



# 7.1 复杂背景中航空图像机场跑道的自动识别标记

主要工作

提出了一种系统的机场  
主副跑道识别标记方法

机场  
分割

噪声  
消除

细化及  
提取长直线

跑道  
定位

算法框图





# 机场目标的分割

## 传统方法存在的问题

Lee S.U. 等人的研究表明，当目标的相对面积大于整幅图像的30%时，包括Otsu方法在内的传统方法分割性能接近最优值，但随着相对面积的减小，这些方法的性能迅速下降，产生较为严重的误分割，即将大量的背景信息划分为目标。

在航空图像中，虽然机场区域整个所占面积较大，但有用的并非整个机场区域，而是机场的框架结构信息，这些信息包括机场跑道、各种停机坪、机库等。而这些结构实际所占的面积是很小的，反映在航空图像上只是一些较粗的线条而已。所以航空图像中机场目标的相对面积占整幅图像的比重是比较小的。





## 基于递归门限分析的分割方法

图像可描述为  $D = \{D_0, D_1, \dots, D_{l-1}\}$   $D_k = \{(x, y) : f(x, y) = k, (x, y) \in D\}, k = 0, 1, \dots, l-1$

设 $F$ 为某一阈值分割方法， $O_l$ 为采用 $F$ 方法划分图像 $D$ 得到的结果，则分割过程可描述为：

$$O_1 = F(D) = \{D_{t_1+1}, D_{t_1+2}, \dots, D_l\}$$

$$O_2 = F(O_1) = F(F(D)) = \{D_{t_2+1}, D_{t_2+2}, \dots, D_l\}$$

为递归两次分割的结果

$$O_N = F(F(O_{N-1})) = \underbrace{F(F \cdots F(D))}_N = \{D_{t_N+1}, D_{t_N+2}, \dots, D_l\}$$

为递归 $N$ 次分割的结果

则满足

$$O_N \subseteq O_{N-1} \subseteq \cdots \subseteq O_1 \subseteq D$$

好在我们的分割并非完全没有先验信息，根据相机的参数、目标的成像特性以及目标的距离可以大致推算出目标的灰度分布特性及在图像中所占的比例，因而根据目标的先验知识就可以确定相应的递归终止准则。

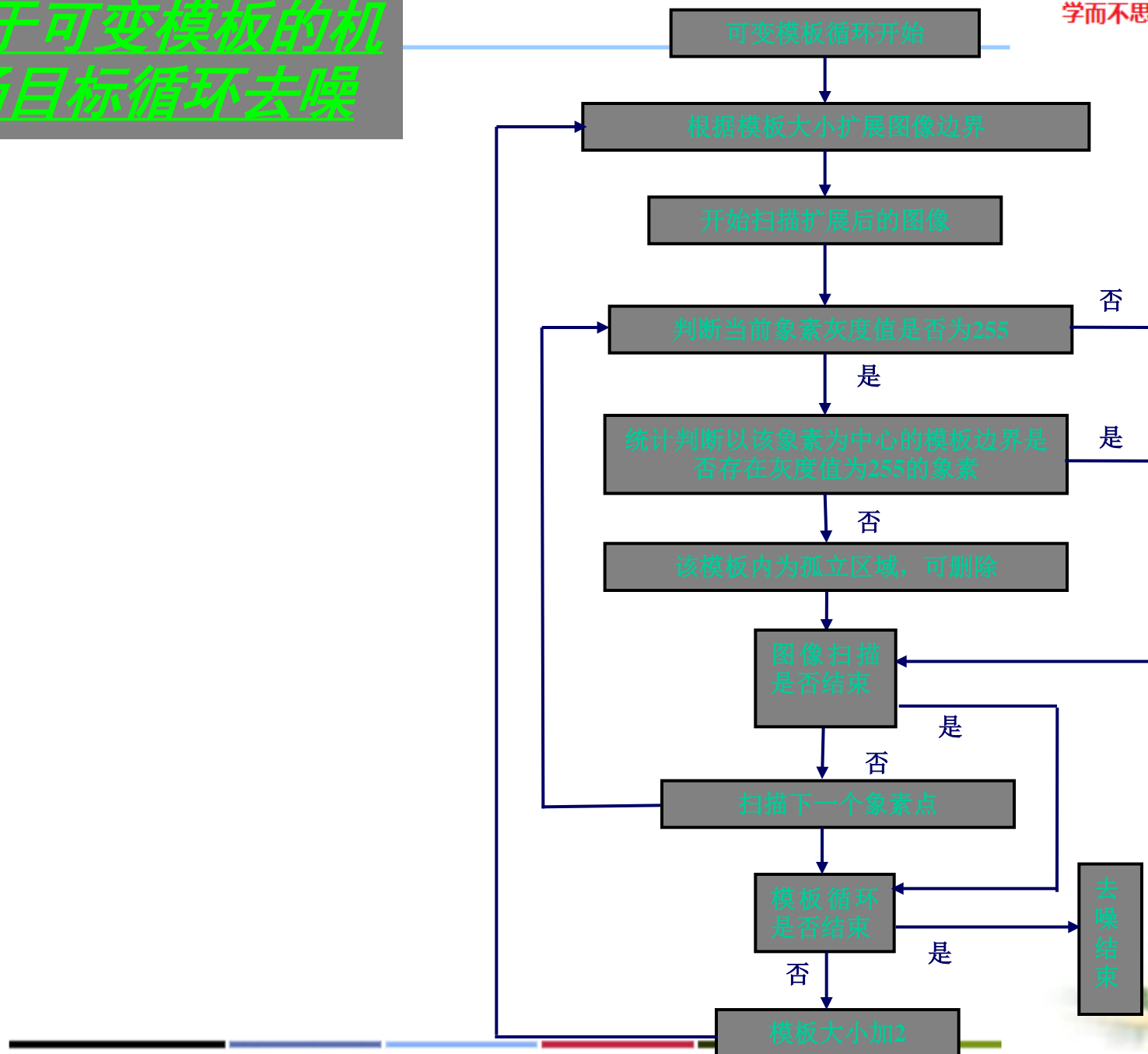
设 $\sigma_k$ 为第 $k$ 次递归分割得到的目标分布的均方根值，它可用来描述目标灰度分布的特性，如果目标的灰度分布越均匀则 $\sigma_k$ 越小，故可确定如下终止准则：

$$\sigma_{k-1} > D \quad \text{且} \quad \sigma_k < D$$



# 基于可变模板的机场目标循环去噪

学而不思则罔，思而不学则殆



## 知识的 选取

机场的主副跑道一般较长且宽度基本不发生变化

机场的主副跑道的方向不发生显著变化

机场的主副跑道一般为均匀的水泥路面，与背景相比，在图像上呈现出灰度分布均匀的亮带

## 算法的实现步骤

**步骤一：** 分割去噪后图像的细化。

**步骤二：** 采用Hough变换提取最长的两条直线。由于Hough变换只能得到直线的倾角，而不能得到直线的起点和终点，因而这两条直线横跨整个图像区域。将这两条直线所在的像素的灰度值均标记为128。



**步骤3：**在得到图像中的长直线后，如果直接将其与分割去噪后的图像进行求与运算，则很可能无法得到完整的机场跑道，在某些地方可能会出现断点。为此我们可将条件进行扩充，如果在直线的当前点的 $5 \times 5$ 领域内存在一亮点，则将当前点的灰度值付为255。

$$\text{if}((S_2(i, j) == 128) \& \& (\sum_{\substack{t=-2 \\ k=-2}}^{t=2} S_1(i+t, j+k) \geq 255))$$

$$S_1(i, j) = 255$$

**步骤4：**端点的定位。经过前面的处理后，基本确定了机场跑道区，但是在沿着机场跑道的方向上仍可能存在其它较短的干扰线段，这些线段的存在主要是由于云层等较大区域的团块噪声造成的，如果删除干扰线段，在跑道方向仅保留一条最长的直线，则其必定为机场跑道。

采用直线跟踪方法跟踪出该方向上所有的线段，计算它们的长度，最长的一条即为跑道。从而可确定机场跑道的两 endpoint。



# 试验结果

## 试验结果一



图4.2(a) 原始机场航空图像1

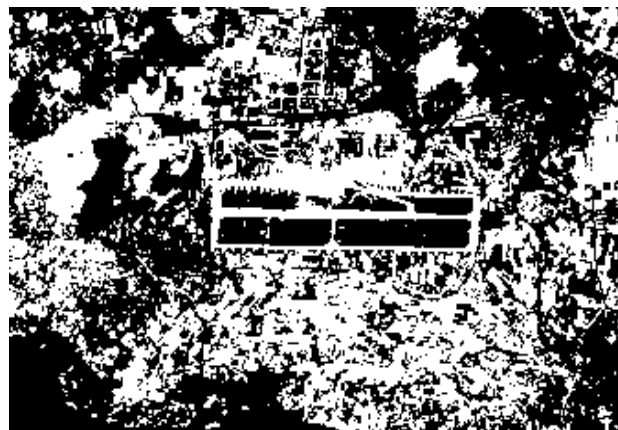


图4.2(b) 采用Otsu准则分割结果







# 试验结果

## 试验结果一



图4.2(a) 原始机场航空图像1



图4.2(b) 采用Otsu准则分割结果

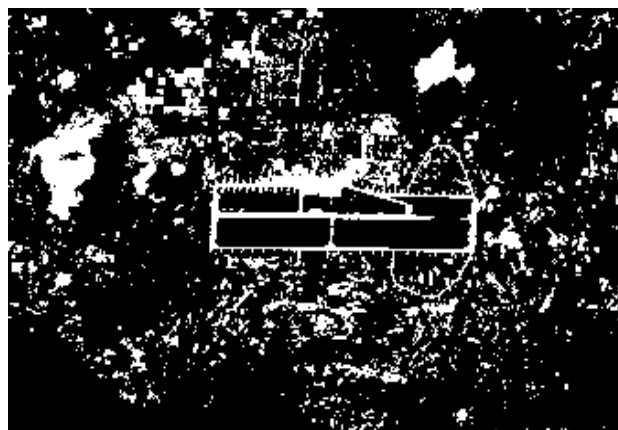


图4.2(c) 采用扩展的Otsu  
方法分割结果







# 试验结果

## 试验结果一



图4.2(a) 原始机场航空图像1



图4.2(b) 采用Otsu准则分割结果

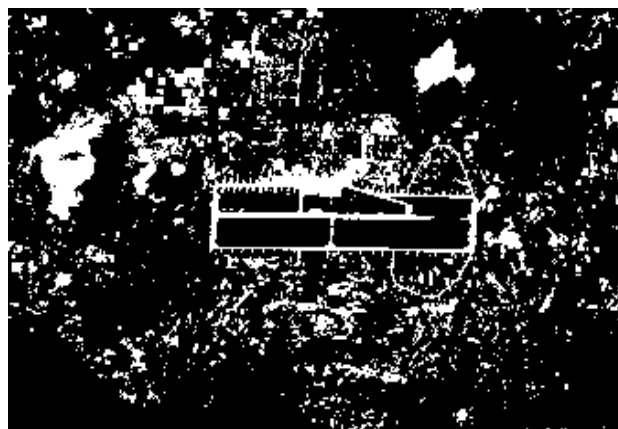


图4.2(c) 采用扩展的Otsu  
方法分割结果

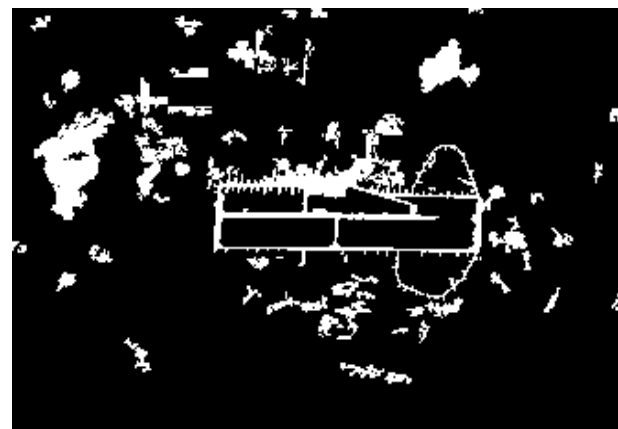


图4.2(d) 可变模板为(3,13)  
循环去噪结果



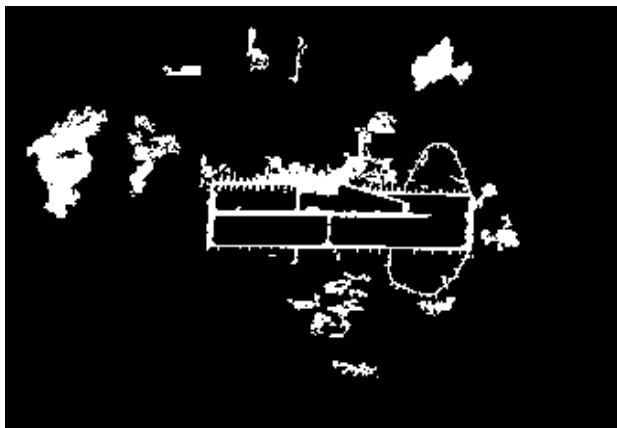


图4.2(e) 可变模板为(3,25)循环去噪结果

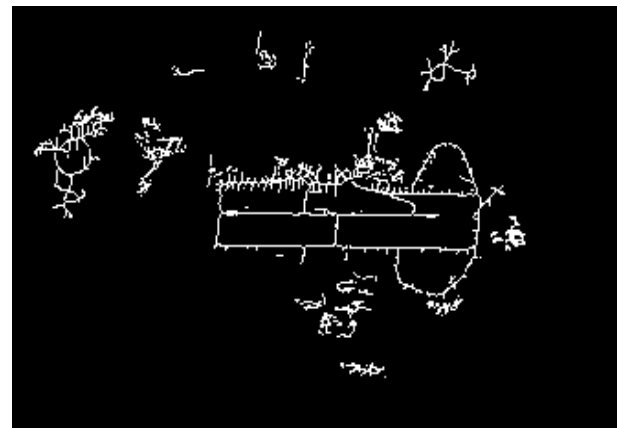


图4.2(f) 细化处理的结果

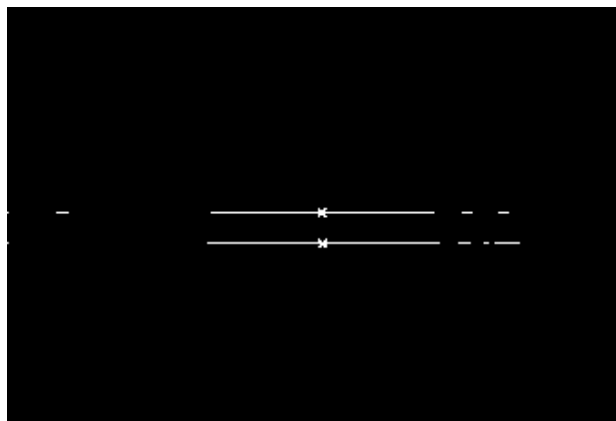


图4.2(g) 机场的主副跑道识别标记结果

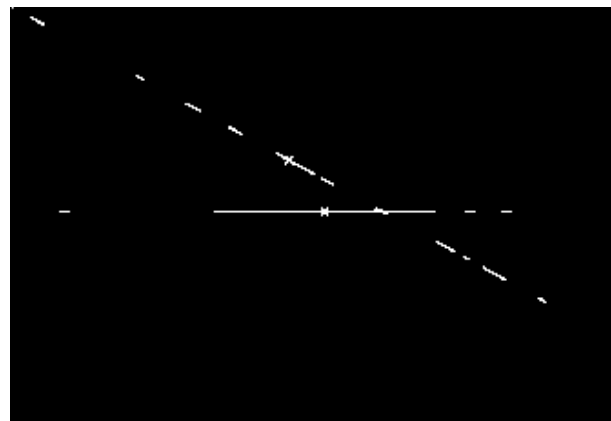


图4.2(h) 图4.2(d)细化处理后的识别标记结果

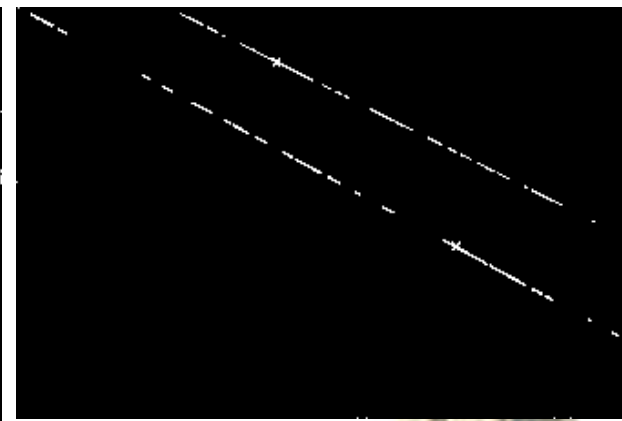


图4.2(i) 不采用去噪处理的机场跑道识别标记结果



图4.3(a)原始机场航空图像2

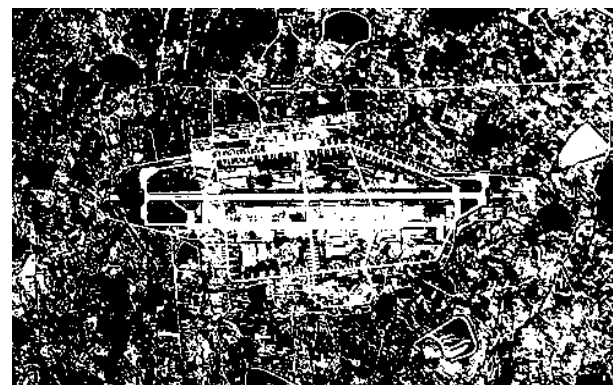


图4.3(b) 采用Otsu方法分割结果



图4.3(c) 采用扩展的Otsu  
方法分割结果

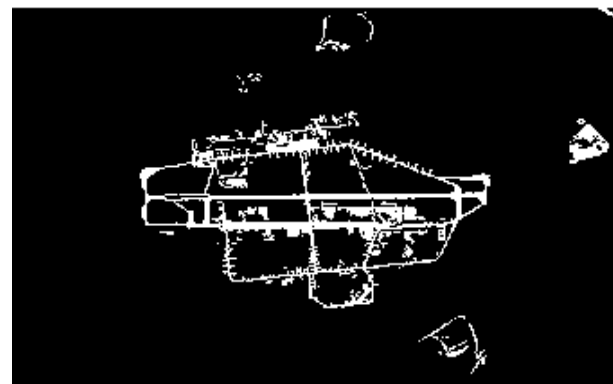


图4.3(d) 可变模板为(3,25)  
循环去噪结果



图4.3(e) 细化处理的结果

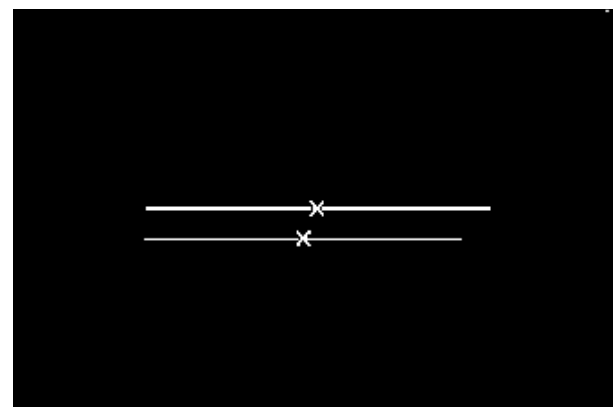


图4.3(f) 机场主副跑道识别  
标记结果

## 试验结果三



图4.4(a) 原始机场图像3

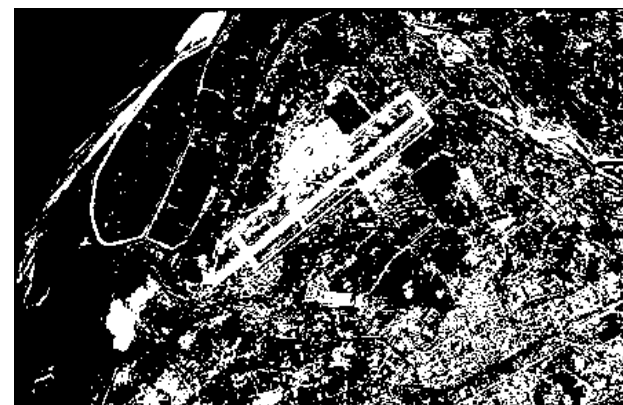


图4.4(b) 采用Otsu方法  
分割结果

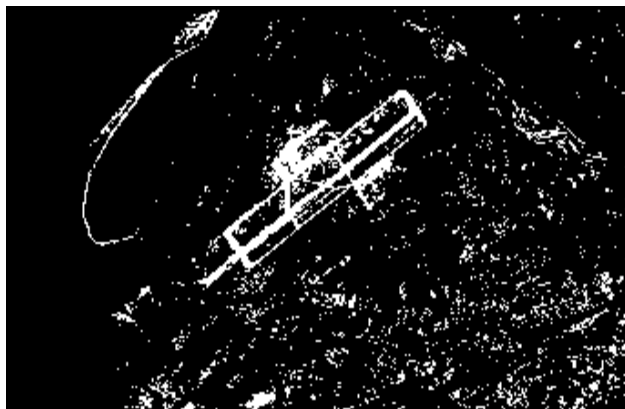


图4.4(c) 采用扩展的Otsu  
方法分割结果

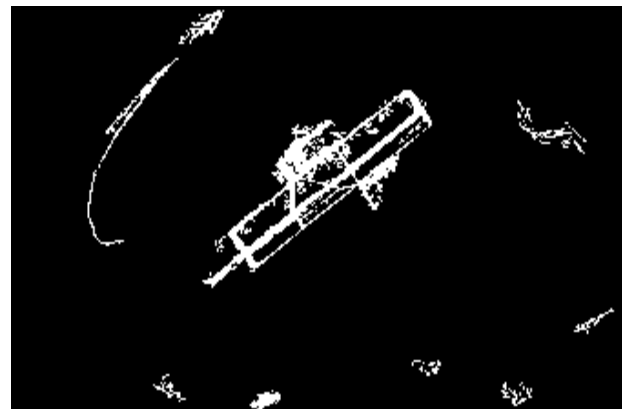


图4.4(d) 可变模板为(3,25)  
循环去噪结果



图4.4(e) 可变模板为(3,25)的循  
环去噪结果

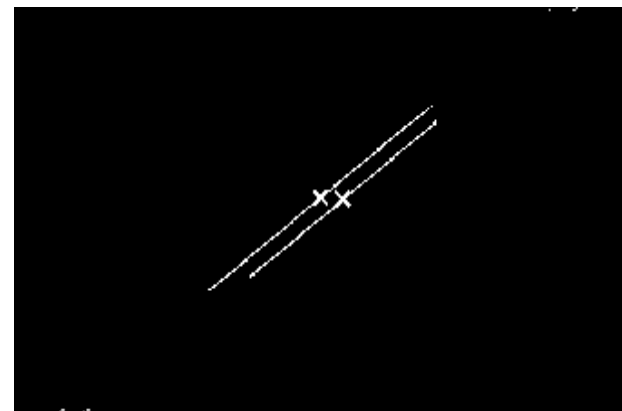


图4.4(f) 机场主副跑道识别标  
记结果





## 7.2 基于知识的启发式低对比度前下 视桥梁目标自动识别

### 现存方法的类型

◆ 使用经典模式识别

◆ 基于知识的方法

◆ 使用模板匹配



比较多

本文  
方法

创新之处

提出采用桥梁目标图像的拓  
扑结构来识别桥梁目标

提出基团分析的概念

建立了桥梁目标置信概率分  
析的数学模型







## 桥梁目标图像 知识类型



桥梁自身的结构信息（如桥墩、桥头堡、桥拱、护栏等）

桥梁的附属信息（如桥头连接的道路网等）

桥梁成像特征信息（如点状或长直线状）

桥梁目标图像的拓扑结构信息

最可靠识别  
依据

河流两岸是陆地

桥梁横跨于河流之上

桥梁两端连接着陆地

在可见光图像中，水域呈现为高灰度级部分，桥梁和陆地为低灰度级部分。

## 理想的桥梁 目标图像的 拓扑结构

整个陆域是连通的一片且中间没有空洞

水域被陆域包围且中间没有空洞

桥梁将一片完整的水域分成独立互不连通的两片子水域

桥梁为规则的长直条形且两端与陆域相连





## 桥梁目标图像的噪声模型



- 1) 光照及天气情况的影响，导致部分较为平整的陆地因反光强烈呈现出类似水域一样较高的灰度值及均匀的纹理，可能会被误分为水域；
- 2) 细小的波浪引起局部水域呈漫反射，故而成像时这部分水域如陆地状，灰度较低且不均匀；
- 3) 在晴朗的天气拍摄时桥梁通常会在水面投下阴影，桥梁、桥墩及其阴影在图像上呈中空的条带状，桥梁、桥墩及其阴影灰度值较低，中间的孔洞是水域，灰度值较高，因而在分割时得到的桥梁目标为中间有孔洞的条带，这对桥梁模型的判别具有很大的干扰作用。

情况1) 和2) 的存在导致分割后陆域和水域内部出现空洞，从而破坏了它们的完整性。

情况3) 的存在则破坏了桥梁目标形状的规则性，这也是我们不能采用标准的桥梁目标模型来识别的原因（如长直线特征等）。



扩展的  
OTSU  
方法  
分割

桥梁目标  
规则化  
处理

消除孤  
立噪声

去掉虚  
假连通

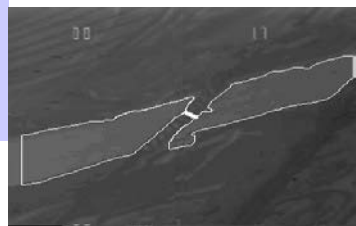
桥梁目标规则化

消除水域及陆域内部空洞

桥梁目标置信概率分析

桥梁目标的识别标记

桥梁目标  
识别的  
总体框图





## 桥梁目标图像规则化处理

- 消除水域内部孤立的噪声信息，滤除大的水域和陆域边缘上的尖角和毛刺，去掉不可靠的连通线，保证水域区的独立性。
- 采用形态学处理填充桥梁目标内部的孔洞，完成桥梁目标的形状规则化。
- 消除水域和陆域内部的空洞。





# 桥梁目标识别及置信概率分析



## 1: 基团的定义

将前述处理后得到的每一个水域区称作一个基团，则分割的图像由若干个基团组成。基团中的像素在空间上是连通的并且具有相似的图像特征。

分割及滤波得到的基团是以像素形式表示的高灰度级区域，为了便于进行特征描述，还必须对这些基团进行矢量化处理。我们采用边界跟踪的方法得到各基团的边界轮廓，由于基团为独立的区域，因而其边界轮廓为一封闭的曲线。

设 $I$ 为分割处理后的图像， $C$ 为其中的基团，则 $I$ 由若干个基团 $C$ 组成，可描述为

$$I = \{C_i, i = 1, 2, \dots, n\} = \{\{p_{ij}, j = 1, 2, \dots, m_i\}, i = 1, 2, \dots, n\}$$

其中 $n$ 为基团的个数， $m_i$ 为基团 $C_i$ 边界轮廓上点的个数， $p_{ij}$ 为基团 $C_i$ 边界轮廓上的一点





## 2: 基团的特征描述

基团轮廓的周长为

$$c(C_i)$$

基团轮廓的面积为

$$s(C_i)$$

基团轮廓的最大内切圆直径为

$$d(C_i)$$



定义两个基团 $C_x$ 与 $C_y$ 之间的距离为 $g(C_x, C_y)$

$$g(C_x, C_y) = \text{Arg min} \{ \| p_{xi} - p_{yj} \| \}$$

其中

$$x \neq y, x, y = 1, 2, \dots, n$$

$$C_x, C_y \subset C$$

$$i = 0, 1, \dots, m_x; j = 0, 1, \dots, m_y;$$

设此时对应 $i=k, j=1$ , 则有

$$g(C_x, C_y) = \| p_{xk} - p_{yl} \|$$

定义由两个基团 $C_x$ 与 $C_y$ 检测得到的可疑桥梁目标的中心点位置为点

$$o(C_x, C_y)$$

则其为连接  $p_{xk}$  与  $p_{yl}$  两点所得到的线段的中点







### 3: 置信概率分析

基团 $C_x$ 与 $C_y$ 的周长

基团 $C_x$ 与 $C_y$ 的面积

基团 $C_x$ 与 $C_y$ 的最大内切圆直径

基团 $C_x$ 与 $C_y$ 之间的距离

可疑桥梁目标

设有个 $n$ 水域基团，令

$$g(C) = \sum_{\substack{x,y=1 \\ x \neq y}}^n g(C_x, C_y)$$

$$s(C) = \sum_{i=1}^n s(C_i)$$

$$c(C) = \sum_{i=1}^n (C_i)$$

$$d(C) = \sum_{i=1}^n d(C_i)$$

定义桥梁目标 $o(C_x, C_y)$ 的置信概率为:

$$\begin{aligned} prob_{xy} = & \omega_1 * (g(C) - g(C_x, C_y)) / g(C) + \omega_2 * c(C_x) * c(C_y) / c(C) / c(C) \\ & + \omega_3 * s(C_x) * s(C_y) / s(C) / s(C) + \omega_4 * d(C_x) * d(C_y) / d(C) / d(C) \end{aligned}$$

$\omega_i, (i = 1, 2, 3, 4)$

为各个指标的权值大小



# 实验结果

学而不思则罔，思而不学则殆



3.1(a) 原始桥梁目标图像1



3.1(b) 分割结果



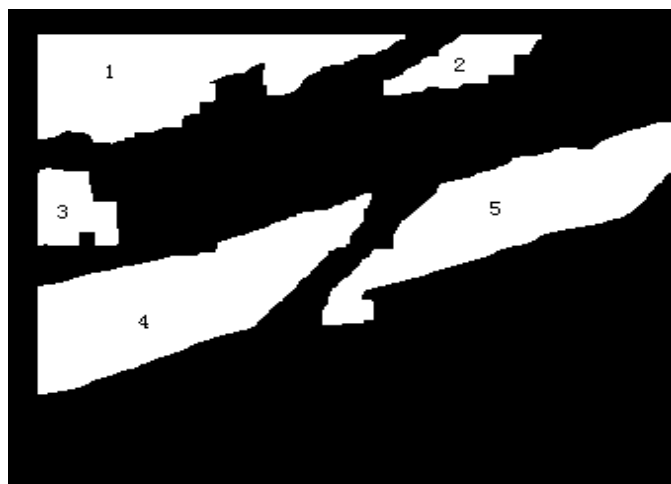
图3.1 试验结果一



3.1(a) 原始桥梁目标图像1



3.1(b) 分割结果



3.1(c) 桥梁目标规则化及去干扰结果

图3.1 试验结果一

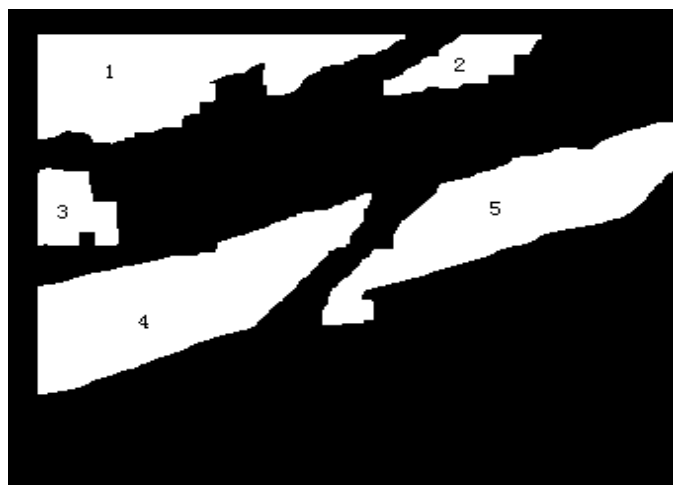




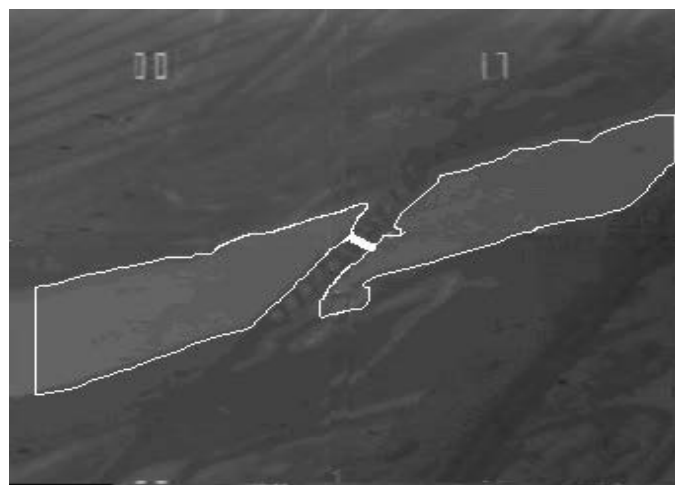
3.1(a) 原始桥梁目标图像1



3.1(b) 分割结果



3.1(c) 桥梁目标规则化及去干扰结果



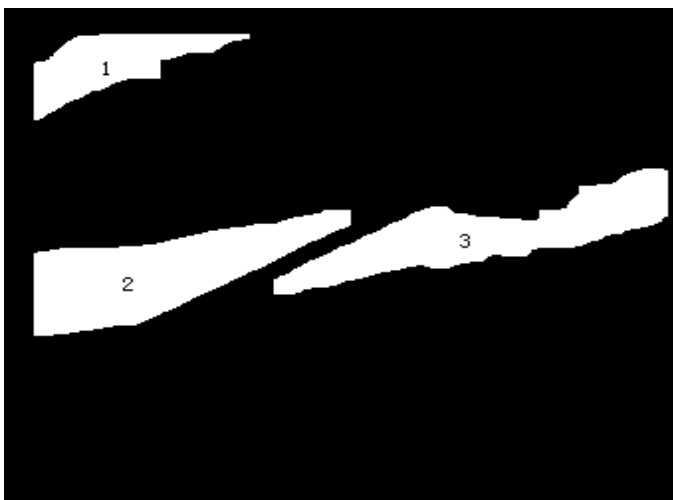
3.1(d) 桥梁目标识别标记结果



3.2(a) 原始桥梁目标图像2



3.2(b) 分割结果



3.2(c) 桥梁目标规则化及去干扰结果



3.2(d) 桥梁目标识别标记结果

图3.2 试验结果二



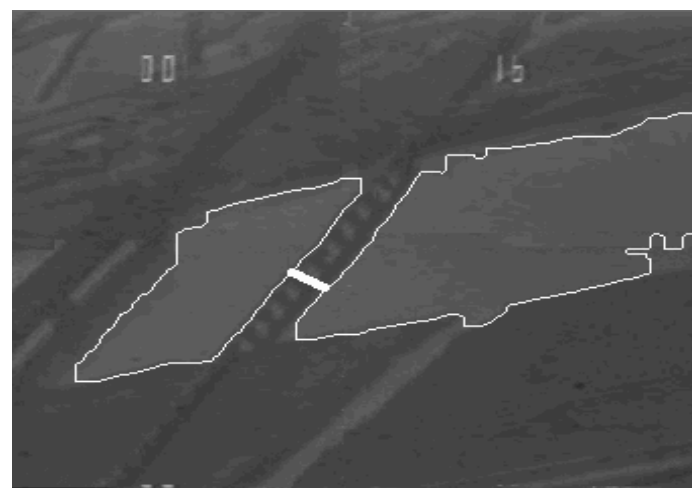
3.3(a) 原始桥梁目标图像3



3.3(b) 分割结果



3.3(c) 桥梁目标规则化及去干扰结果



3.3(d) 桥梁目标识别标记结果

图3.3 试验结果三





## 置信概率分析表

表3.1 实验结果1的置信概率分析表

基团 组合	1号 2号	1号 3号	1号 4号	1号 5号	2号 3号	2号 4号	2号 5号	3号 4号	3号 5号	4号 5号
置信概率	0.45	0.43	0.53	0.43	0.12	0.24	0.29	0.48	0.27	0.88

表3.2 实验结果2的置信概率分析表

基团 组合	1号 2号	1号 3号	2号 3号
置信概率	0.64	0.41	0.96

表3.3 实验结果3的置信概率分析表

基团 组合	1号 2号	1号 3号	1号 4号	2号 3号	2号 4号	3号 4号
置信概率	0.35	0.56	0.68	0.43	0.52	0.94





## 7.3 遥感图像矩形结构提取

### 现存方法的类型

◆利用立体视觉匹配获取建筑物的高度信息进而提取建筑物

◆分析提取的直线的特征关系，进而进行知觉分组来自动提取建筑物

◆利用其它的附加信息，如阴影等自动提取建筑物

◆利用雷达数据和高空间分辨率的遥感影像自动提取和重建建筑物





## 创新之处

将层次化结构元分析的思  
想用于矩形结构的提取

引入知识定义了几种基本  
结构元

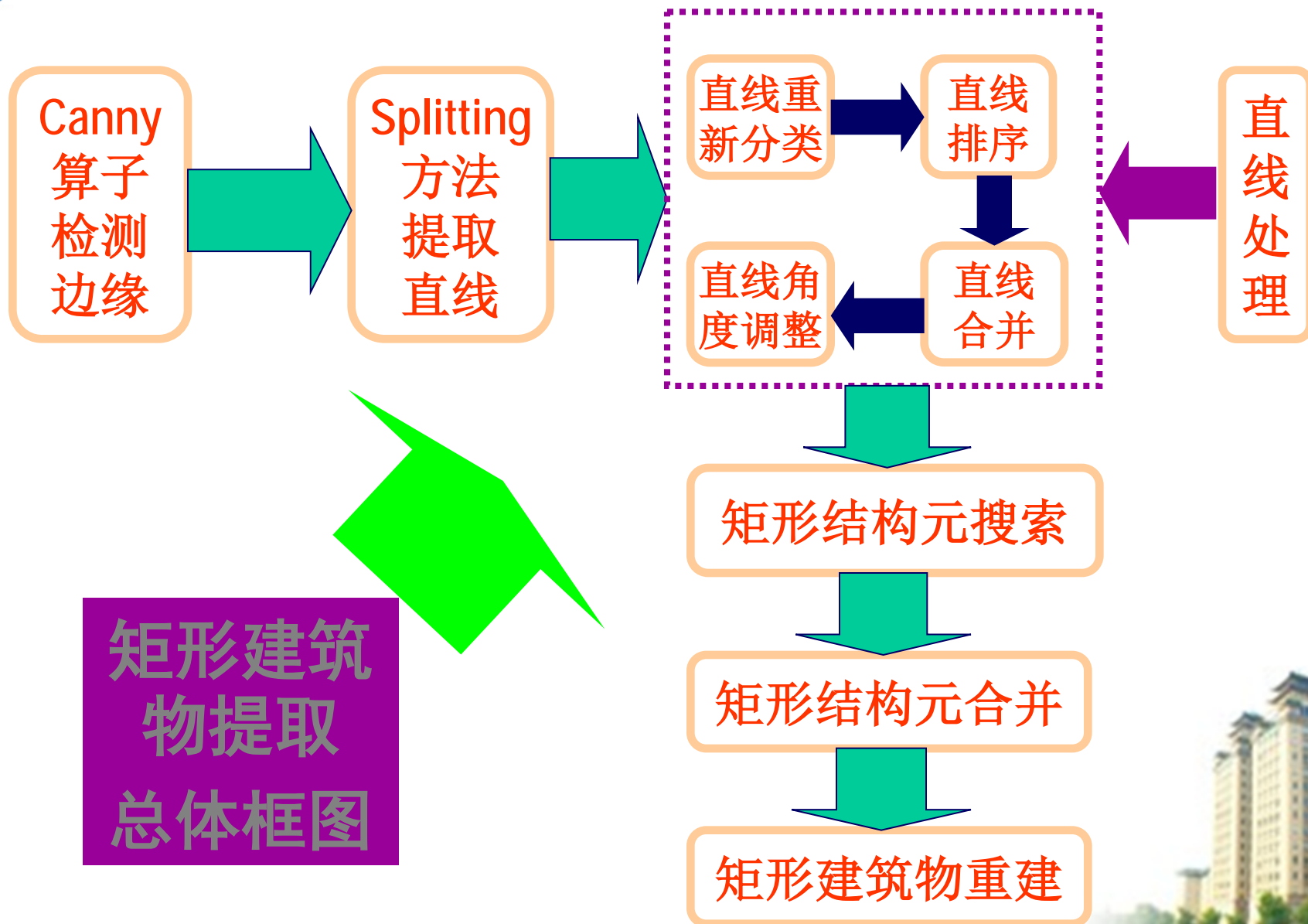
提出了几种结构元合并的  
准则

提出了一系列的直线处理  
方法

## 方法的 推广

可用于平行四边  
形的提取

可用于任意四边  
形的提取



矩形建筑  
物提取  
总体框图



## 直线的重新分类

由于矩形结构满足对边互相平行的特点，因而将所有提取的直线按平行程度进行分类，即每一类直线中所有的直线均接近平行，不同类的直线则呈较大夹角的相交。这样每一个矩形结构的两条对边均属于同一类型直线，另两条对边则属于另一类直线。

## 直线的排序

按每类直线的多少进行排序，每类直线内部则按直线的长度进行分类。

## 直线角度的调整

将每类直线的角度调整为相等，方法为选取前若干较长的直线的倾角的平均值作为该类直线的倾角。





## 直线合并算法的说明

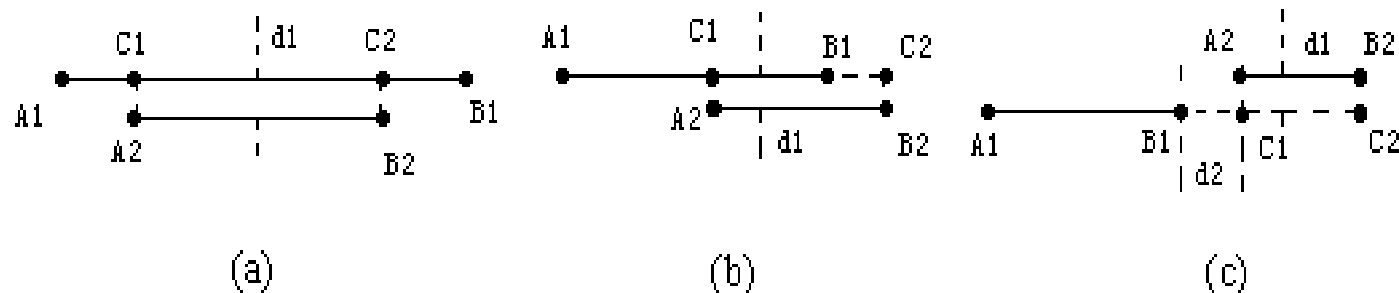


图2.2 (a) 完全重叠 (b) 部分重叠 (c) 不存在重叠

两直线垂直距离  $d_v(L_i, L_j) = d(A_2, C_1) = d(B_2, C_2)$

两端点距离  $d_p(L_i, L_j) = \text{Arg min}\{d(A_i, A_j), d(A_i, B_j), d(B_i, A_j), d(B_i, B_j)\}$

如果  $d_v(L_i, L_j) < \delta_v$ ，则判断是否存在重叠部分

如果存在重叠，判断是完全还是部分重叠

如果不存在重叠，则判断是否  $d_p(L_i, L_j) < \delta_p$

如果是，则执行连接合并，如(c)所示







# 基本说明

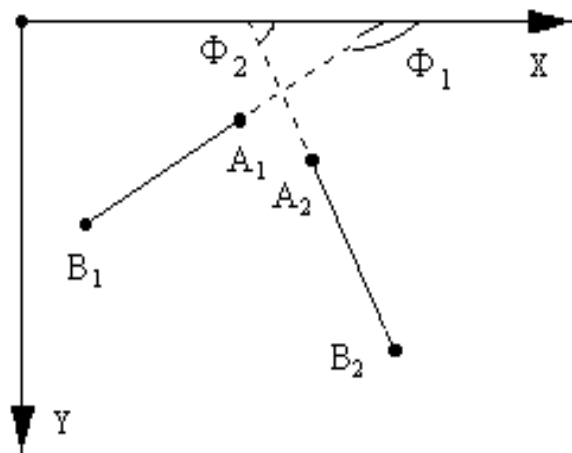


图2.1直线关系图

$$90^0 - \delta < |\Phi_1 - \Phi_2| < 90^0 + \delta$$

$$70^0 < |\Phi_1 - \Phi_2| < 110^0$$

$$0^0 < |\Phi_1 - \Phi_2| < 180^0$$

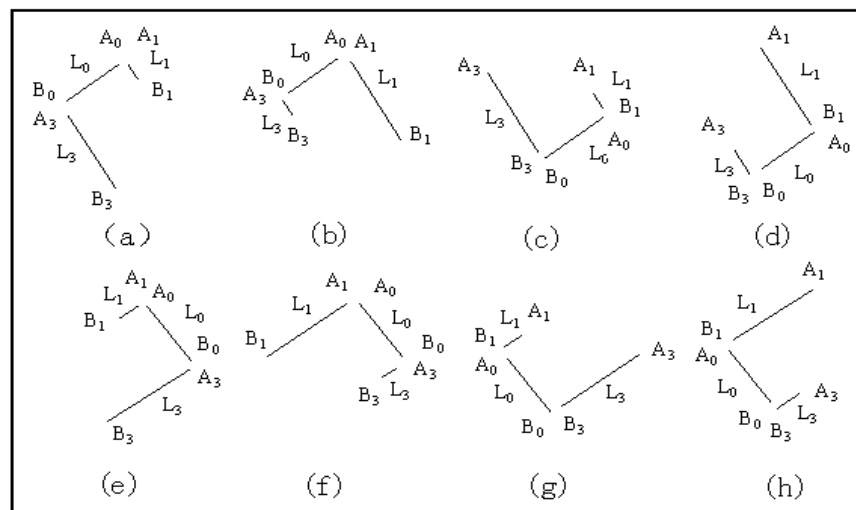


## C类结构元

$$d_p(L_0, L_1) < d(L_0) / p$$

$$d_p(L_0, L_3) < d(L_0) / p$$

$$|d(L_1) - d(L_3)| > (d(L_1) + d(L_3)) / q$$



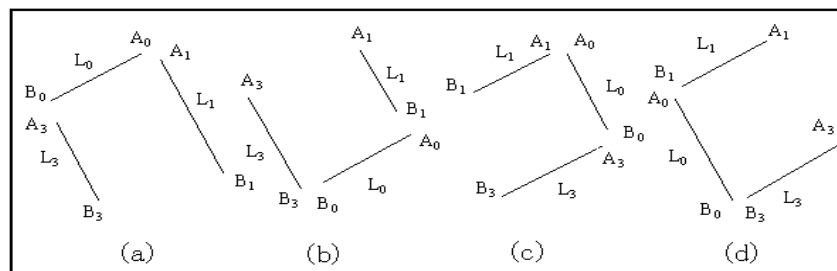
### 图2.3 C类矩形结构元

## B类结构元

$$d_p(L_0, L_1) < d(L_0) / p$$

$$d_p(L_0, L_3) < d(L_0) / p$$

$$|d(L_1) - d(L_3)| < (d(L_1) + d(L_3)) / q$$



### 图2.4 B类矩形结构元



# A类结构元

## 情况(a)

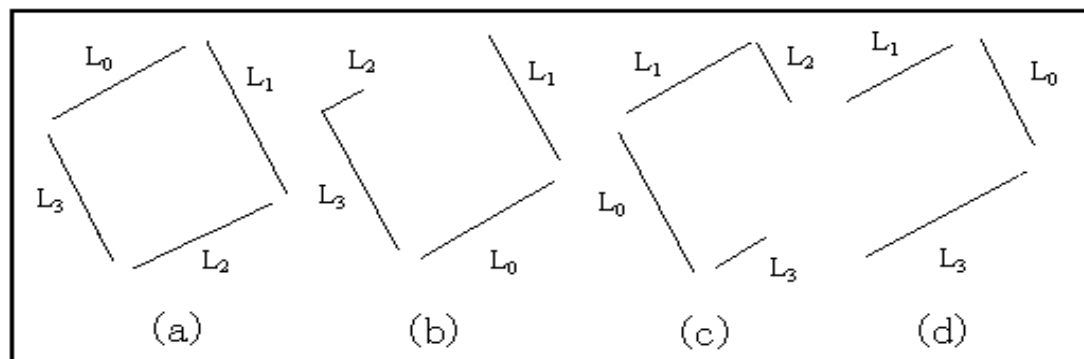


图2.5 A类矩形结构元

前三个条件表明L0、L1和L3构成一个B类矩形结构元，后三个条件表明L2、L1和L3构成一个B类矩形结构元。

前三个条件表明L0、L1和L3构成一个B类矩形结构元，后三个条件表明L1、L0和L2构成另一个B类矩形结构元。

前三个条件表明L0、L1和L3构成一个B类矩形结构元，后三个条件表明L3、L0和L2构成另一个B类矩形结构元。

所以此A类矩形结构元可分解为两个B类矩形结构元，或者说由两个B类矩形结构元合并而成。





## 情况(b)

$$\begin{aligned}d_p(L_0, L_1) &< d(L_0) / p \\d_p(L_0, L_3) &< d(L_0) / p \\|d(L_1) - d(L_3)| &< (d(L_1) + d(L_3)) / q \\d_p(L_3, L_0) &< d(L_3) / p \\d_p(L_3, L_2) &< d(L_3) / p \\|d(L_0) - d(L_2)| &> (d(L_0) + d(L_2)) / q\end{aligned}$$

前三个条件表明**L0、L1和L3**构成一个**B**类矩形结构元，后三个条件表明**L3、L0和L2**构成一个**C**类矩形结构元。

## 情况(c)

$$\begin{aligned}d_p(L_0, L_1) &< d(L_0) / p \\d_p(L_0, L_3) &< d(L_0) / p \\|d(L_1) - d(L_3)| &> (d(L_1) + d(L_3)) / q \\d_p(L_1, L_0) &< d(L_1) / p \\d_p(L_1, L_2) &< d(L_1) / p \\|d(L_0) - d(L_2)| &> (d(L_0) + d(L_2)) / q\end{aligned}$$

前三个条件表明**L0、L1和L3**构成一个**C**类矩形结构元，后三个条件表明**L1、L0和L2**构成另一个**C**类矩形结构元。

## 情况(d)

$$\begin{aligned}d_p(L_0, L_1) &< d(L_0) / p \\d_p(L_0, L_3) &< d(L_0) / p \\|d(L_1) - d(L_3)| &< (d(L_1) + d(L_3)) / q \\ \frac{d(L_1) + d(L_3)}{8} &< d(L_0) < 2 \times (d(L_1) + d(L_3))\end{aligned}$$

前三个条件表明**L0、L1和L3**构成一个**B**类矩形结构元，后一条条件为此**B**类矩形结构元的底边**L0**与其两侧边**L1**和**L3**应满足的约束条件。





# 矩形结构元的合并

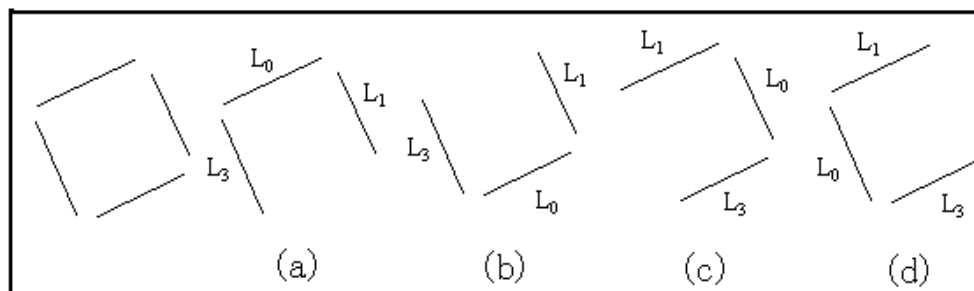


图2.6 两个B类矩形结构元的合并过程

1)如果一个向下的B类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个B类矩形结构元的 $L_1$ 边，则此两个B类矩形结构元可合成一个A类矩形结构元，如图2.6中的 (a) 和 (c) 或 (d) 即是此种合并情况。

2)如果一个向上的B类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个B类矩形结构元的 $L_3$ 边，则此两个B类矩形结构元可合成一个A类矩形结构元，如图2.6中的 (b) 和 (c) 或 (d) 即是此种合并情况。

3)如果一个向下的B类矩形结构元的 $L_1$ 边和 $L_3$ 边对应为另一个向上的B类矩形结构元的 $L_1$ 边和 $L_3$ 边，则此两个B类矩形结构元可合成一个A类矩形结构元，如图2.6中的 (a) 和 (b) 及 (c) 和 (d) 即是此种合并情况。

4)如果一个向上的B类矩形结构元的 $L_1$ 边和 $L_3$ 边对应为另一个向下的B类矩形结构元的 $L_1$ 边和 $L_3$ 边，则此两个B类矩形结构元可合成一个A类矩形结构元，如图2.6中的 (b) 和 (a) 及 (d) 和 (c) 即是此种合并情况。

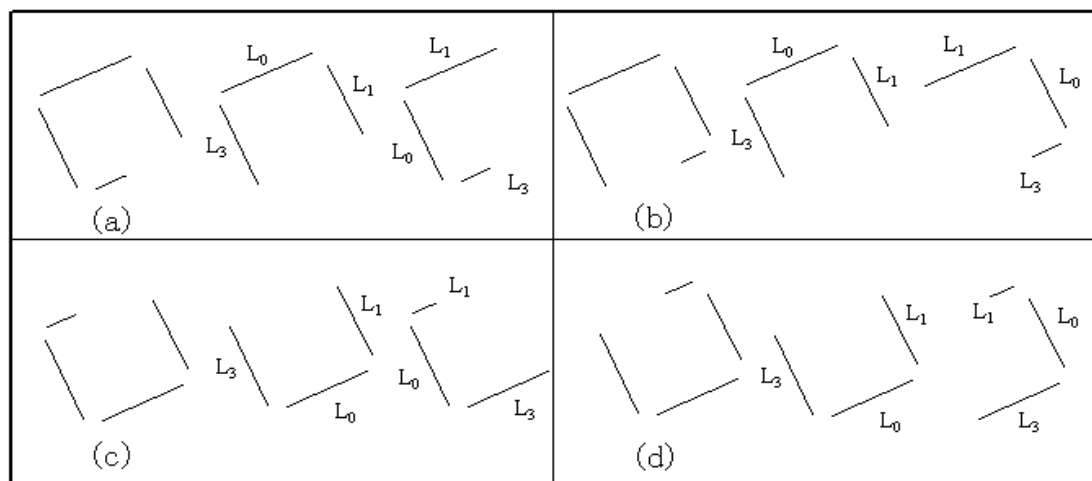


图2.7 一个B类和一个C类矩形结构元的合并过程

1) 如果一个向下的B类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个C类矩形结构元的 $L_1$ 边，则此两个矩形结构元合并为一个A类矩形结构元，如图2.7中的(a)和(b)所示；

2) 如果一个向上的B类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个C类矩形结构元的 $L_3$ 边，则此两个矩形结构元合并为一个A类矩形结构元，如图2.7中的(c)和(d)所示。



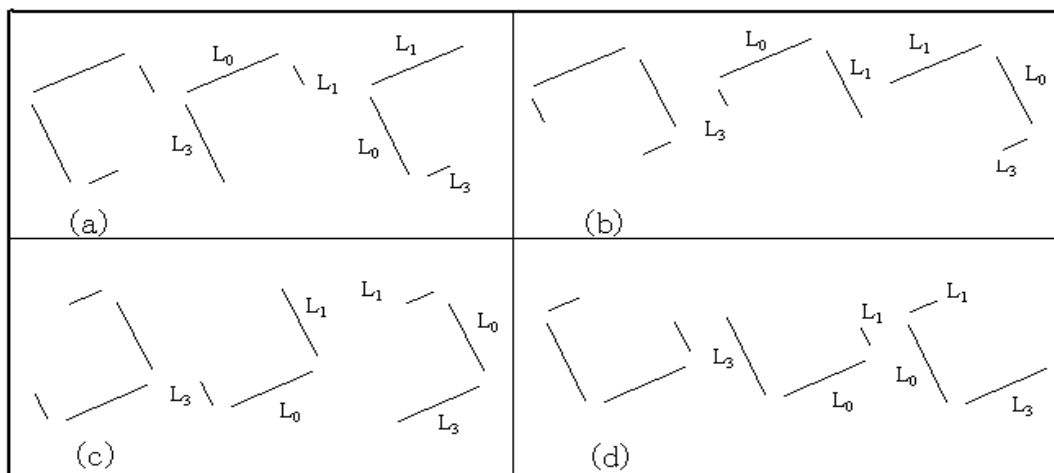


图2.8 两个C类矩形结构元的合并

1)如果一个向下的C类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个C类矩形结构元的 $L_1$ 边，则此两个矩形结构元合并为一个A类矩形结构元，如图2.8中的(a)和(b)所示；

2)如果一个向上的C类矩形结构元的 $L_0$ 边为另一个C类矩形结构元的 $L_3$ 边，则此两个矩形结构元合并为一个A类矩形结构元，如图2.8中的(c)和(d)所示。





## 矩形结构的重建

❖ 搜索剩余的B类矩形结构元，看其是否满足构成A类矩形结构元条件。  
最后将所有得到的A类矩形结构元重建得到矩形结构

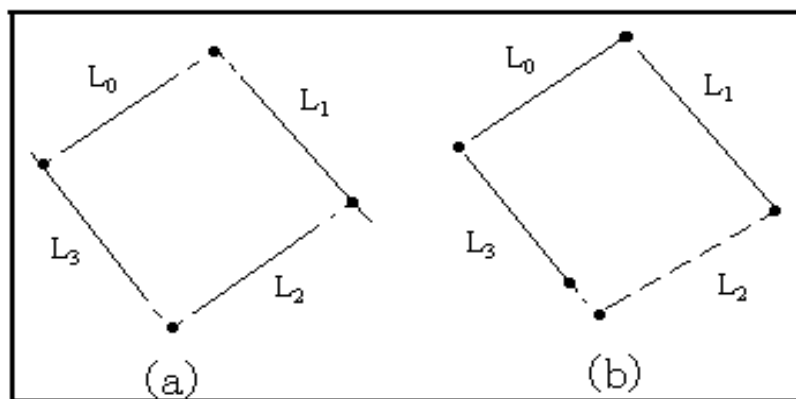


图2.9 矩形的重建过程





# 实验结果

## 1: 合成图像实验

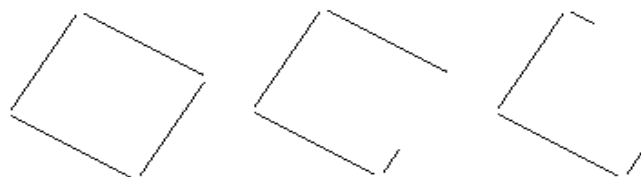


图2.10 合成图像1

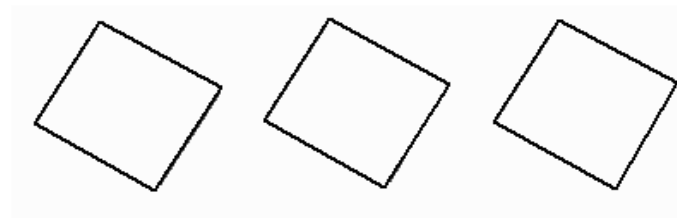


图2.11 图2.10的矩形提取结果

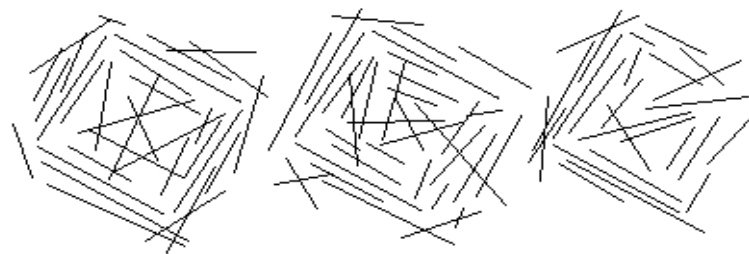


图2.12 图2.10加干扰直线的图

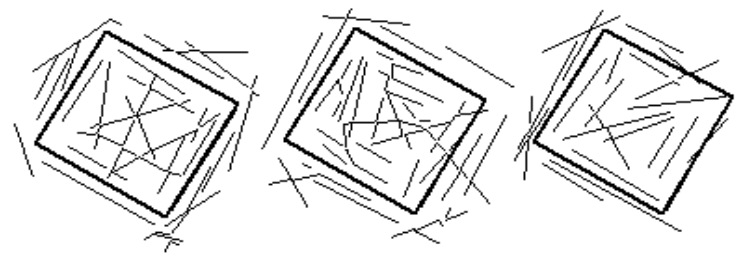


图2.13 图2.12的矩形提取结果



图2.14 合成图像3



图2.15 图2.14的平行四边形  
提取结果



图2.16 图2.14加干扰  
直线的图



图2.17 图2.16的平行四边  
形提取结果



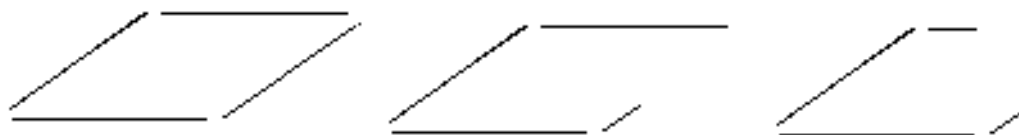


图2.18 合成图像5

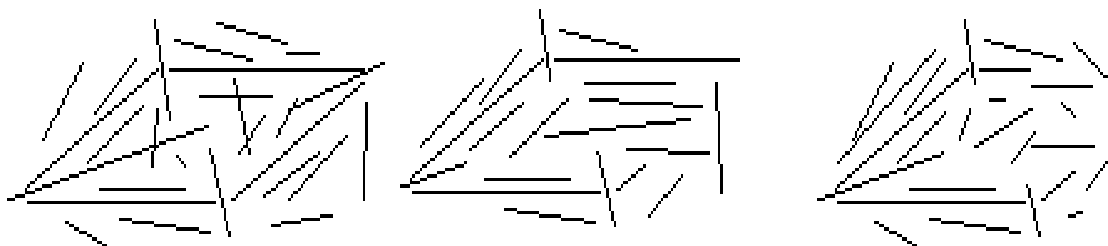


图2.19 合成图像6

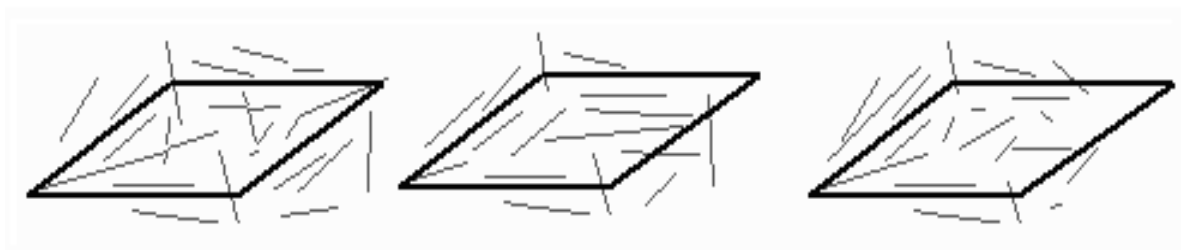


图2.20 图2.19的平行四边形提取结果





## 2: 真实图像实验



(a)

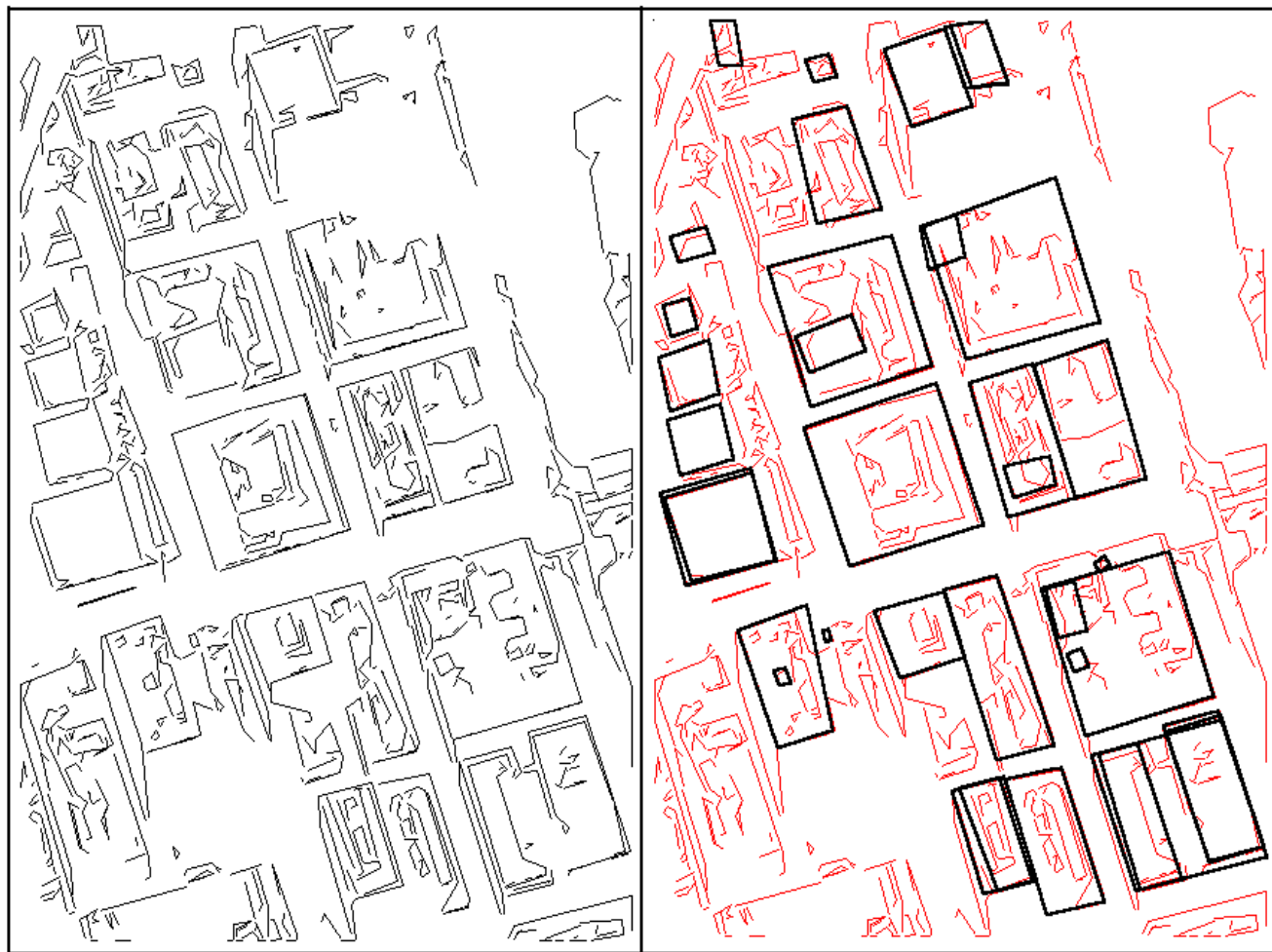


(b)

图2.22 (a)为某城区局部图像；(b)为其边缘检测结果



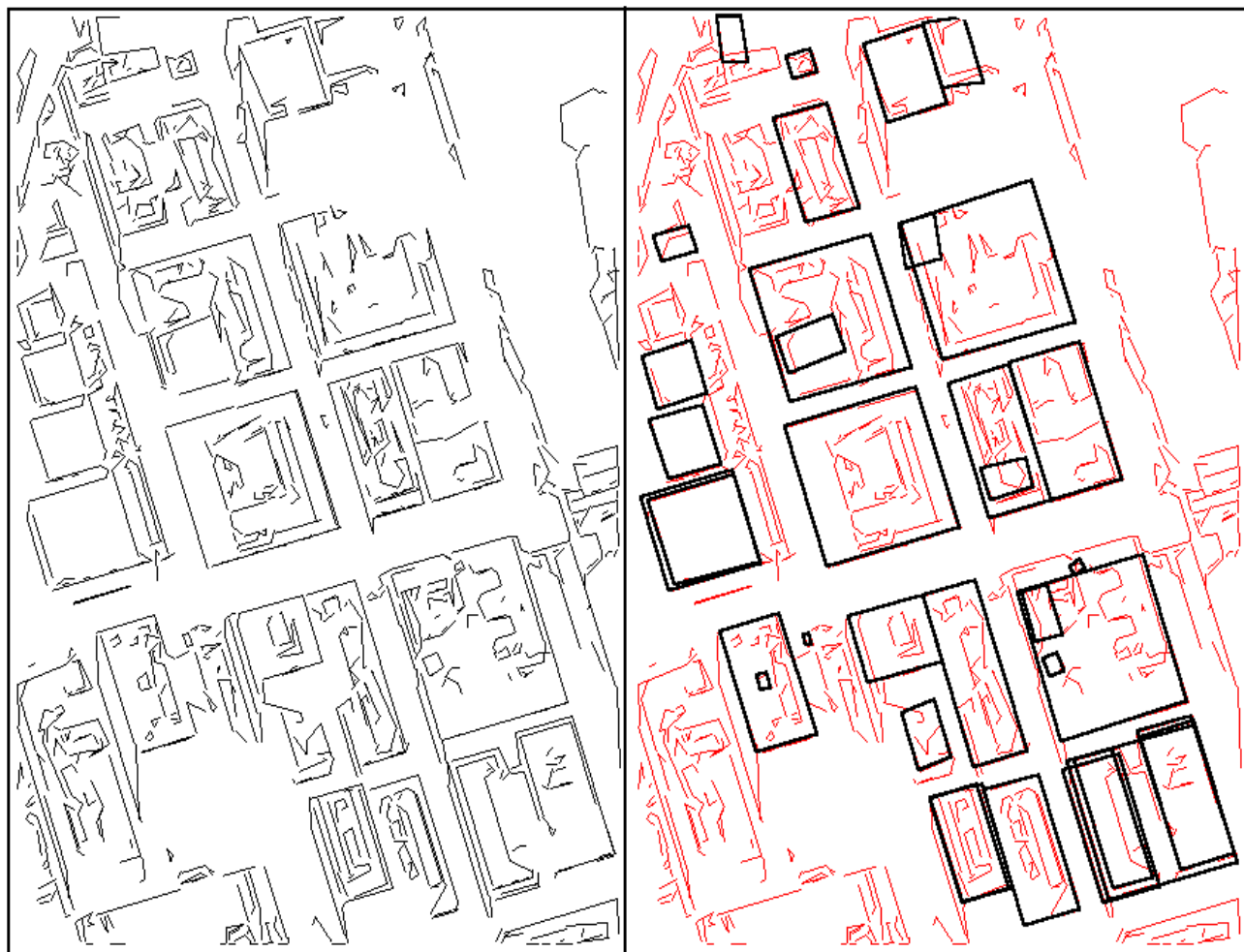




(a)

(b)

图2.23 (a)为提取的直线并按平行程度分类的结构；(b)为从(a)中提取矩形房屋的结果

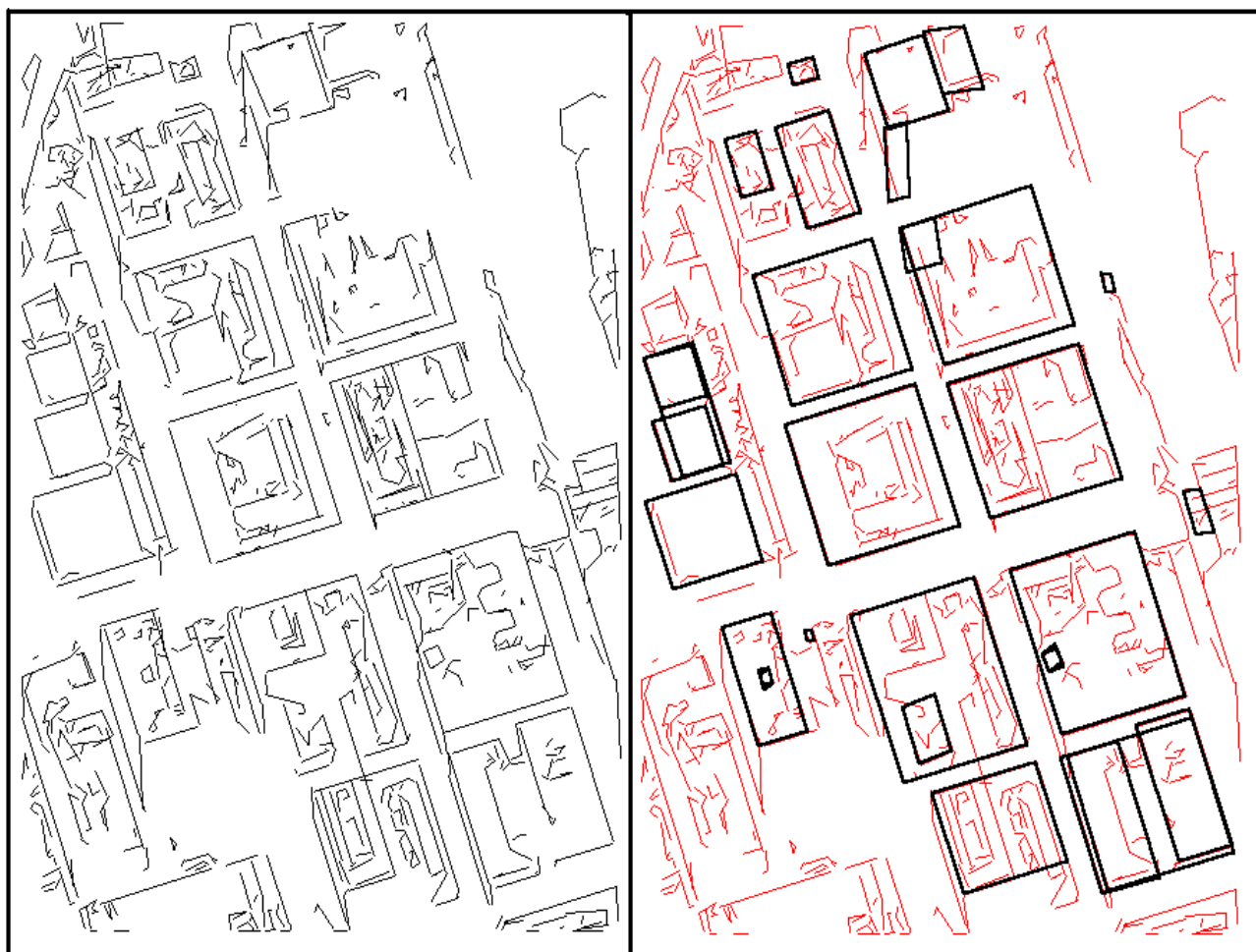


(a)

(b)

图2.24 (a)为平行直线角度调整后的直线图形；(b)  
为从(a)中提取矩形房屋的结果



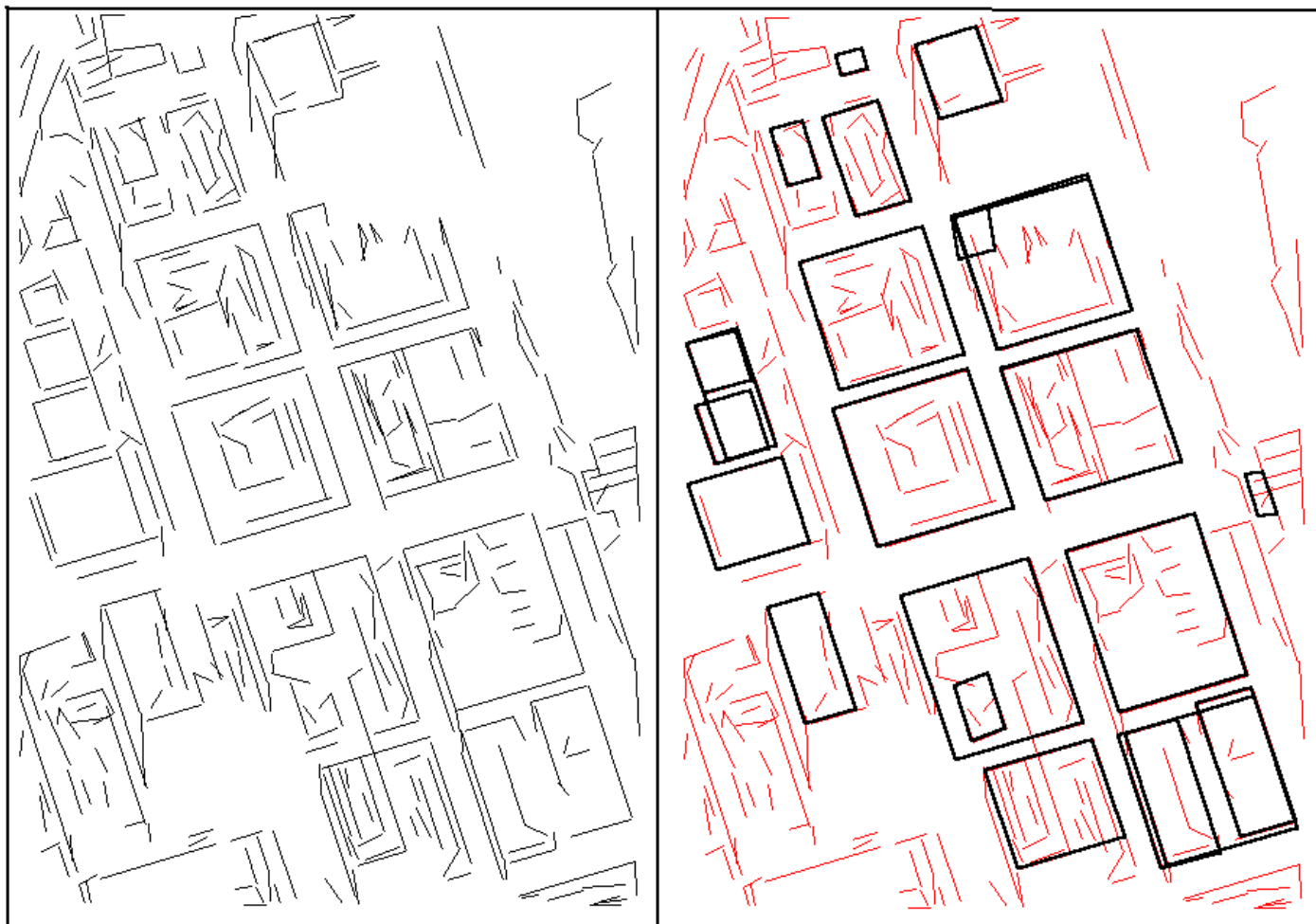


(a)

(b)

图2.25 (a)为合并后的直线图形；(b)为从(a)中提取矩形房屋的结果



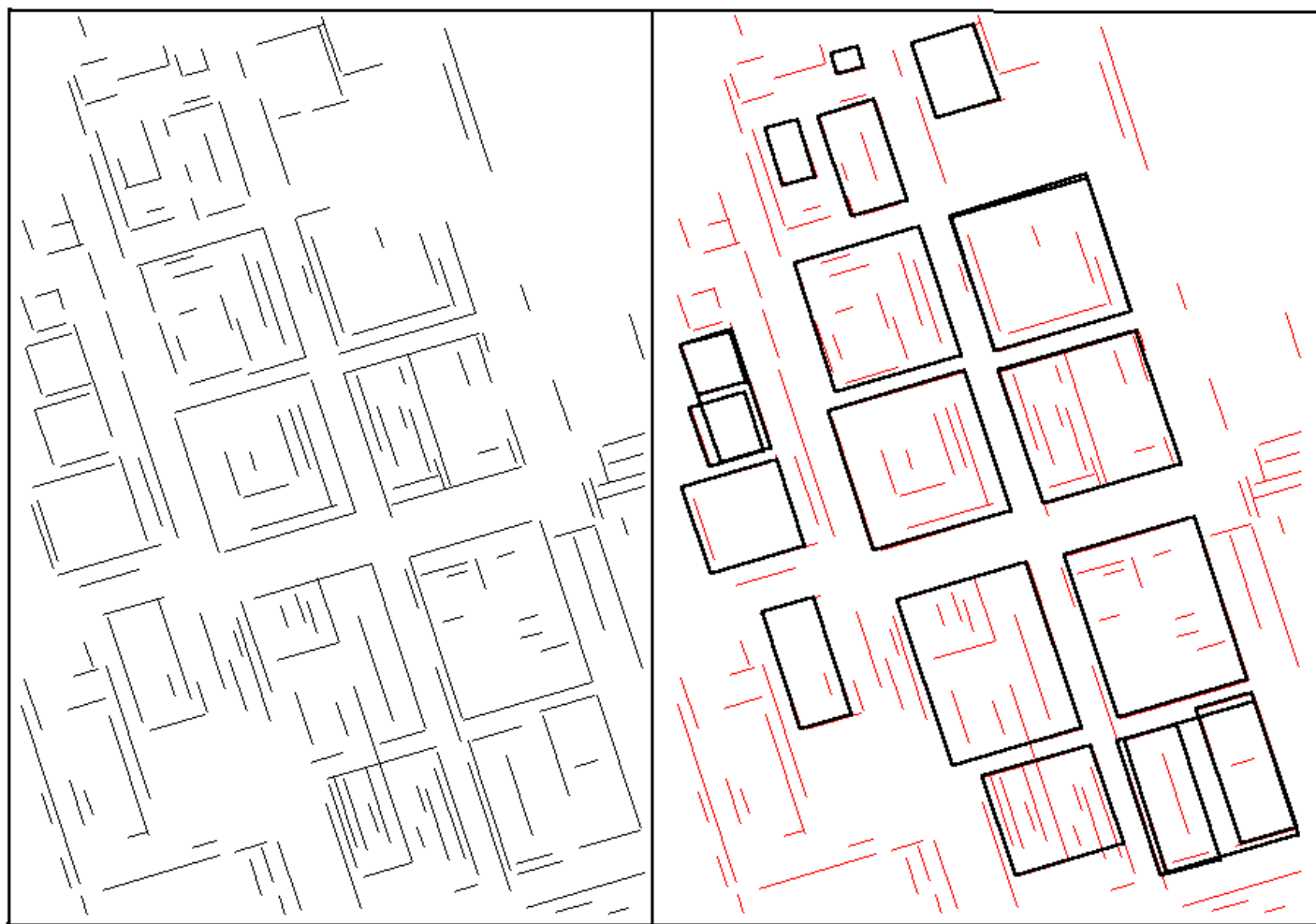


(a)

(b)

图2.26 (a)为滤除小于12个象素的直线图形；(b)为从  
(a)中提取矩形房屋的结果





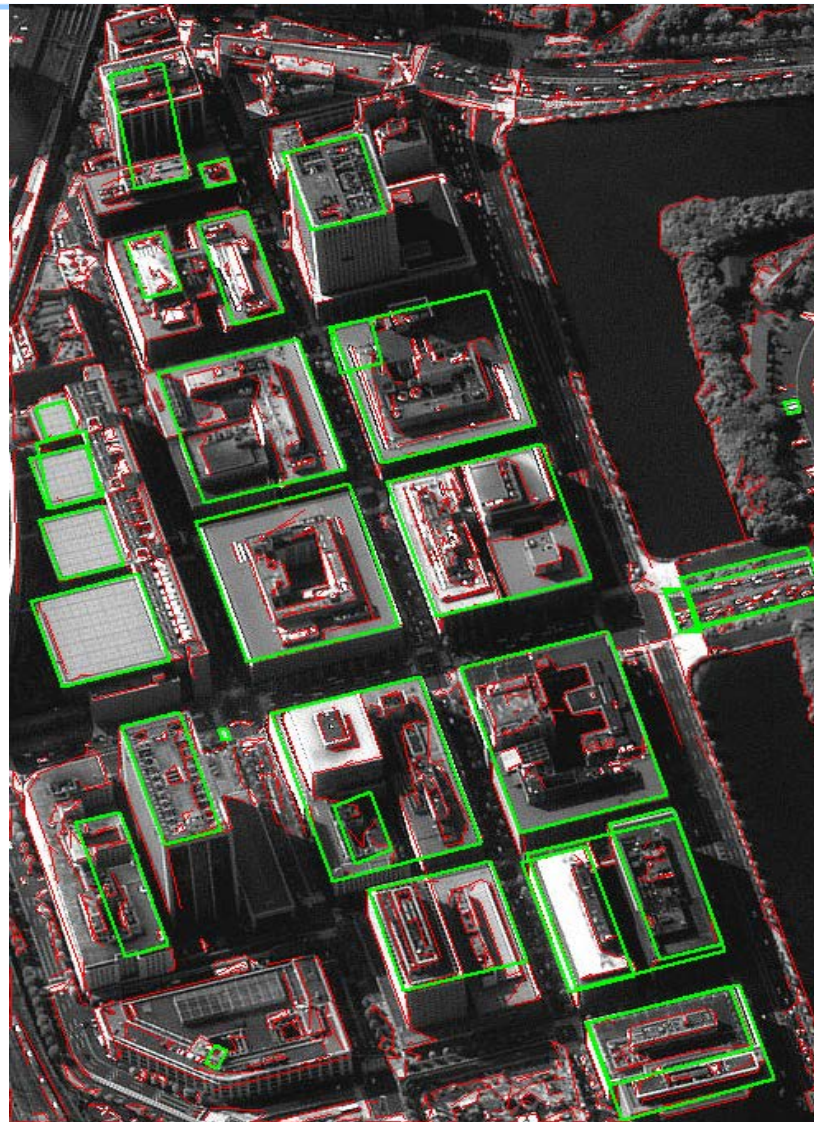
(a)

(b)

图2.27 (a)为滤除小于12个像素的直线且仅保留构成房屋屋顶的两类平行直线的图形；(b)为从(a)中提取矩形房屋的结果







与原图叠加显示的结果

