lambda_h)][p_j(\lambda_k) - \bar{P}(\lambda_k)]}{\sigma(\lambda_h) \sigma(\lambda_k)}$$

其中  $\bar{P}(\lambda_h)$  及  $\bar{P}(\lambda_k)$  代表  $\lambda_h$  及  $\lambda_k$  的平均概率值;  $\sigma(\lambda_h)$  及  $\sigma(\lambda_k)$  代表偏差值;  $n$  为象元数.

采用这两种系数,分别按(2)及(3)式进行迭代处理.图2为采用相关型系数五次迭代结果,左侧为符号图,右侧为标号图.

无监督分类方法是在缺乏地面样区资料条件下采用的一种光谱分类方法,为了验证松弛法效果,这里引用地面样区资料进行对照.

地面资料中包含5类地物,而自动分类给出6类结果,经分析比较,认为计算机产生的4与5两类与样区4类农田相对应,因此农田的类别标号为4,5类,水体为1类,草地2类,林地3类,其他为6类.表1为初始分类结果.表2为相关型相容系数五次迭代结果.表3为同类增强型相容系数五次迭代结果.表4为各类五次迭代结果及总分类精度.

从表4可知总分类精度分别提高0.2%及3.8%,显然,这里相关型相容系数具有更

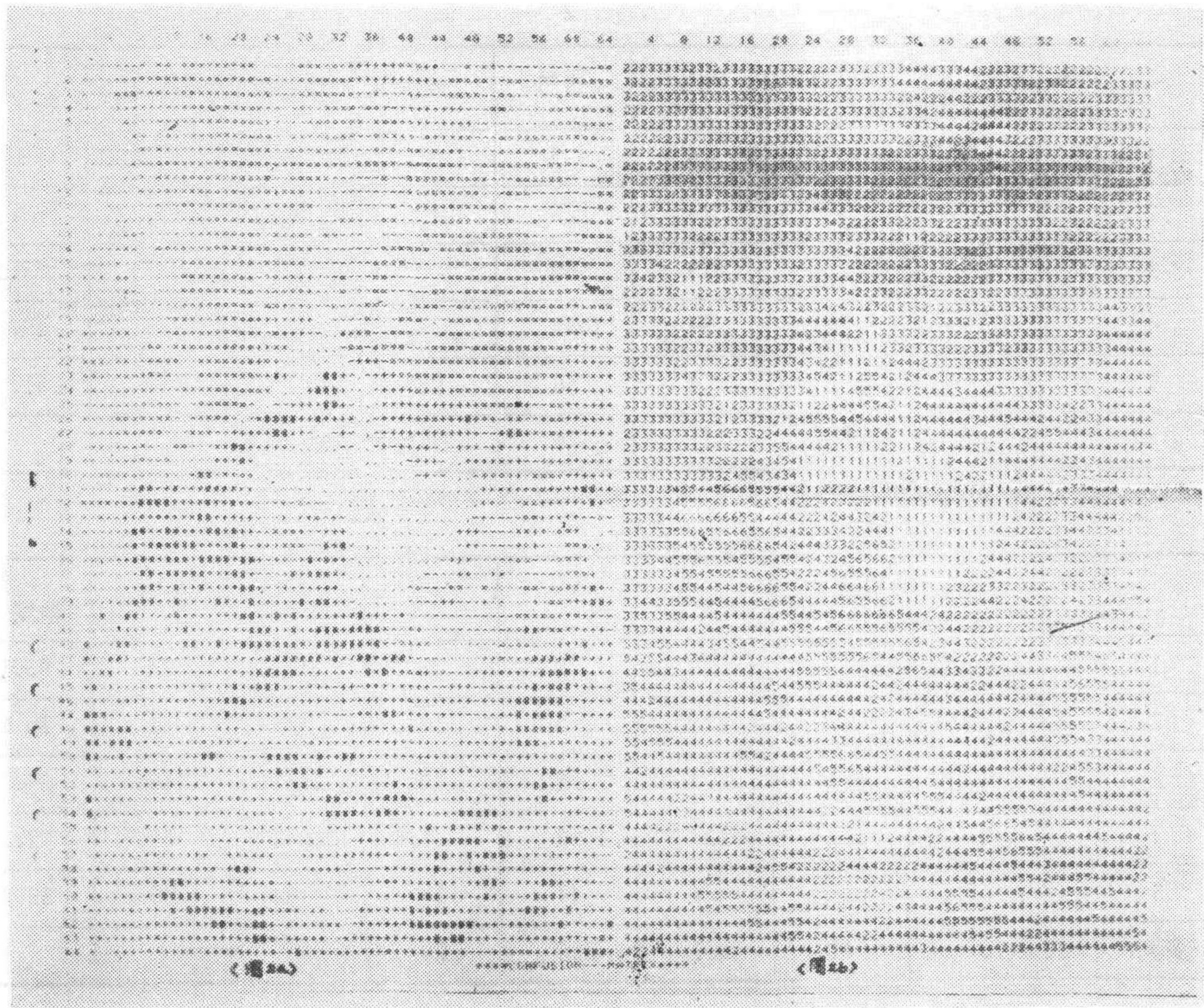


图 2

表 1

样区 \ 分类	1	2	3	4/5	6	总点数	少判	分类精度(%)
1	190	8	0	4	1	203	13	93.6
2	2	200	233	209	13	657	457	30.4
3	17	378	815	46	0	1256	441	64.9
4	18	172	132	1536	38	1896	360	81.0
5	0	13	4	44	23	84	61	27.4
多判	37	571	369	303	52			

好的效果。从表 4 还可看到,对于草地和林地来说,无论是初始分类精度,还是迭代处理后精度提高的幅度,都比较低。精度不够的主要原因是,林与草地天然伴生在一起,在该地区几乎找不到没有草的林地。此外,这两类地物的光谱特性重叠覆盖较强。因此,需要在以后的研究中进一步探索解决途径。

### 2. 图象边缘抽取

实验中所用图象见图 3, 图象幅面  $128 \times 128$ 。由于所用计算机容量限制,仅选取前额部( $32 \times 32$ )处理。图 4 为采用 Kirsh 模板(这里把 8 个方向压缩成 4 个方向输出)抽

表 2

样区 \ 分类	1	2	3	4/5	6	总点数	少 判	分类精度%
1	192	4	0	5	2	203	11	94.6
2	4	199	213	226	15	657	458	30.3
3	15	373	819	49	0	1256	437	65.2
4	29	46	94	1687	38	1896	209	89.0
5	0	0	4	46	26	84	58	31.9
多判	48	433	311	326	55			

表 3

样区 \ 分类	1	2	3	4/5	6	总点数	少 判	分类精度%
1	189	9	0	2	3	203	14	93.1
2	2	176	228	232	19	657	481	26.8
3	16	372	810	58	0	1256	446	64.5
4	19	132	129	1568	48	1896	328	82.7
5	0	8	4	44	28	84	56	33.3
多判	37	521	361	336	70			

表 4

		初始分类结果	五次迭代结果	
			同类增强型相容系数	相关型相容系数
单类精度 (%)	1	93.6	93.1	94.6
	2	30.4	26.8	30.3
	3	64.9	64.5	65.2
	4	81.0	82.7	89.0
	5	27.4	33.3	31.9
总分类精度 (%)		67.5	67.7	71.3

取的边缘图。从图 4 可以看出,有的部位缺边,也有的部位重复。继续应用弛张法做后处理,在已抽取出的边缘值基础上计算各边缘的初始概率值。

设  $\mu_k(x, y)$  代表  $\theta_k$  方向上边值,  $p_{(x, y)}(\lambda_k)$  代表该边值对应的概率值,则初始概率值推算公式为

$$p_{(x_0, y_0)}^{(0)}(\lambda_k) = \frac{\max_{q=1}^4 \mu_q(x_0, y_0)}{\max_{(x, y)} \left\{ \max_{m=1}^4 \mu_m(x, y) \right\}} \times \frac{\mu_k(x_0, y_0)}{\sum_{q=1}^4 \mu_q(x_0, y_0)} \quad (4)$$



图 3

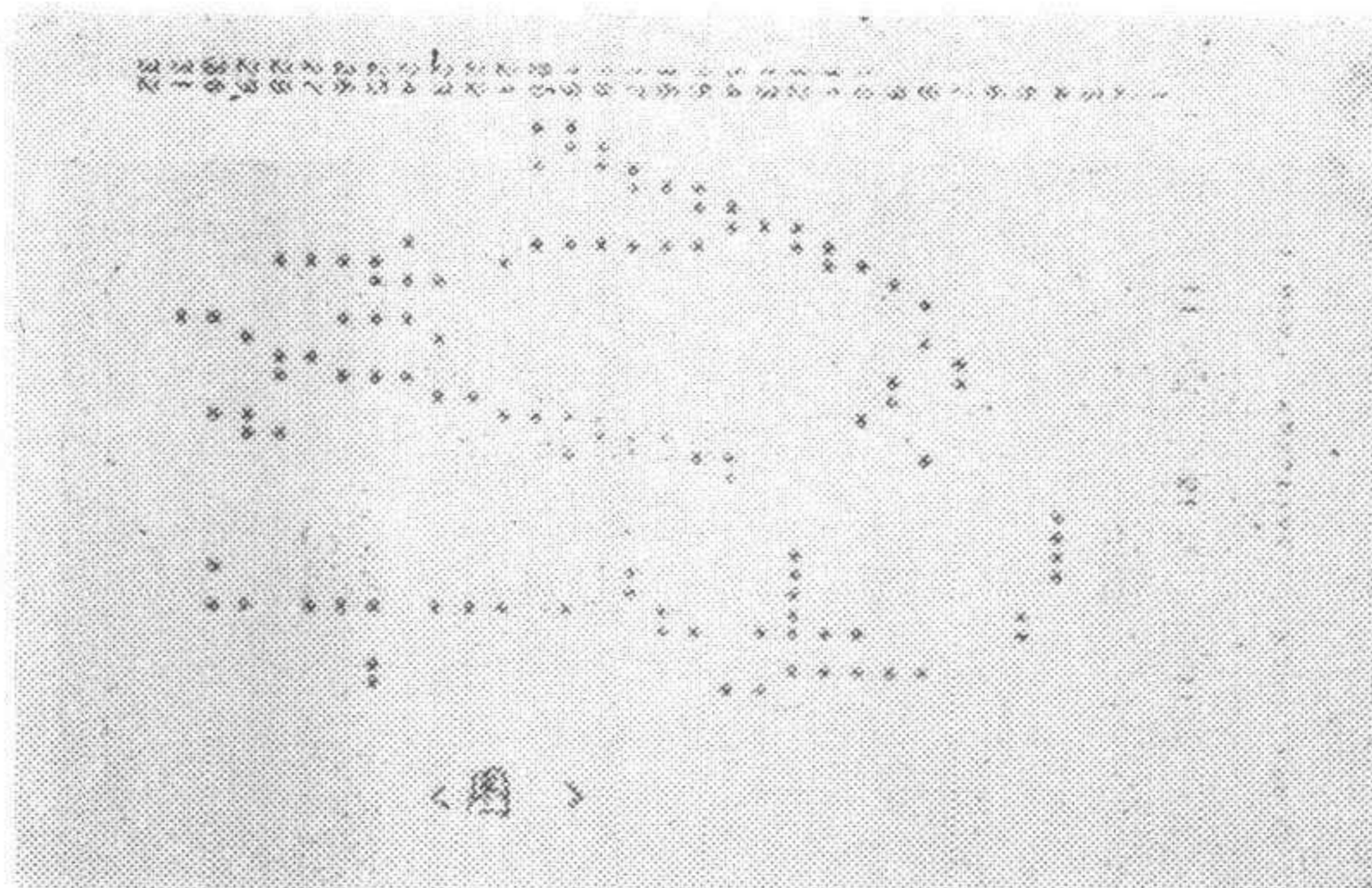


图 4

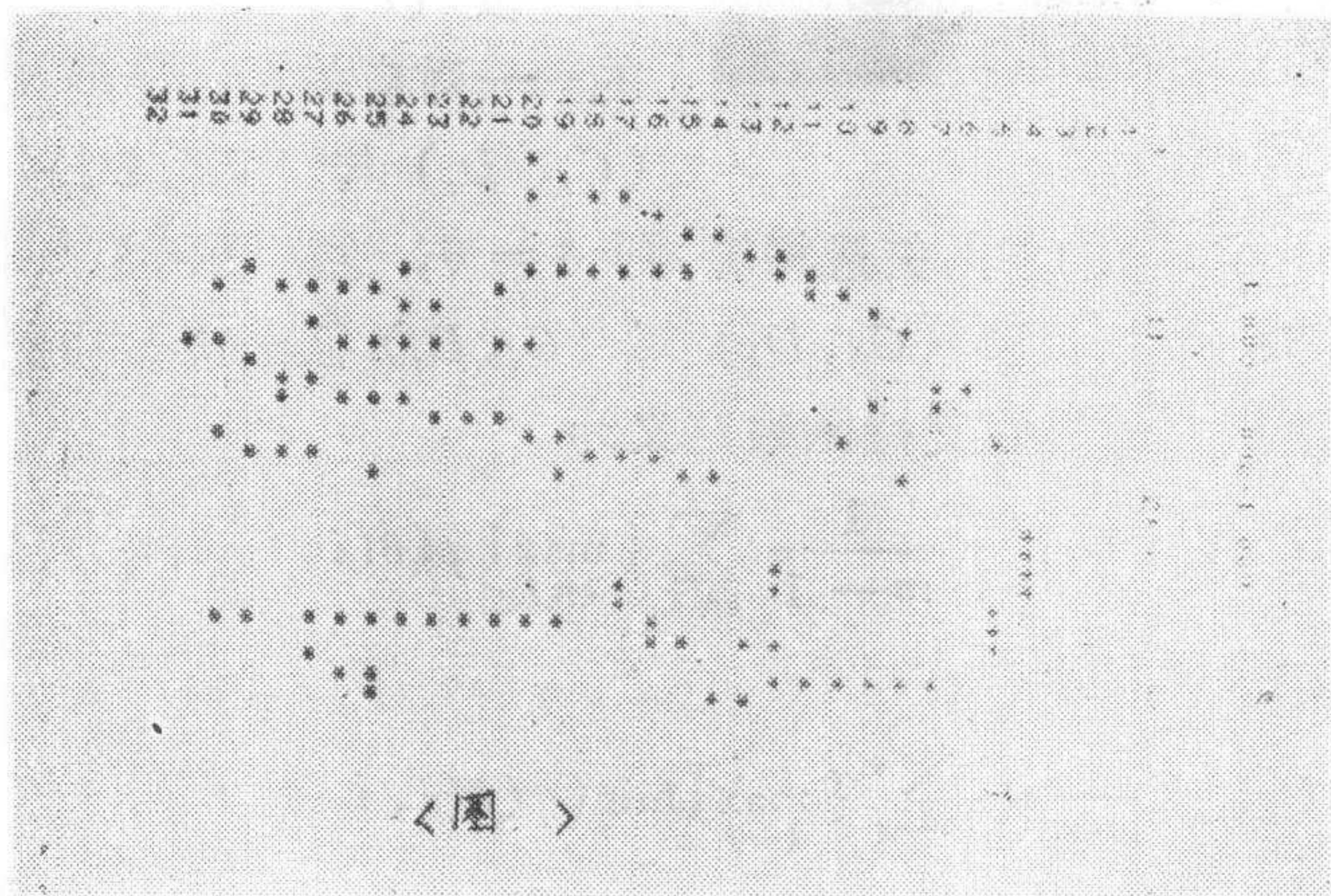


图 5

式中  $k = 1, 2, \dots, 4$ ;

$$p_{(x_0, y_0)}^{(0)}(\lambda_5) = 1 - \frac{\max_{q=1}^4 \mu_q(x_0, y_0)}{\max_{(x, y)} \left\{ \max_{m=1}^4 \mu_m(x, y) \right\}} \quad (5)$$

在上两式中,  $\max \mu_q(x_0, y_0)$  代表  $(x_0, y_0)$  处最大边值,

$$\max_{(x, y)} \left\{ \max_{m=1}^4 \mu_m(x, y) \right\}$$

代表全幅图象中最大边值, 两者比值是求归一化, 式中  $p_{(x_0, y_0)}^{(0)}(\lambda_5)$  代表归一化补充项  $\lambda_5$  的概率值. 显然,

$$\sum_{k=1}^4 p_{(x_0, y_0)}^{(0)}(\lambda_k) + p_{(x_0, y_0)}^{(0)}(\lambda_5) = 1. \quad (6)$$

计算出各初始概率值后, 再按 (3) 及 (4) 式进行迭代处理. 迭代中所用相容系数按下式选定:

$$r(i, j, h, k) = \begin{cases} +1, & \text{若 } \Delta\theta = 0^\circ, \\ 0, & \text{若 } \Delta\theta = 45^\circ, 135^\circ, \\ -1, & \text{若 } \Delta\theta = 90^\circ. \end{cases}$$

式中  $\Delta\theta$  代表相邻两个边的角度差.

图 5 为三次迭代结果。从图 5 看出图 4 中缺边处增补了两个边，而同时在其他部位减少了多余的十二个边。

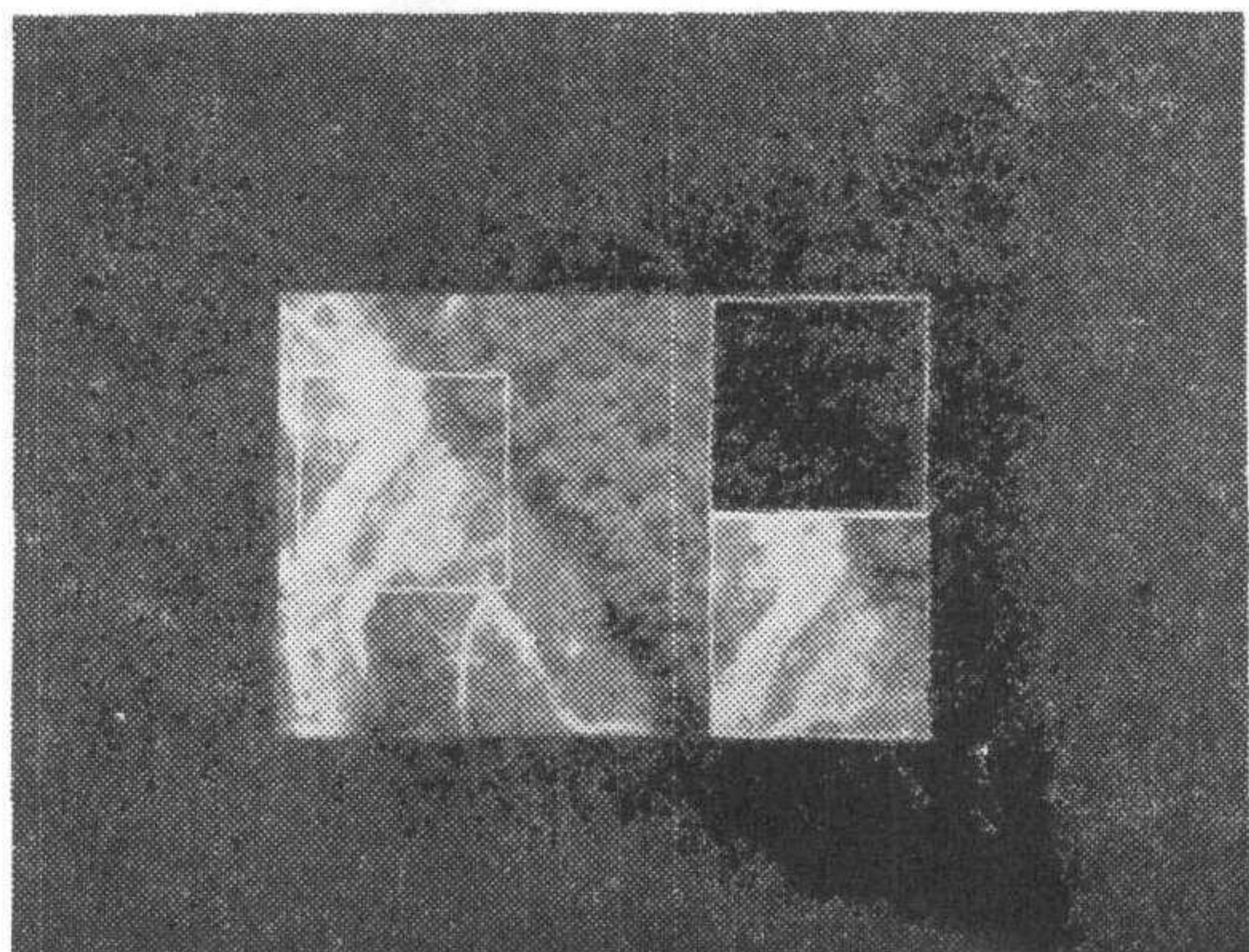


图 6

### 3. 图象匹配

用角特征进行图象匹配比用图象象元相关法匹配有利于克服两幅图象灰度差及噪声带来的偏差。但是这种匹配方法对几何畸变仍然敏感。因此，在检出角特征基础上，再施以松弛法处理，可进一步改善匹配质量。

设已有两幅图象的角特征图  $(C_1, \dots, C_m)$  及  $(D_1, \dots, D_n)$ 。现寻求两组特征点的一一对应关系。设用  $\delta(i, j, h, k)$  代表  $(C_i, D_j)$  与  $(C_h, D_k)$  间矢量差， $\delta(i, j, h, k) = \|\overline{C_h D_k} - \overline{C_i D_j}\|$ 。若两矢量相等，则  $\delta = 0$ ，这表明两组点对完全吻合。因此，可以设计出  $\delta$  的某种函数，反映  $(C_h, D_k)$  对  $(C_i, D_j)$  匹配情况的支援。这里把诸点对  $(C_h, D_k)$  对  $(C_i, D_j)$  的初始支持函数定义为

$$S^{(0)}(C_i, D_j) = \frac{1}{m-1} \sum_{h \neq i} \{ \max_{k \neq j} [\varphi(\delta(i, j, h, k))] \}. \quad (7)$$

第  $(l+1)$  次迭代式为

$$S^{(l+1)}(C_i, D_j) = \frac{1}{m-1} \sum_{h \neq i} \{ \max_{k \neq j} [\min(\varphi(\delta(i, j, h, k)), S^{(l)}(C_h, D_k))] \}. \quad (8)$$

式中  $S^{(l)}(C_h, D_k)$  代表上次迭代中  $(C_h, D_k)$  得到的平均支持函数值。(8) 式的意义是从全体点对匹配情况去权衡某一点对匹配状态。因之使匹配具有更高的可靠性。

根据(8)式，计算出全部  $m \times n$  组的  $S$  值，再按  $\max_{j=1}^n \{S^{(l+1)}(C_i, D_j)\}$  选出  $C_i$  点的最佳对，从而得到最可信的匹配点对组合。

在航空图实验中，采用上述方法进行目标图象搜索，见图 6。左侧  $128 \times 128$  为原图，右下侧  $64 \times 64$  为目标图，右上侧为其角特征图。采用匹配方法搜索到的位置用白色方框勾出。

## 四、结 束 语

从实验结果看，松弛法能够克服噪声及畸变的影响，是一种改善图象处理质量及提高识别精度的有效技术途径。

初始概率值计算方法与处理的对象密切相关。在实际应用中，如何选择相容系数也是一个关键问题。

随着并行处理技术的发展，松弛法后处理技术不仅可以改善处理质量，而且也远较串行方式为快。因此，松弛法是一种有着广阔应用前景的技术。

### 参 考 文 献

- [1] A. Rosenfeld, R. A. Hummel, S. W. Zucker, Scene labeling by relaxation operations, *IEEE Trans.*, SMC-6, 1976, No. 6.
- [2] A. Rosenfeld, Iterative method in image analysis, CGIP, 1977.
- [3] S. Peleg, A new probabilistic relaxation scheme, *IEEE Trans.*, PAMI, 1980, No. 4.
- [4] S. W. Zucker, A. Rosenfeld, R. A. Hummel. An application of relaxation labeling to line and curve enhancement, *IEEE Trans.*, C-26, 1977, No. 4.
- [5] S. Ranada, A. Rosenfeld, Point pattern matching by relaxation, *Pattern Recognition*, 12, 1980, No. 3.
- [6] C. Y. Wang, H. Sun, Shiro Yada, A. Rosenfeld, Some experiments in relaxation image matching using corner feature, Computer Vision Lab., Univ. of Maryland, TR-1071, 1981.
- [7] A. Rosenfeld, C. Y. Wang, Some experiments in matching feature points pattern on aerial imagery, Computer Vision Lab., Univ. of Maryland, 1982.
- [8] J. Q. Eklundh, A. Rosenfeld, Convergence properties of relaxation, Computer Vision Lab., Univ. of Maryland, TR-701, 1978.
- [9] Györfi Fekete, Relaxation; evaluation and applications, Computer Vision Lab., Univ. of Maryland, TR-796, 1979.
- [10] J. A. Richards, D. A. Landgrebe, P. H. Swain, On the accuracy of pixel relaxation labeling, *IEEE Trans.*, SMC-11, 1981, No. 4.
- [11] J. T. Tou, R. C. Gonzalez, *Pattern Recognition Principles*, Addison-Wesley, 1974.

## THE RELAXATION TECHNIQUE AND ITS APPLICATION IN IMAGE PROCESSING AND RECOGNITION

WANG CHENGYE

(Space Science and Technology Center, Academia Sinica)

### ABSTRACT

In this paper the relaxation algorithms and their applications in image matching, edge extraction and remote sensing imagery classification are described. It was found from the experimental results that the relaxation technique was efficient and powerful for removing the effect of noise and distortion, improving the processing quality and increasing the classification accuracy.