

# 图像序列的多通道围线结构匹配<sup>1)</sup>

傅洁 吴立德

(复旦大学计算机科学系, 上海 200433)

## 摘 要

本文对于运动图像序列提出了基于多通道围线结构的匹配, 根据一对运动图像和  $n$  个通道中的  $n$  对卷积图, 建立了多通道围线结构, 然后利用这些结构所具有的良好性质, 分层次地实现匹配. 实验表明: 本算法对于真实场景下多物体运动的处理, 表现出令人满意的简单性、精确性、稳定性和实时性.

**关键词:** 匹配, 通道, 围线结构, 相似度, 松弛迭代.

## 一、引 言

匹配是计算机视觉中的一个经典问题, 也是一个尚未很好解决的问题. 本文提出的围线结构集中了有各种基元的优点, 扬长避短, 效果比较理想.

实现时, 引入了算法简单、效率较高的松弛迭代方法, 用线性速度获取图像序列的全局最优解. 还引入了多通道技术, 用来获取围线的最佳表达, 增强了围线结构对于真实场景的适应能力.

## 二、围 线 结 构

### 1. 强边

首先对原始图像作卷积, 然后再将零交点投入四个池中. 在六邻域的半坐标中进行跟踪, 获得稳定、精确、无二义、唯一的围线, 同时, 将从一个池到另一个池的转换点作为特征点<sup>[1]</sup>. 组成围线的同池曲线称为轮廓线, 四个池中的轮廓线按水平或垂直走向、正区域的位置, 分成A型、B型、C型和D型. 在真实场景中, 物体的位置和光照条件都会发生变化, 而特征基元则需取这些变化中的不变量. 定义零交斜率大于某一阈值的轮廓线为强边, 其余的为弱边; 由深度变化不连续形成的边一般结构稳定、零交斜率较大, 属于强边, 而由光照变化形成的边一般结构不稳定, 零交斜率较小, 属于弱边. 每个轮廓线可能是强边, 也可能是弱边, 完全由弱边组成的围线已在跟踪中予以删除, 完全由强边组成的围线正是所感兴趣的, 面临的困难就是如何恰当地处理兼有强边与弱边的围线. 一种简单的方法是在计算围线及其结构的性质时, 只考虑性质稳定的强边而忽略性质不稳定的弱边,

本文于1990年11月7日收到.

1) 国家自然科学基金资助的课题.

就可以得到稳定、精确的结果。

## 2. 围线的层次结构和树状结构

首先,按照围线、特征点建立层次结构。

为了获取稳定的特征点,定义强边与强边的转换点或强边与弱边的转换点为特征点,根据轮廓线的四种类型,将特征点的属性分为六类: AB 型、AC 型、AD 型、BC 型、BD 型和 CD 型。

其次,对于每幅图像上的围线,按照包含关系建立围线的树状结构。

## 3. 围线结构的性质

分别抽取围线、特征点的特性,作为匹配的依据。

1) 围线性质。将  $t$  时刻  $p$  通道的  $i$  围线记为  $C(i, p, t)$ , 则它的特性由下列六个量来描述:

- (1) 强边的长度 ( $L1$ ),
- (2) 强边的平均斜率 ( $Z1$ ),
- (3) 特征点的数量 ( $N1$ ),
- (4) 强边的平均横坐标 ( $X1$ ),
- (5) 强边的平均纵坐标 ( $Y1$ ),
- (6) 强边在围线中所占的比例 ( $P1$ ).

2) 特征点的性质。在以已匹配的围线为参照来考虑特征点的性质时,将  $t$  时刻  $p$  围线上第  $i$  个特征点记为  $FC(i, p, t)$ , 它的特性由下列三个量来描述:

- (1) 特征点的零交斜率 ( $Z2$ ),
- (2) 特征点到围线强边中心的距离 ( $D2$ ),
- (3) 特征点的属性 ( $P2$ ).

在以优秀的候选特征点为参照时,将  $t$  时刻相对于第  $k$  个优秀的候选特征点的第  $i$  个特征点记为  $FF(i, k, t)$ , 考虑到物体具有刚性性质,用下面四个量来更精细地描述特征点的性质:

- (1) 特征点的零交斜率 ( $Z3$ ),
- (2) 特征点到特定的特征点之间的距离 ( $D3$ ),
- (3) 特征点到特定的特征点之间沿着围线的路程 ( $R3$ ),
- (4) 特征点的属性 ( $P3$ ).

## 三、多 通 道

在零交图中,一个  $\sigma$  决定了一个通道,不同的  $\sigma$  表达了不同的分辨率。给定了  $\sigma$ , 也就给定了卷积模板的长度,模板的半长为  $1.8\omega$ ,  $\omega = 2\sqrt{2}\sigma$ , 即模板的长度约为  $10\sigma$ .  $\sigma$  的选取与物体的大小、对比度、复杂度均有联系,合适的  $\sigma$  可使围线表达同一物体。在预先不知道场景的情况下,用  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$  一系列通道对原始图像作零交,然后再提取最佳结果。考虑到  $\sigma$  较大时得到的零交与实际轮廓有较大的偏差,这些  $\sigma$  均取较小的值。实验表明,相邻通道间  $\sigma$  的调节幅度为这样的值,该值使得相邻模板的长度增量为图像长



度的  $\frac{1}{32}$ 。当选取了足够的通道后,场景中的任一物体至少在一个通道中得到精确的表达。

同一物体在多通道中的表达可能相似,也可能完全不同。 $C(i, p, t)$  和  $C(j, q, t)$  可能表达相同的物体,也可能部分地表达相同的物体,甚至也可能相互无关。但是因为多通道下的零交图表达的是同一场景,所以  $C(i, p, t)$  和  $C(j, q, t)$  之间的映射函数  $R$  还可以方便地定义如下:

$$R(i, j, p, q, t) = \begin{cases} 1 & \text{当存在点 } (x_1, y_1, t) \text{ 满足条件: } (x_1, y_1, t) \text{ 在} \\ & C(i, p, t) \text{ 上, 并且包含于 } C(j, q, t) \text{ 内} \\ & \text{或者, 当存在点 } (x_2, y_2, t) \text{ 满足条件: } (x_2, y_2, t) \\ & \text{在 } C(j, q, t) \text{ 上, 并且包含于 } C(i, p, t) \text{ 内} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

对于  $n$  个通道的任意两两组合计算映射关系,便可获得  $n$  个通道间的关系,当然这些关系可以是一对多、多对一、甚至是多对多的。

#### 四、多通道围线结构的匹配

在匹配过程中,首先计算基元的相似度矩阵,然后利用松弛迭代方法在线性时间内获取全局最优匹配。松弛迭代依据这样的准则进行:对于每一匹配对而言,与其无竞争关系的匹配将支持该匹配,而与其有竞争关系的匹配将抑制该匹配。

##### 1. 多通道下的围线匹配

1) 各通道内围线相似度矩阵的初始化。用相似度矩阵来衡量相继两幅图像在同一通道  $k$  中的相似度,围线相似度矩阵  $S1$  的第  $(i, j, k)$  元表示  $C(i, k, t)$  和  $C(j, k, t + 1)$  的相似度,即

$$S1 \text{ 的 } (i, j, k) \text{ 元} = P \sum_{m=1}^5 \omega_m A_m(i, j), \quad (2)$$

其中  $P$  指强边在围线中所占的比例,取  $P = \min\{P1_i, P1_j\}$

$\omega_m (1 \leq m \leq 5)$  是权系数,满足:

$$\sum_{m=1}^5 \omega_m = 1, \quad 0 \leq \omega_m \leq 1.$$

$A_m(i, j) (1 \leq m \leq 5)$  指  $C(i, k, t)$  和  $C(j, k, t + 1)$  的特性相似度,初始时:

$$A_1(i, j) = \min\{L1_i, L1_j\} / \max\{L1_i, L1_j\} \quad (3)$$

$$A_2(i, j) = \min\{Z1_i, Z1_j\} / \max\{Z1_i, Z1_j\} \quad (4)$$

$$A_3(i, j) = \min\{N1_i, N1_j\} / \max\{N1_i, N1_j\} \quad (5)$$

$$A_4(i, j) = \min\{X1_i, X1_j\} / \max\{X1_i, X1_j\} \quad (6)$$

$$A_5(i, j) = \min\{Y1_i, Y1_j\} / \max\{Y1_i, Y1_j\} \quad (7)$$

2) 围线相似度矩阵的多通道松弛迭代。考虑到围线的树状结构,围线的匹配过程可以按以下步骤进行:

- (1) 获取外层围线;
  - (2) 外层围线的匹配;
  - (3) 对于匹配了的外层围线的内部围线重复(1)–(3), 直至无内部围线为止.
- 其中, 第(2)步的工作由以下多通道松弛迭代算法实现:

- (1) 初始化  $S1^0(i, j, k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ ;
- (2) 对于每个通道  $k$ , 用下式迭代

$$S1^{r+1}(i, j, k) = \begin{cases} S1^r(i, j, k) \cdot \frac{\sum_m \sum_{R(i,p,k,m,t)=0} \max_{R(j,q,k,m,t+1)=0} S1^r(p, q, m)}{\sum \sum \text{求和的次数}}, & \text{对于最外层围线} \\ S1^r(i, j, k) \cdot \frac{\sum_{R(i,p,k,k,t)=0} \max_{R(j,q,k,k,t+1)=0} S1^r(p, q, k)}{\sum \text{求和的次数}} & \text{对于非最外层曲线} \end{cases} \quad (8)$$

- (3)  $r = r + 1$ ;
- (4) 归一化:

$$S1^r(i, j, k) = \begin{cases} \frac{S1^r(i, j, k)}{\max_m \left\{ \max_{q, R(i,p,k,m,t)=1} S1^r(p, q, m), \max_{p, R(j,q,k,m,t+1)=1} S1^r(p, q, m) \right\}} & \text{对于最外层围线} \\ \frac{S1^r(i, j, k)}{\max \left\{ \max_{q, R(i,p,k,k,t)=1} S1^r(p, q, m), \max_{p, R(j,q,k,k,t+1)=1} S1^r(p, q, m) \right\}} & \text{对于非最外层围线} \end{cases} \quad (9)$$

- (5) 重复(2)–(4)三到五次;

- (6) 取多通道中的最佳匹配  $C(p, u, t)$  和  $C(q, u, t + 1): \{(p, q, u): \max S1^k(i, j, k)\}$ ;

- (7) 删除与之相关的匹配:

$$S1^r(i, j, k) = \begin{cases} 0, & \text{当 } R(i, p, k, u, t) = 1 \text{ 或 } R(j, q, k, u, t + 1) = 1 \\ S1^r(i, j, k), & \text{否则} \end{cases} \quad (10)$$

- (8) 重复(6)–(7), 直至  $S1$  的元素全部置为零.

## 2. 特征点相似度矩阵的迭代优化

### 1) 优秀的候选特征点对的获取

首先以已匹配的围线为参照系来初始化特征点相似度矩阵, 如果  $C(p, k, t)$  和  $C(q, k, t + 1)$  是匹配对, 则相似度矩阵  $S2$  的第  $(i, j)$  元表示  $FC(i, p, t)$  和  $FC(j, q, t + 1)$  之间的相似度, 即

$$S2 \text{ 的 } (i, j) \text{ 元} = P \sum_{m=1}^2 \omega_m A_m(i, j) \quad (11)$$

其中  $P$  指特征点对的属性关系:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{当这对特征点的属性 } P2 \text{ 相同时} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

$\omega_m (1 \leq m \leq 2)$  是权系数, 满足:

$$\sum_{m=1}^2 \omega_m = 1, 0 \leq \omega_m \leq 1.$$

$A_m(i, j) (1 \leq m \leq 2)$  指  $FC(i, p, t)$  和  $FC(j, q, t+1)$  间的特性相似度, 初始时:

$$A_1(i, j) = \min\{Z_{2i}, Z_{2j}\} / \max\{Z_{2i}, Z_{2j}\} \quad (13)$$

$$A_2(i, j) = \min\{D_{2i}, D_{2j}\} / \max\{D_{2i}, D_{2j}\} \quad (14)$$

计算了相似度矩阵后, 选取五个相似度最大的特征点对作为优秀的候选匹配点对。

2) 以优秀的特征点对为参照的特征点相似度矩阵的初始化。以每个优秀的候选特征点为参照系来建立五个相似度矩阵, 相对于第  $k$  个优秀的候选特征点对初始化特征点相似库矩阵  $S_3$ ,  $S_3$  的第  $(i, j, k)$  元表示  $FF(i, k, t)$  和  $FF(j, k, t+1)$  之间的相似度, 即

$$S_3 \text{ 的 } (i, j, k) \text{ 元} = P \sum_{m=1}^3 \omega_m A_m(i, j) \quad (15)$$

其中  $P$  指特征点对的属性关系, 若定义这些轮廓线是相容的:  $A$ 型与  $B$ 型、 $C$ 型与  $D$ 型、 $A$ 型与  $C$ 型、 $B$ 型与  $D$ 型, 则  $P$  的取值如下:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{当这对特征点的属性 } P_3 \text{ 相同时} \\ 0.75, & \text{当这对特征点的属性 } P_3 \text{ 不相同但相容时} \\ 0.5, & \text{当这对特征点的属性 } P_3 \text{ 既不相同又不相容时} \end{cases} \quad (16)$$

$\omega_m (1 \leq m \leq 3)$  是权系数, 满足,

$$\sum_{m=1}^3 \omega_m = 1, 0 \leq \omega_m \leq 1.$$

$A_m(i, j) (1 \leq m \leq 3)$  指  $FF(i, k, t)$  和  $FF(j, k, t+1)$  之间的特性相似度, 初始时:

$$A_1(i, j) = \min\{Z_{3i}, Z_{3j}\} / \max\{Z_{3i}, Z_{3j}\} \quad (17)$$

$$A_2(i, j) = \min\{D_{3i}, D_{3j}\} / \max\{D_{3i}, D_{3j}\} \quad (18)$$

$$A_3(i, j) = \min\{R_{3i}, R_{3j}\} / \max\{R_{3i}, R_{3j}\} \quad (19)$$

3) 以优秀的特征点为参照的特征点相似度矩阵的松弛迭代优化。定义  $FS(k)$  为根据第  $k$  对优秀特征点计算的全局相似度, 于是给出特征点相似度矩阵的松弛迭代算法如下:

(1) 初始化  $S_3^0(i, j, k)$ ;

(2) 按如下公式进行迭代:

$$S_3^{r+1}(i, j, k) = S_3^r(i, j, k) \left\{ \sum_{p \neq i} \sum_{q \neq j} S_3^r(p, q, k) \right\} / \sum \text{和的次数} \quad (20)$$

(3)  $r = r + 1$ ;

(4) 归一化;

$$S_3^r(i, j, k) = S_3^r(i, j, k) / \max\left\{ \max_q S_3^r(i, q, k), \max_p S_3^r(p, j, k) \right\} \quad (21)$$

(5) 重复 (2)–(4) 三到五次;



(6) 初始化全局相似度:  $FS(k) = 0$ ;

(7) 取最佳特征点匹配对:

$$\{(p, q): \max_{i, j, k} S3^r(i, j, k)\};$$

(8) 计算全局相似度:

$$FS(k) = FS(k) + S3^r(p, q, k) \quad (22)$$

(9) 删除与之相关的匹配:

$$S3^r(i, j, k) = \begin{cases} 0, & \text{当 } p = i \text{ 或 } q = j \text{ 时} \\ S3^r(i, j, k), & \text{否则} \end{cases} \quad (23)$$

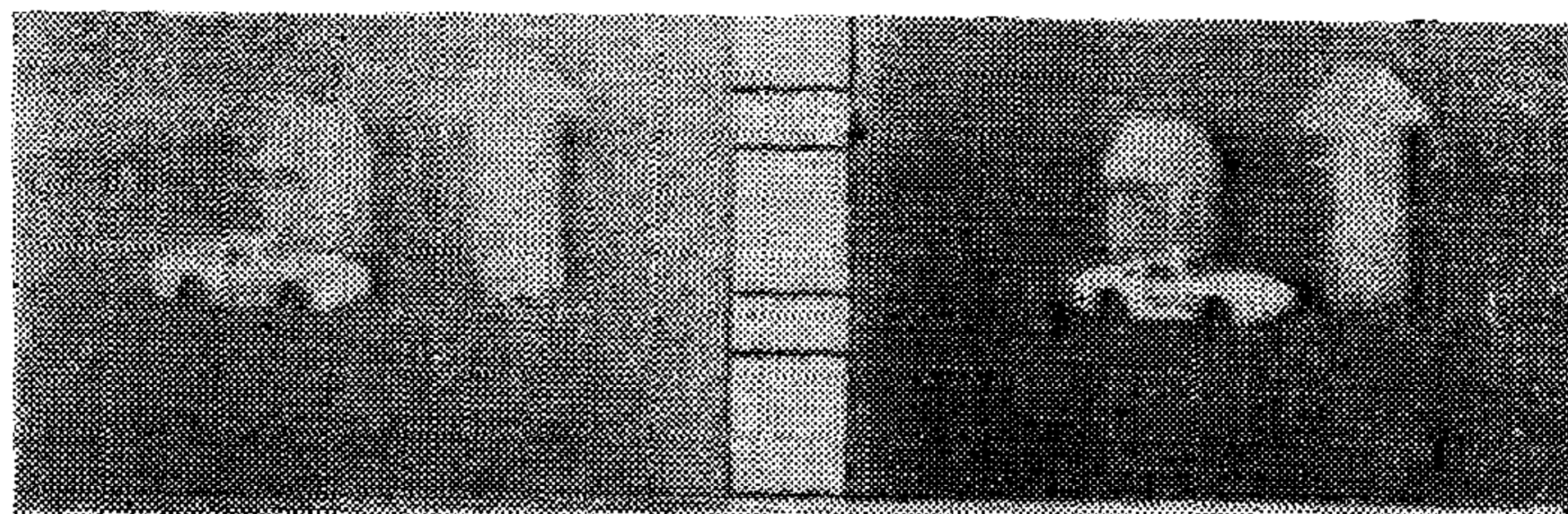
(10) 重复(7)–(9), 直至相似度矩阵  $S3$  的元素全部为零.

对五对优秀候选特征点均实现上述算法, 取  $FS(k)$  达到最大的一组特征点匹配作为输出.

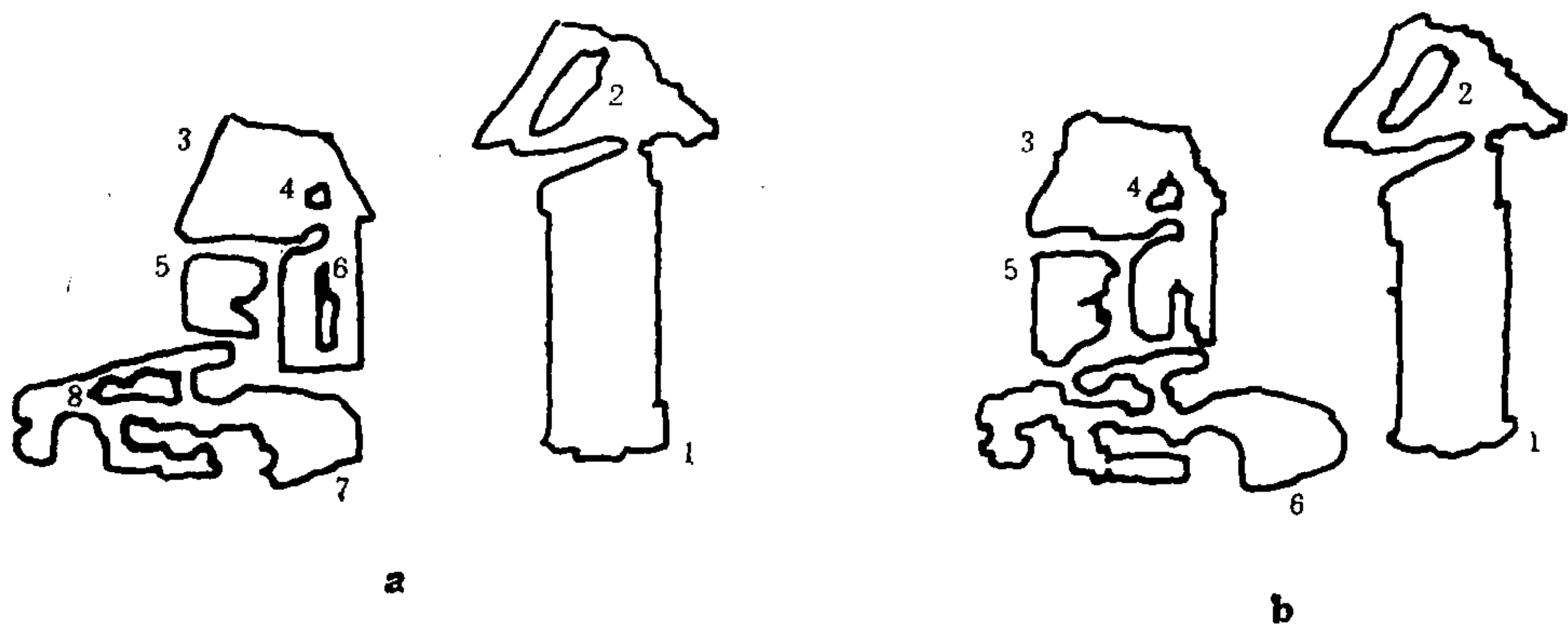
## 五、实验结果

图 1 (a)和(b)为一对真实场景的运动图像, 其大小为  $128 \times 128$ , 当取  $\sigma_1 = 1.4$  时, 得到图 2(a) 的八个围线和 (b) 的六个围线; 当取  $\sigma_2 = 1.0$  时, 得到 (c) 的十一个围线和 (d) 的十三个围线. 对图 2 的围线结构取特征点得到图 3(a) 的五十八个特征点, (b) 的六十一个特征点, (c) 的六十九个特征点, (d) 的七十个特征点.

取  $\omega_1 = \frac{2}{7}$ ,  $\omega_2 = \frac{2}{7}$ ,  $\omega_3 = \frac{2}{7}$ ,  $\omega_4 = \frac{1}{14}$ ,  $\omega_5 = \frac{1}{14}$ , 得到的围线匹配见表 1.



(a) 图 1 (b)



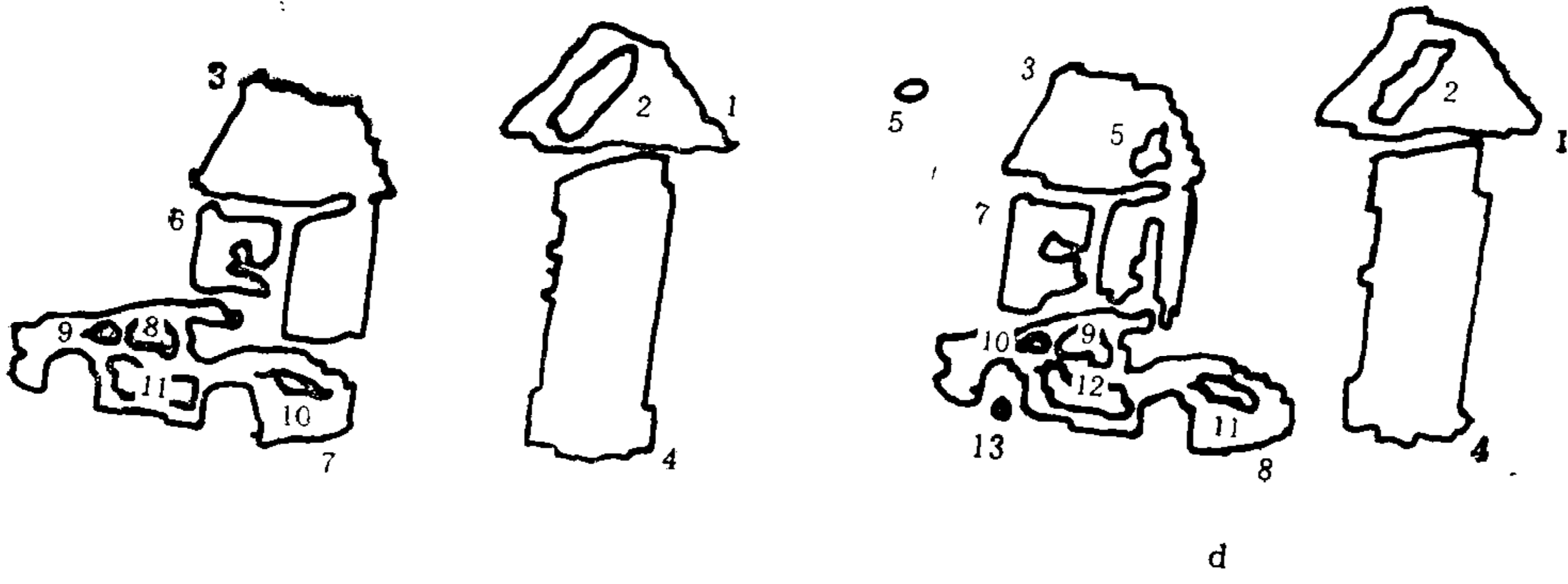
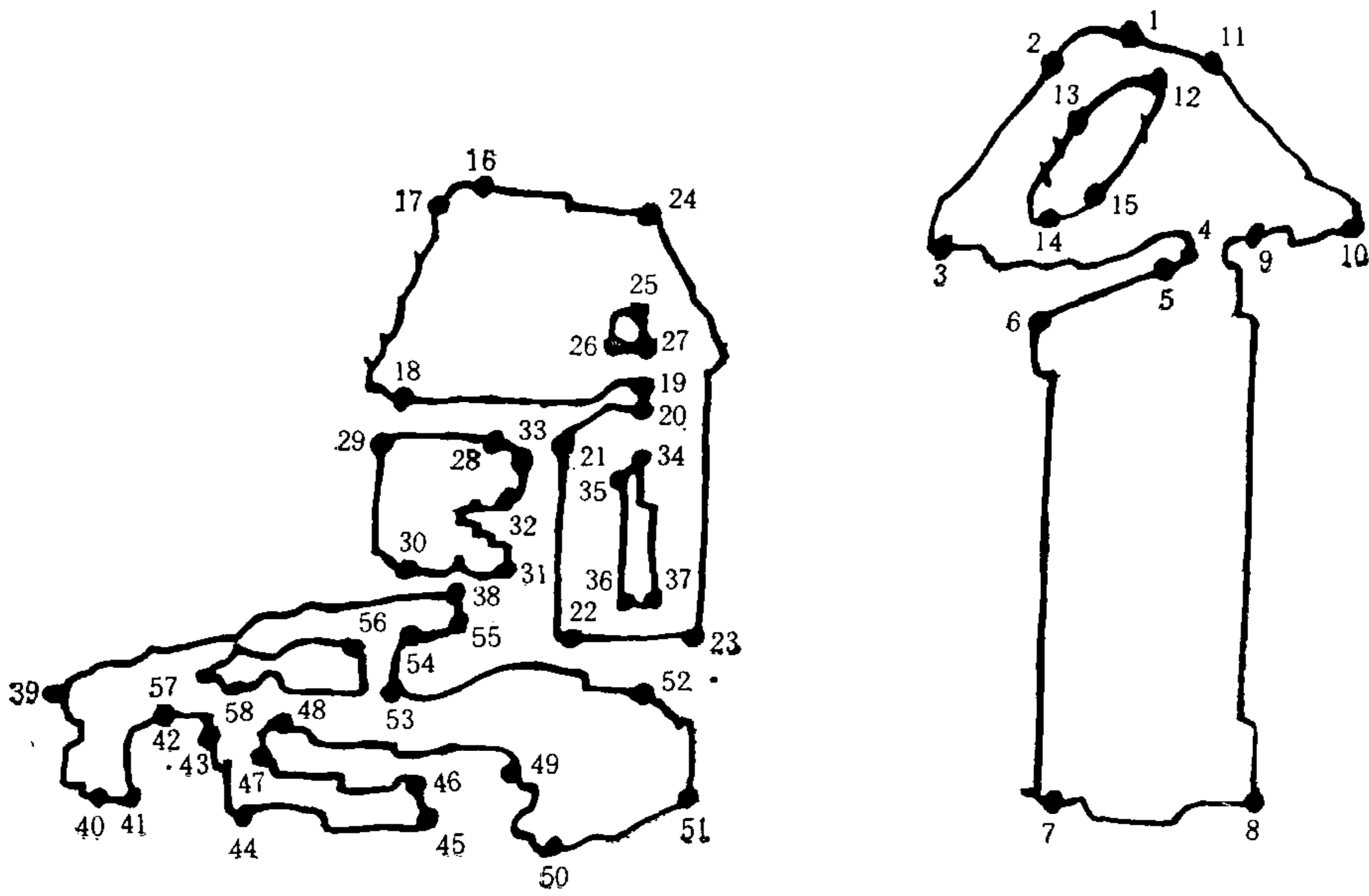
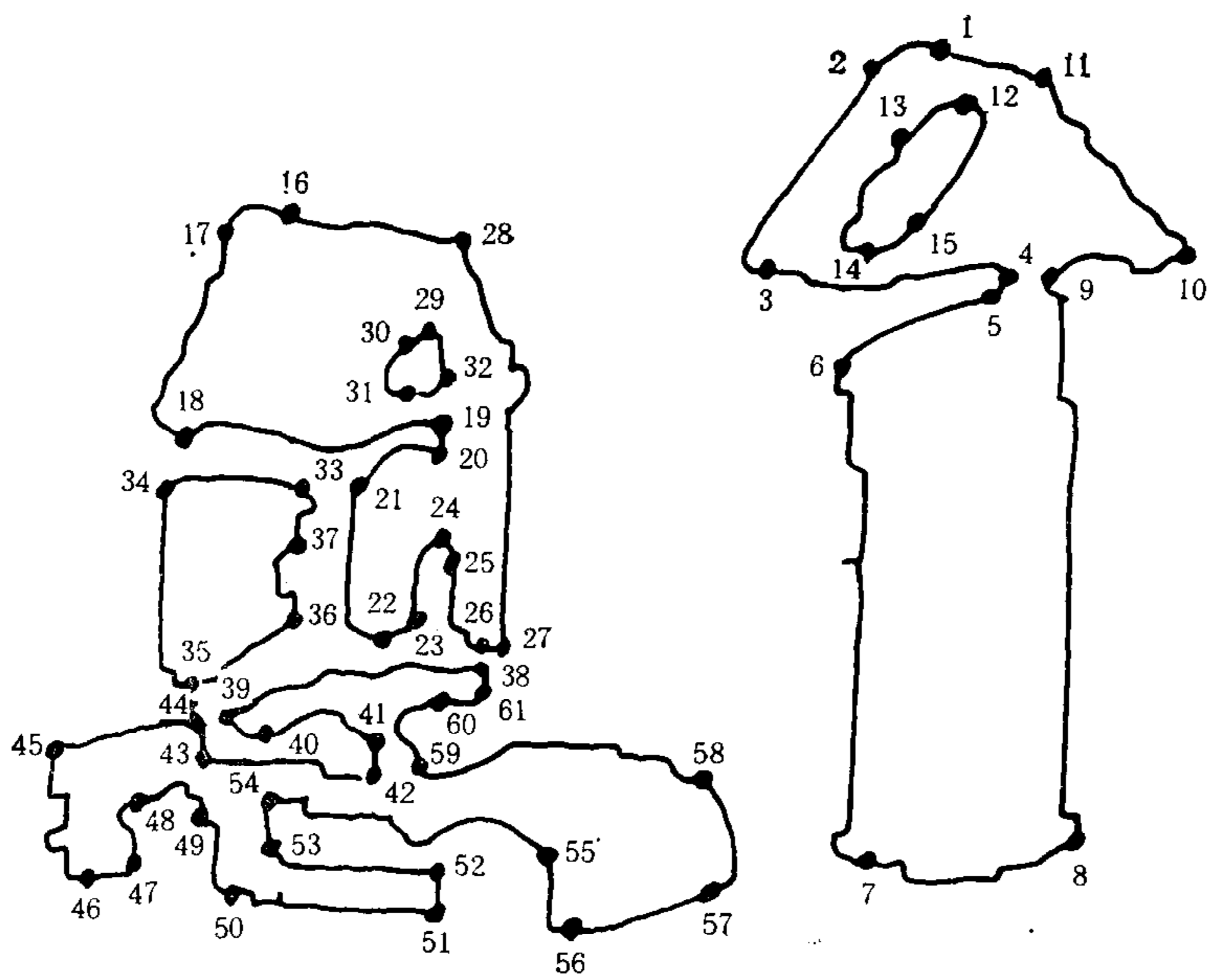


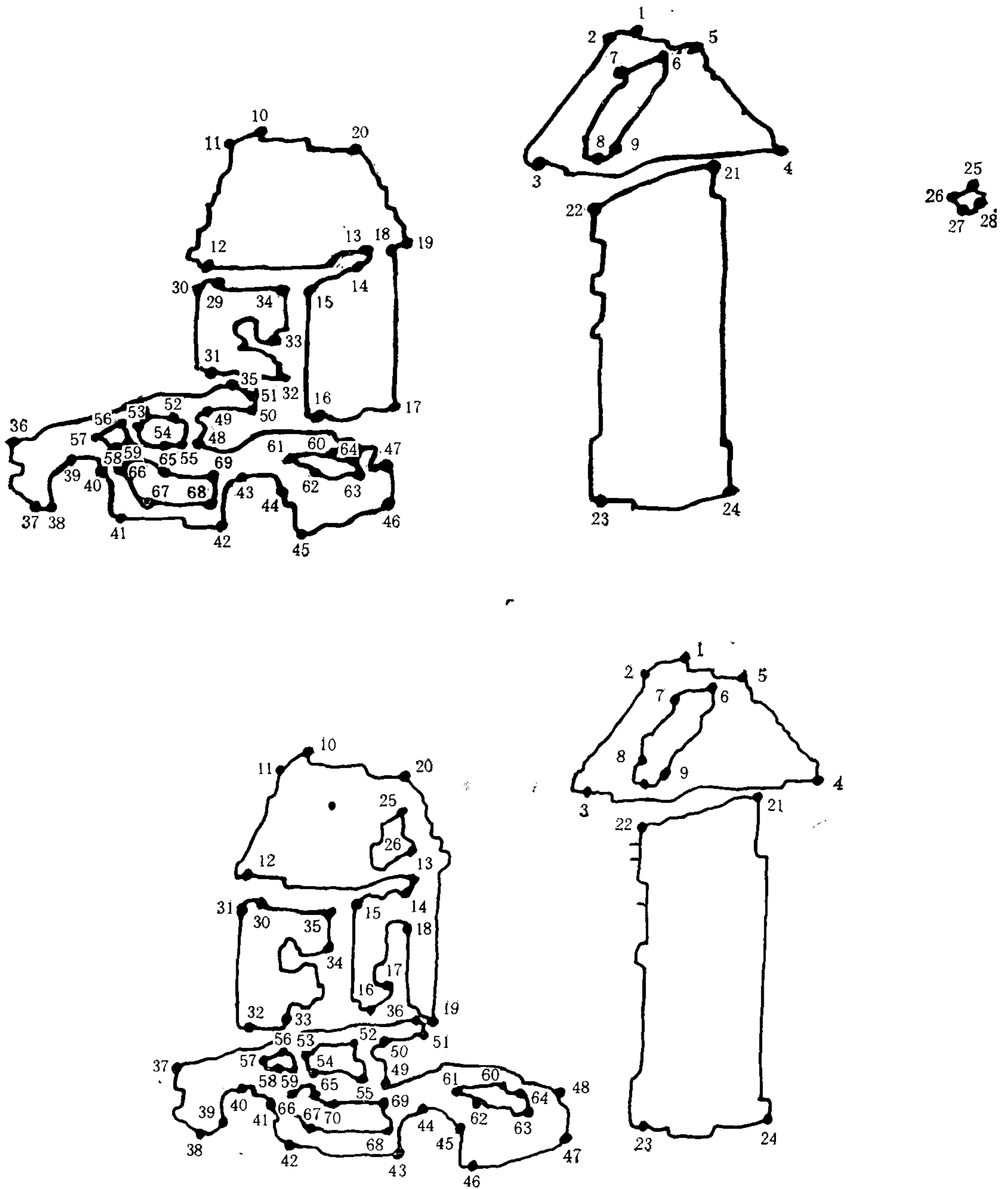
图 2



•



b



d  
图 3

在获取优秀候选特征点对的算法中  $\omega_1 = \omega_2 = \frac{1}{2}$ ，在以优秀的特征点为参照的特征点对为参照的特征点匹配中  $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = \frac{1}{3}$ 。根据这些参数来进行特征点匹配。

固定所取的权重，对于不同的场景运行上述算法，准确率都达 100%，漏配率小于 3%，匹配率均在 90% 以上。由于本算法选取的特征明显地表征不同的围线，且有较大的



表 1

图 5(a)	图 5(b)	图 5(c)	图 5(d)
围线 1	围线 1		
围线 2	围线 2		
围线 3	围线 3		
围线 5	围线 5		
		围线 5	围线 6
		围线 7	围线 8
		围线 8	围线 9
		围线 9	围线 10
		围线 10	围线 11
		围线 11	围线 12

冗余度,权的选取可以有较大的范围,对实验结果影响不大.

实验表明,本算法的精确性、稳定性和实时性令人满意.

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Horaud, R. and Skordas, T., Stereo Correspondence Through Feature Grouping and Maximal Cliques, PAMI 11(1989), (11), 1168—1181.
- [ 2 ] James, H. McIntosh and Mutch, K. M., Matching Straight Lines, CVGIP 43(1988), 386—408.
- [ 3 ] Medioni and Nevatia, R., Segment-based Stereo Matching, CVGIP 31(1985), 2—18.
- [ 4 ] Nak H Kim and Alan and Bovik, A Contour-based Stereo Matching Algorithm Using Disparity Continuity, 21(1988), (5).
- [ 5 ] Nasrabadi, N. and Chiang, J., A Stereo Vision Technique Using Curve-segments and Relaxation matching, Proc. ICPR (1988).
- [ 6 ] Prager, J. M., Segmentation of Static and Dynamic Scenes, COIN Technical Report 7(1979).
- [ 7 ] 傅洁,吴立德,基于围线的二维运动计算,模式识别与人工智能,4(1991),(2),1—10.
- [ 8 ] 傅洁,吴立德,计算机视觉中运动分析的连续处理方法综述,模式识别与人工智能,4(1991),(1),91—99.
- [ 9 ] 顾创,吴立德, Structural Matching of Multiresolution for Stereo Vision, Proc. ICPR (1990), 243—246.
- [ 10 ] 王晓军,傅洁,吴立德, A Matching Algorithm Based on Hierarchical Primitive Structure, Proc. ICPR (1990), 285—287.

## MATCHING AMONG IMAGE SEQUENCE ACCORDING TO MULTI-CHANNEL CLOSED CURVE STRUCTURES

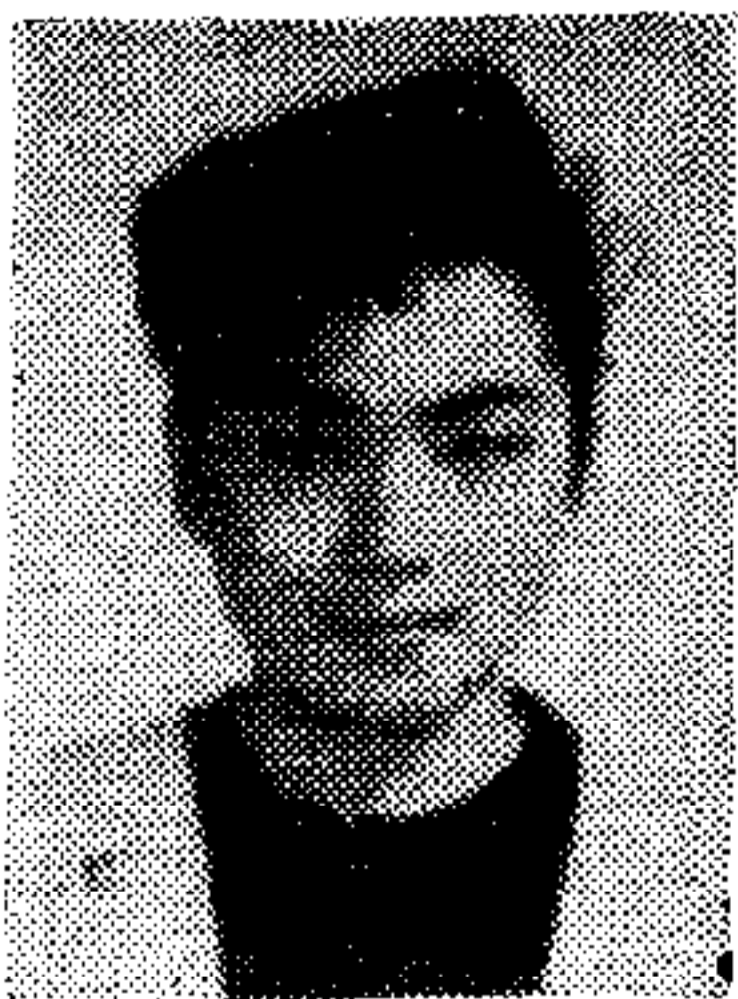
FU JIE WU LIDE

(Computer Science Department, Fudan University, Shanghai 200433, P. R. China)

### ABSTRACT

In this paper a new matching process for image sequence according to multi-channel Closed Curve Structures(CCS) is presented. Given two successive images,  $2n$  derived images of  $n$  channels and their multi-primitive structures are constructed. Then the matching is performed based on the constructed structures. The structures consist of hierarchical structures and tree structures. Experiments for real image sequences show that the process is satisfactory because of its simpleness, efficiency, accuracy as well as robustness.

**Key words:** matching, channels, contour structure, similarity, relaxative iteration.



**傅洁** 复旦大学计算机科学系助教, 复旦大学计算机科学系本科及硕士研究生毕业, 目前主要从事模式识别与计算机视觉的研究, 在国内外学术刊物及会议上发表论文 10 余篇。



**吴立德** 复旦大学计算机科学系教授, 博士生导师, 复旦大学计算机科学研究所副所长, IEEE 高级会员, 目前主要从事模式识别、计算机视觉和自然语言处理等方面的研究, 在国内外学术刊物及会议上发表论文 70 余篇。