



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103793894 A

(43) 申请公布日 2014. 05. 14

(21) 申请号 201310640415. 0

(22) 申请日 2013. 12. 04

(71) 申请人 国家电网公司

地址 100761 北京市西城区白广路二条 1 号

申请人 山西省电力公司晋城供电分公司

(72) 发明人 张庆华 张权平 马春 王兵

丰建军 原会军 彭飞

(74) 专利代理机构 石家庄冀科专利商标事务所

有限公司 13108

代理人 李羨民 高锡明

(51) Int. Cl.

G06T 5/50(2006. 01)

G06T 7/00(2006. 01)

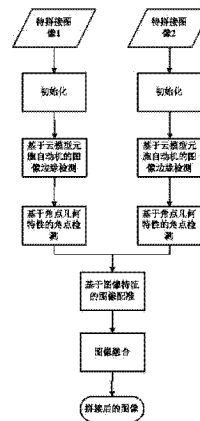
权利要求书3页 说明书9页 附图9页

(54) 发明名称

基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图图像拼接方法

(57) 摘要

一种基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图图像拼接方法,所述方法对初始化处理后的待拼接图像分别进行基于云模型元胞自动机的图像边缘检测以获取细化且连续的图像边缘,并在此基础上进行基于角点几何特征的角点检测获得角点特征点,进而在图像重叠区域中进行图像特征点匹配,实现图像拼接,最后进行图像融合消除拼接接缝。本发明将基于云模型元胞自动机的边缘检测方法方法与基于角点几何特征的角点检测方法相结合,使获得的特征点同时具备边缘特征和角点特征,所以能够提高图像配准的正确率并降低配准的计算量,从而提高图像拼接的效率和质量。



1. 一种基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法,其特征在于,所述方法对初始化处理后的待拼接图像分别进行基于云模型元胞自动机的图像边缘检测,并在此基础上进行基于角点几何特征的角点检测获得角点特征点,进而在图像重叠区域中进行图像特征点匹配,实现图像拼接,最后进行图像融合消除拼接接缝;

具体步骤为:

a. 初始化处理:

对两幅待拼接变电站遥视图像进行预处理,将图像转换为灰度图并将所得图像的灰度值矩阵作为元胞的初始状态矩阵;

b. 采用基于云模型元胞自动机的图像边缘检测方法对待拼接图像的灰度值矩阵进行边缘检测;

c. 根据步骤 b 获得的边缘特征点进行基于角点几何特征的角点检测,获得两幅待拼接图像的角点特征点;

d. 基于特征点的图像配准:

在待拼接图像的重叠区域中进行图像特征点匹配,获得最佳匹配特征点,并根据最佳匹配点通过图像变换进行图像拼接;

e. 图像融合:

采用加权平均融合法进行图像融合,消除由于摄像机在图像采集时光强不均匀造成的拼接接缝,最终完成图像拼接。

2. 根据权利要求 1 所述的一种基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法,其特征是,对待拼接图像进行边缘检测;具体步骤为:

a. 计算输入变量,计算待拼接图像的方向信息测度矩阵,假设当前像素点坐标为  $(i, j)$ ,其像素矩阵为  $I$ ,邻域  $N(i, j)$  是 Moore 型邻居,  $l_\theta$  是过中心点且角度为  $\theta$  的一条直线,这条直线将  $N(i, j)$  分为两个部分,即  $S_{\theta_1}$  和  $S_{\theta_2}$ ,则方向信息测度  $M(i, j)$  的表达式为:

$$M_{i,j} = d_{\theta_{\max}} - d_{\theta_{\min}}$$

其中:  $d_{\theta_{\max}} = \max_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta)$

$$d_{\theta_{\min}} = \min_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta)$$

$$d_\theta = |f_{S_{\theta_1}} - f_{S_{\theta_2}}|$$

$$f_{S_{\theta_1}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_1}} a_{i,j}$$

$$f_{S_{\theta_2}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_2}} a_{i,j}$$

通过计算得到矩阵  $M(i, j)$  为矩阵  $I$  的方向信息测度矩阵;

计算待拼接图像的邻域边缘强度和邻域隔离宽度;邻域边缘强度表达式为:

$$E_g = \frac{|g_1 - g_2|}{|g_{\max} - g_{\min}|}$$

其中  $\xi_{\max}$ 、 $\xi_{\min}$  分别是图像全局最大灰度值和最小灰度值,  $\xi_1$ 、 $\xi_2$  分别是两个邻域的平均灰度值;邻域边缘隔离宽度表达式为:

$$E_d = \frac{E_{d0}}{n+1}$$

其中:  $E_{d0} = \|P_1 - P_2\| = \sqrt{(P_{1x} - P_{2x})^2 + (P_{1y} - P_{2y})^2}$

其中  $P_1$  与  $P_2$  分别为两个邻域的几何中心,  $n=2$ ;

b. 输入向量云化;包括三个输入变量:方向信息  $x_1$ 、邻域边缘强度  $x_2$  和邻域边缘隔离宽度  $x_3$ ;每个输入变量对应两种定性的概念: $A_1=\{\text{大}\}$ ,  $A_2=\{\text{小}\}$ ,三个输入变量组成了输入向量  $X$ ;对于多语言值的云化可以通过多维云来实现,多维云又可以由一维云扩展而来,为了实现方便,这里选用一维云作为基本模型;对于不同的系统,云化过程的设计是不同的,这里采用半正态云扩展模型对变量进行云化;输入向量共对应 8 种定型概念(语言值): $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,每个语言值对应一个三维  $X$  条件云发生器,每个三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{ij}}$  和 1 个乘法器  $MP$  构成,其中当  $i=1,2,3$  时分别表示不同的输入变量  $x_1, x_2$  和  $x_3$ ,当  $j=1,2$  时分别表示不同的输入变量语言值为  $A_1$  和  $A_2$ ;例如,输入向量的第一个语言值  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$  对应的三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  以及 1 个乘法器  $MP$  构成,  $CG_{A_{11}}$  表示输入变量  $x_1$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{21}}$  表示输入变量  $x_2$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{31}}$  表示输入变量  $x_3$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  分别为  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  的输出隶属度,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  通过乘法器  $MP$  得到  $\mu_{A_1} = \mu_{11} \times \mu_{21} \times \mu_{31}$ ,  $\mu_{A_1}$  表示满足输入向量第一个语言值的隶属度;其它 7 个输入向量语言值隶属度  $\mu_2, \dots, \mu_8$  的计算过程与  $\mu_1$  的计算过程类似,只是采用的一维  $X$  条件云发生器不同;

c. 云推理规则;该推理具有一个输出,其包括 2 种定性概念(语言值): $B_1=\{\text{是边缘点}\}$ ,  $B_2=\{\text{不是边缘点}\}$ ;对任意当前时刻元胞进行推理时均要求符合以下云推理规则,其规则数为 8,分别对应输入向量的 8 种语言值;

IF  $A_{11}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_1$

IF  $A_{12}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_2$

... ..

... ..

IF  $A_{12}$  and  $A_{22}$  and  $A_{32}$  THEN  $B_2$

d. 云推理;输入向量云化得到的隶属度  $\mu_m$  ( $m=1, 2, \dots, 8$ ),分别表示第  $m$  条定性规则的激活程度,规则选择器  $RS$  从中选择最大的隶属度  $\mu_{\max}$ ,即  $\mu_{\max}$  对应的定性规则被选中,根据云推理规则选择对应的输出语言值作为推理结果;

e. 反云化输出;如果输出语言值为  $B_1$ ,则将  $\mu_{\max}$  值带入输出语言值  $B_1$  的一维  $Y$  条件

云发生器  $CG_{B1k}$  ( $k=1, 2, 3$ ) 中, 产生一组共三个云滴  $\text{Drop}(y_{11}, \mu_{\max})$ ,  $\text{Drop}(y_{12}, \mu_{\max})$  和  $\text{Drop}(y_{13}, \mu_{\max})$ , 多次重复该过程, 云推理器产生的是三个由大量云滴组成的云团, 分别计算  $y_{11}$ ,  $y_{12}$  和  $y_{13}$  的均值  $E(y_{11})$ ,  $E(y_{12})$  和  $E(y_{13})$  作为结果输出;

f. 元胞自动机演化, 具体步骤如下:

步骤一, 将元胞空间与图像的灰度值矩阵  $I$  对应;

步骤二, 计算矩阵  $I$  的方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_s$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_w$ ;

步骤三, 利用局部规则分辨边缘点, 对于一个当前元胞  $(i, j)$  要求符合如下局部规则:

1). 将方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_s$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_w$  作为输入进行云推理, 然后建立标记矩阵  $B(b_{ij})$ , 将对应推理结果是边缘点的点设为 1, 代表边缘点, 其余设为 0, 代表非边缘点;

2). 如果  $b_{ij}=1$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居符合边缘结构, 那么找到状态为 1 的邻居元胞位置, 在方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_s$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_w$  上与之对应位置, 对每个找到的邻居元胞, 找出其次邻居中具有最大  $M_{ij}$  的元胞, 使其下一状态的信息测度值, 边缘强度值和边缘隔离宽度值等于当前值与云推理输出结果的加和; 已经反馈过的点, 后面时刻不再进行反馈;

3). 如果  $b_{ij}=0$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居符合任何一种边缘结构, 说明它本身也是边缘点, 则在下一时刻状态变为 1;

步骤四, 利用局部规则分辨噪声点, 对于一个当前元胞  $(i, j)$  要求符合如下局部规则:

如果  $b_{ij}=1$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居不符合任何一种边缘结构, 说明它本身不是边缘点而是噪声点, 则在下一时刻状态变为 0;

步骤五, 元胞自动机进行演化, 重复步骤三和四, 直到达到稳定状态 ( $B^t = B^{t+1}$ ).

## 基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于云模型元胞自动机进行边缘检测,并根据角点几何特征进行角点检测的变电站遥视图像拼接方法,属于数据处理技术领域。

### 背景技术

[0002] 变电站遥视系统借助计算机技术、多媒体技术及通讯技术,采集变电站图像等多媒体信号,从而使变电站运行水平不断提高,使变电站的无人值班逐步变成了可能。但是由于摄像机仅能感应部分区域的异常,不能实时获知视野广阔的现场全景图像信息,不能进行全方位的监测,安全系数不高,所以需要将由摄像机获取的监控图像或者一路摄像机不同位置获取的监控图像拼接成一幅宽视野的高分辨率的全景图像,才能更好地展现宽场景的实时动态情况。图像拼接方法主要包括两个步骤:图像配准和图像融合。其中图像拼接的核心技术是图像配准技术,目前常用的图像配准技术主要包括三种:基于特征的配准、基于灰度信息的配准和基于变换域的配准。其中,基于特征的配准是分别在图像中提取特征,再进行特征匹配,最后计算出变换模型参数。由于图像的特征通常不易受光照,平移、旋转、尺度等变换而发生改变,具有较强的稳定性,而且少量的特征不但能够反映出图像的重要信息,还有利于提高处理速度,所以目前主流图像拼接方法都采用基于特征的技术,基本的图像特征包括区域、纹理、轮廓、边缘和角点等,其中边缘特征和角点特征均是图像最基本的特征之一,它们包含了用于识别的有用信息,是图像拼接中两种最常用的特征。但是现有的方法通常仅采用其中一种特征进行图像配准,即分别提取边缘点或角点,采用这类方法获得的特征点较多,进行图像配准时计算量较大,并且容易出现误匹配的情况。边缘点和角点虽然是不同的特征,但也存在一定的联系,即图像的角点通常是图像的边界点,且是两条边界线或多条边界线的交点。如果能够利用边缘点和角点之间的联系,就可获取同时具备边缘和角点特征的特征点,从而提高图像配准的正确率,降低配准的计算量。另外为了利用边缘点与角点之间的联系进行特征点提取,就必须获得细化且连续的边界,现有的图像边缘检测算法很难实现,需要采用特殊的方法对图像进行边缘检测,为进一步提取角点做准备。

### 发明内容

[0003] 本发明的目的在于针对现有技术之弊端,提供一种基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法,以实现高效的变电站遥视图像拼接。

[0004] 本发明所述问题是以下述技术方案实现的:

一种基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法,所述方法对初始化处理后的待拼接图像分别进行基于云模型元胞自动机的图像边缘检测,并在此基础上进行基于角点几何特征的角点检测获得角点特征点,进而在图像重叠区域中进行图像特征点匹配,实现图像拼接,最后进行图像融合消除拼接接缝;

具体步骤为:

a. 初始化处理：

对两幅待拼接变电站遥视图像进行预处理，将图像转换为灰度图并将所得图像的灰度值矩阵作为元胞的初始状态矩阵；

b. 采用基于云模型元胞自动机的图像边缘检测方法对待拼接图像的灰度值矩阵进行边缘检测；

c. 根据步骤 b 获得的边缘特征点进行基于角点几何特征的角点检测，获得两幅待拼接图像的角点特征点；

d. 基于特征点的图像配准：

在待拼接图像的重叠区域中进行图像特征点匹配，获得最佳匹配特征点，并根据最佳匹配点通过图像变换进行图像拼接；

e. 图像融合：

采用加权平均融合法进行图像融合，消除由于摄像机在图像采集时光强不均匀造成的拼接接缝，最终完成图像拼接。

[0005] 上述基于云模型元胞自动机角点检测的变电站遥视图像拼接方法，对待拼接图像进行边缘检测；具体步骤为：

a. 计算输入变量，计算待拼接图像的方向信息测度矩阵，假设当前像素点坐标为  $(i, j)$ ，其像素矩阵为  $I$ ，邻域  $N(i, j)$  是 Moore 型邻居， $l_\theta$  是过中心点且角度为  $\theta$  的一条直线，这条直线将  $N(i, j)$  分为两个部分，即  $S_{\theta_1}$  和  $S_{\theta_2}$ ，则方向信息测度  $M(i, j)$  的表达式为：

$$M_{i,j} = d_{\max} - d_{\min}$$

其中：
$$d_{\max} = \max_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta)$$

$$d_{\min} = \min_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta)$$

$$d_\theta = |f_{S_{\theta_1}} - f_{S_{\theta_2}}|$$

$$f_{S_{\theta_1}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_1}} a_{i,j}$$

$$f_{S_{\theta_2}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_2}} a_{i,j}$$

通过计算得到矩阵  $M(i, j)$  为矩阵  $I$  的方向信息测度矩阵；

计算待拼接图像的邻域边缘强度和邻域隔离宽度；邻域边缘强度表达式为：

$$E_r = \frac{|g_1 - g_2|}{|g_{\max} - g_{\min}|}$$

其中  $g_{\max}$ 、 $g_{\min}$  分别是图像全局最大灰度值和最小灰度值， $g_1$ 、 $g_2$  分别是两个邻域的平均灰度值；邻域边缘隔离宽度表达式为：

$$E_d = \frac{E_{d0}}{n+1}$$

其中：
$$E_{d0} = |P_1 - P_2| = \sqrt{(P_{1x} - P_{2x})^2 + (P_{1y} - P_{2y})^2}$$

其中  $P_1$  与  $P_2$  分别为两个邻域的几何中心,  $n=2$ ;

b. 输入向量云化;本专利方法中包括三个输入变量:方向信息  $x_1$ 、邻域边缘强度  $x_2$  和邻域边缘隔离宽度  $x_3$ ;每个输入变量对应两种定性的概念: $A_1=\{\text{大}\}$ ,  $A_2=\{\text{小}\}$ ,三个输入变量组成了输入向量  $X$ ;对于多语言值的云化可以通过多维云来实现,多维云又可以由一维云扩展而来,为了实现方便,这里选用一维云作为基本模型;对于不同的系统,云化过程的设计是不同的,这里采用半正态云扩展模型对变量进行云化;输入向量共对应 8 种定型概念(语言值): $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,每个语言值对应一个三维  $X$  条件云发生器,每个三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{ij}}$  和 1 个乘法器  $MP$  构成,其中当  $i=1, 2, 3$  时分别表示不同的输入变量  $x_1, x_2$  和  $x_3$ ,当  $j=1, 2$  时分别表示不同的输入变量语言值为  $A_1$  和  $A_2$ ;例如,输入向量的第一个语言值  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$  对应的三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  以及 1 个乘法器  $MP$  构成,  $CG_{A_{11}}$  表示输入变量  $x_1$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{21}}$  表示输入变量  $x_2$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{31}}$  表示输入变量  $x_3$  第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  分别为  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  的输出隶属度,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  通过乘法器  $MP$  得到  $\mu_{A_1} = \mu_{11} \times \mu_{21} \times \mu_{31}$ ,  $\mu_{A_1}$  表示满足输入向量第一个语言值的隶属度;其它 7 个输入向量语言值隶属度  $\mu_2, \dots, \mu_8$  的计算过程与  $\mu_1$  的计算过程类似,只是采用的一维  $X$  条件云发生器不同;

c. 云推理规则;该推理具有一个输出,其包括 2 种定性概念(语言值): $B_1=\{\text{是边缘点}\}$ ,  $B_2=\{\text{不是边缘点}\}$ ;对任意当前时刻元胞进行推理时均要求符合以下云推理规则,其规则数为 8,分别对应输入向量的 8 种语言值;

IF  $A_{11}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_1$

IF  $A_{12}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_2$

...

...

IF  $A_{12}$  and  $A_{22}$  and  $A_{32}$  THEN  $B_2$

d. 云推理;输入向量云化得到的隶属度  $\mu_m$  ( $m=1, 2, \dots, 8$ ),分别表示第  $m$  条定性规则的激活程度,规则选择器  $RS$  从中选择最大的隶属度  $\mu_{\max}$ ,即  $\mu_{\max}$  对应的定性规则被选中,根据云推理规则选择对应的输出语言值作为推理结果;

e. 反云化输出;如果输出语言值为  $B_1$ ,则将  $\mu_{\max}$  值带入输出语言值  $B_1$  的一维  $Y$  条件云发生器  $CG_{B_{1k}}$  ( $k=1, 2, 3$ ) 中,产生一组共三个云滴  $\text{Drop}(y_{11}, \mu_{\max})$ ,  $\text{Drop}(y_{12}, \mu_{\max})$  和

Drop( $y_{13}$ ,  $\mu_{\max}$ ), 多次重复该过程, 云推理器产生的是三个由大量云滴组成的云团, 分别计算  $y_{11}$ ,  $y_{12}$  和  $y_{13}$  的均值  $E(y_{11})$ ,  $E(y_{12})$  和  $E(y_{13})$  作为结果输出;

f. 元胞自动机演化, 具体步骤如下:

步骤一, 将元胞空间与图像的灰度值矩阵  $I$  对应;

步骤二, 计算矩阵  $I$  的方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$ ;

步骤三, 利用局部规则分辨边缘点, 对于一个当前元胞  $(i, j)$  要求符合如下局部规则:

1. 将方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$  作为输入进行云推理, 然后建立标记矩阵  $B(b_{ij})$ , 将对应推理结果是边缘点的点设为 1, 代表边缘点, 其余设为 0, 代表非边缘点;

2. 如果  $b_{ij} = 1$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居符合边缘结构, 那么找到状态为 1 的邻居元胞位置, 在方向信息测度矩阵  $M$ , 边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$  上与之对应位置, 对每个找到的邻居元胞, 找出其次邻居中具有最大  $K_{ij}$  的元胞, 使其下一状态的信息测度值, 边缘强度值和边缘隔离宽度值等于当前值与云推理输出结果的加和; 已经反馈过的点, 后面时刻不再进行反馈;

3. 如果  $b_{ij} = 0$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居符合任何一种边缘结构, 说明它本身也是边缘点, 则在下一时刻状态变为 1;

步骤四, 利用局部规则分辨噪声点, 对于一个当前元胞  $(i, j)$  要求符合如下局部规则:

如果  $b_{ij} = 1$ ; 考察它的 Moore 型邻域, 如果它的邻居不符合任何一种边缘结构, 说明它本身不是边缘点而是噪声点, 则在下一时刻状态变为 0;

步骤五, 元胞自动机进行演化, 重复步骤三和四, 直到达到稳定状态 ( $B_{t+1} = B_t$ ).

[0006] 本发明利用边缘特征与角点特征之间的联系, 采用云模型元胞自动机图像边缘检测方法获取变电站遥视图像细化且连续的边界, 进而采用基于角点几何特征的角点检测方法获取图像角点特征, 由于将云模型元胞自动机边缘检测与角点检测相结合, 使获得的特征点同时具备了边缘特征和角点特征, 从而能够提高图像配准的正确率并降低配准的计算量。

## 附图说明

[0007] 下面结合附图对本发明作进一步说明。

[0008] 图 1 是本发明技术方案的流程图;

图 2 是边缘检测的云推理器示意图;

图 3 是边缘结构示意图;

图 4 是角点模板示意图;

图 5-a、图 5-b 分别是待拼接变电站图像 1 和图像 2;



图 6-a、图 6-b 分别是云模型元胞自动机边缘检测获取的图像 1 和图像 2 的图像边缘；  
图 7-a、图 7-b 分别是采用本专利方法获取的图像 1 和图像 2 的角点特征点；  
图 8-a、图 8-b 分别是采用 Harris 角点检测方法获取的图像 1 和图像 2 的角点特征点；  
图 9 是图像拼接获得的结果图。

[0009] 文中所用符号清单为： $x_1$ 、 $x_2$  和  $x_3$  为三个输入变量， $E_x$  表示期望值， $E_n$  表示熵值， $E_h$  表示超熵值， $y_1$  为输出变量， $\mu$  表示隶属度值， $CG_A$  和  $CG_B$  为云发生器，MP 为乘法器，RS 为规则选择器。

### 具体实施方式

[0010] 步骤 a 是预处理步骤，对两张待拼接图像进行预处理，将图像转换为灰度图并获得图像的灰度值矩阵作为元胞的初始状态，然后确定相关参数，如待拼接图像的重叠区域坐标等。

[0011] 步骤 b、c、d 属于图像配准的步骤。

[0012] 步骤 b 采用基于云模型元胞自动机的图像边缘检测方法对待拼接图像的灰度值矩阵进行边缘检测，具体实施方法如下：

a. 计算输入变量。计算待拼接图像的方向信息测度矩阵。假设当前像素点坐标为  $(i, j)$ ，其像素矩阵为  $I$ ，邻域  $N(i, j)$  是 Moore 型邻居， $l_\theta$  是过中心点且角度为  $\theta$  的一条直线，这条直线将  $N(i, j)$  分为两个部分，即  $S_{\theta_1}$  和  $S_{\theta_2}$ ，则方向信息测度  $M(i, j)$  的表达式为：

$$M_{i,j} = d_{\theta_{\max}} - d_{\theta_{\min}} \quad (1)$$

$$\text{其中：} d_{\theta_{\max}} = \max_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta) \quad (2)$$

$$d_{\theta_{\min}} = \min_{0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ} (d_\theta) \quad (3)$$

$$d_\theta = |f_{S_{\theta_1}} - f_{S_{\theta_2}}| \quad (4)$$

$$f_{S_{\theta_1}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_1}} a_{i,j} \quad (5)$$

$$f_{S_{\theta_2}} = \sum_{(i,j) \in S_{\theta_2}} a_{i,j} \quad (6)$$

通过计算得到矩阵  $M(i, j)$  为矩阵  $I$  的方向信息测度矩阵。

[0013] 计算待拼接图像的邻域边缘强度和邻域隔离宽度。邻域边缘强度表达式为：

$$E_g = \frac{|\bar{g}_1 - \bar{g}_2|}{|\varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}|} \quad (7)$$

其中  $\varepsilon_{\max}$ 、 $\varepsilon_{\min}$  分别是图像全局最大灰度值和最小灰度值， $\bar{g}_1$ 、 $\bar{g}_2$  分别是两个邻域的平均灰度值。邻域边缘隔离宽度表达式为：

$$E_d = \frac{E_{d0}}{n+1} \quad (8)$$

$$\text{其中：} E_{d0} = \|P_1 - P_2\| = \sqrt{(P_{1x} - P_{2x})^2 + (P_{1y} - P_{2y})^2} \quad (9)$$

其中  $P_1$  与  $P_2$  分别为两个邻域的几何中心,  $n=2$ 。

[0014] b. 输入向量云化。图 2 左边部分是输入向量云化过程, 本专利方法中包括三个输入变量: 方向信息  $x_1$ 、邻域边缘强度  $x_2$  和邻域边缘隔离宽度  $x_3$ 。每个输入变量对应两种定性的概念:  $A_1=\{\text{大}\}$ ,  $A_2=\{\text{小}\}$ , 三个输入变量组成了输入向量  $X$ 。对于多语言值的云化可以通过多维云来实现, 多维云又可以由一维云扩展而来, 为了实现方便, 这里选用一维云作为基本模型。对于不同的系统, 云化过程的设计是不同的, 这里采用半正态云扩展模型对变量进行云化。输入向量共对应 8 种定性概念(语言值):  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_2\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_2, x_3$  语言值为  $A_1\}$ ,  $\{x_1$  语言值为  $A_2, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_2\}$ , 每个语言值对应一个三维  $X$  条件云发生器, 每个三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{ij}}$  和 1 个乘法器  $MP$  构成, 其中当  $i=1, 2, 3$  时分别表示不同的输入变量  $x_1, x_2$  和  $x_3$ , 当  $j=1, 2$  时分别表示不同的输入变量语言值为  $A_1$  和  $A_2$ 。例如, 输入向量的第一个语言值  $\{x_1$  语言值为  $A_1, x_2$  语言值为  $A_1, x_3$  语言值为  $A_1\}$  对应的三维  $X$  条件云发生器由三个一维  $X$  条件云发生器  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  以及 1 个乘法器  $MP$  构成,  $CG_{A_{11}}$  表示输入变量  $x_1$  为第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{21}}$  表示输入变量  $x_2$  为第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $CG_{A_{31}}$  表示输入变量  $x_3$  为第 1 个语言值对应的一维  $X$  条件云发生器,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  分别为  $CG_{A_{11}}, CG_{A_{21}}$  和  $CG_{A_{31}}$  的输出隶属度,  $\mu_{11}, \mu_{21}$  和  $\mu_{31}$  通过乘法器  $MP$  得到  $\mu_{A_1} = \mu_{11} \times \mu_{21} \times \mu_{31}$ ,  $\mu_{A_1}$  表示满足输入向量第一个语言值的隶属度。其它 7 个输入向量语言值隶属度  $\mu_2, \dots, \mu_8$  的计算过程与  $\mu_1$  的计算过程类似, 只是采用的一维  $X$  条件云发生器不同。

[0015] c. 云推理规则。该推理具有一个输出, 其包括 2 种定性概念(语言值):  $B_1=\{\text{是边缘点}\}$ ,  $B_2=\{\text{不是边缘点}\}$ 。对任意当前时刻元胞进行推理时均要求符合以下云推理规则, 其规则数为 8, 分别对应输入向量的 8 种语言值。

[0016] IF  $A_{11}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_1$

IF  $A_{12}$  and  $A_{21}$  and  $A_{31}$  THEN  $B_2$

...

IF  $A_{12}$  and  $A_{22}$  and  $A_{32}$  THEN  $B_2$

d. 云推理。图 2 中间部分是云推理过程, 输入向量云化得到的隶属度  $\mu_m$  ( $m=1, 2, \dots, 8$ ), 分别表示第  $m$  条定性规则的激活程度, 规则选择器  $RS$  从中选择最大的隶属度  $\mu_{\max}$ , 即  $\mu_{\max}$  对应的定性规则被选中, 根据云推理规则选择对应的输出语言值作为推理结果。

[0017] e. 反云化输出。图 2 右边部分是反云化输出过程, 如果输出语言值为  $B_1$ , 则将  $\mu_{\max}$  值带入输出语言值  $B_1$  的一维  $Y$  条件云发生器  $CG_{B_{1k}}$  ( $k=1, 2, 3$ ) 中, 产生一组共三个云滴  $\text{Drop}(y_{11}, \mu_{\max})$ ,  $\text{Drop}(y_{12}, \mu_{\max})$  和  $\text{Drop}(y_{13}, \mu_{\max})$ , 多次重复该过程, 云推理器产生的是三个由大量云滴组成的云团, 分别计算  $y_{11}, y_{12}$  和  $y_{13}$  的均值  $E(y_{11}), E(y_{12})$  和  $E(y_{13})$  作为结果输出。

[0018] f. 元胞自动机演化, 具体步骤如下:

步骤一, 将元胞空间与图像的灰度值矩阵  $I$  对应。

[0019] 步骤二,计算矩阵 I 的方向信息测度矩阵 M,边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$ 。

[0020] 步骤三,利用局部规则分辨边缘点,对于一个当前元胞 (i, j) 要求符合如下局部规则:

1. 将方向信息测度矩阵 M,边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$  作为输入进行云推理,然后建立标记矩阵 B( $b_{ij}$ ),将对应推理结果是边缘点的点设为 1,代表边缘点,其余设为 0,代表非边缘点。

[0021] 2. 如果  $b_{ij} = 1$ 。考察它的 Moore 型邻域,如果它的邻居符合边缘结构,如图 3 所示,那么找到状态为 1 的邻居元胞位置,在方向信息测度矩阵 M,边缘强度矩阵  $E_1$  和边缘隔离宽度矩阵  $E_2$  上与之对应位置,对每个找到的邻居元胞,找出其次邻居中具有最大  $b_{ij}$  的元胞,使其下一状态的信息测度值,边缘强度值和边缘隔离宽度值等于当前值与云推理输出结果的加和。已经反馈过的点,后面时刻不再进行反馈。

[0022] 3. 如果  $b_{ij} = 0$ 。考察它的 Moore 型邻域,如果它的邻居符合任何一种边缘结构(如图 3 所示),说明它本身也是边缘点,则在下一时刻状态变为 1。

[0023] 步骤四,利用局部规则分辨噪声点,对于一个当前元胞 (i, j) 要求符合如下局部规则:

如果  $b_{ij} = 1$ 。考察它的 Moore 型邻域,如果它的邻居不符合任何一种边缘结构,说明它本身不是边缘点而是噪声点,则在下一时刻状态变为 0。

[0024] 步骤五,元胞自动机进行演化,重复步骤三和四,直到达到稳定状态 ( $B^k = B^{k+1}$ )。

[0025] 步骤 c 采用基于角点几何特征的角度检测方法获取待拼接图像的角度特征点,具体实施方法如下:

根据角点几何特性,定义图形模板,如图 4 所示,直接对步骤 b 获得的图像边缘进行像素点扫描。在图 4(a) 中,模板中心对应同一条边界线上的中间点,模板中心对应点是边界点不是角点;在图 4(b) 中,模板中心对应两条边界线的交点,模板中心对应点是角点;在图 4(c) 中,模板中心对应多条边界线的交点,模板中心对应点是角点。像素点扫描过程中将符合模板图 (b) 和图 (c) 的点定义为角点。

[0026] 步骤 d 进行基于特征点的图像配准。在待拼接图像的重叠区域中进行图像特征点匹配,获得最佳匹配特征点,并根据最佳匹配点通过图像变换进行图像拼接,具体实施方法如下:

1) 确定待拼接图像重叠区域。事先对摄像机位置进行标定,对于 2 台假定内部参数完全相同的摄像机设置在适当位置,其拍摄的宽度为一定值,则所拍摄图像重叠的区域可通过计算获得。

[0027] 2) 在图像的重叠区域内寻找 2 幅图像之间像素点的最大相似性。设  $X_1(x_1, y_1)$ ,  $X_2(x_2, y_2)$  分别为 2 幅图像  $I_1$  和  $I_2$  中任意的 2 个特征点,其相关系数 Cor 表达式为:

$$\text{Cor}(X_1, X_2) = \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\text{std}(X_1) \times \text{std}(X_2)} \quad (10)$$

式中： $\text{std}(\cdot)$ ， $\text{cov}(\cdot, \cdot)$  为图像的标准差和互相关函数，其表达式为：

$$\text{std}(X) = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n [I(x+i, y+j) - M(X)]^2}{W}} \quad (11)$$

$$\text{Cov}(X_1, X_2) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n [I_1(x_1+i, y_1+j) - M(X_1)][I_2(x_2+i, y_2+j) - M(X_2)]}{W} \quad (12)$$

式中  $M(X)$  表示图像  $I_1$  和  $I_2$  相关部分的像素灰度的平均值， $n$  表示相关部分窗口大小，其表达式为：

$$M(X) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n I(x+i, y+j)}{W} \quad (13)$$

3) 图像配准。对于 2 幅待匹配的图像，在 1 幅图像的重叠范围中选择 1 点  $(x, y)$  作为初始点，根据所选择拼接的方向上的平移分量即可粗定位其在另一幅图像中的对应点  $(x', y')$ ，然后设定一定的步长  $i, j$ ，以互相关系数最大为原则进行迭代搜索，求出最佳拼接点，最后基于最佳匹配点通过图像变换进行图像拼接，将两幅待拼接图像拼接为一幅图像。

[0028] 步骤 e 采用加权平均融合法进行图像融合，消除由于摄像机在图像采集时光强不均匀造成的拼接接缝，最终完成图像拼接。具体实施方法如下：

假设  $I_1(i, j)$  为图像  $I_1$  中的一个像素点， $I_2(i', j')$  为图像  $I_2$  中与之对应的像素点，则融合后的图像中的像素点  $C(i'', j'')$  表达式为：

$$\begin{aligned} C(i'', j'') &= \omega_1 I_1(i, j) + \omega_2 I_2(i', j') \\ \omega_1 + \omega_2 &= 1 \end{aligned} \quad (14)$$

式中， $\omega_1$  和  $\omega_2$  分别是图像  $I_1$  和  $I_2$  的权值。

[0029] 实验分析：

为了说明本专利的优点，采用实验方法加以验证。首先给出某变电站遥视系统拍摄的两张图像，这两张图像均涉及同一变压器，但均未展现该变压器全貌，所以为了获得该变压器全貌需要对这两张图像进行拼接。两幅待拼接图像的大小分别是 551 像素 × 428 像素和 558 像素 × 428 像素，如图 5 所示；接着采用基于云模型元胞自动机的图像边缘检测方法对待拼接图像进行边缘检测，检测结果如图 6 所示，由图 6 可知采用基于云模型元胞自动机的图像边缘检测方法获取的图像边缘是单像素细化且连续的边缘；然后采用基于角点几何特征的角点检测方法获取待拼接图像的角点特征点，结果如图 7 所示；最后基于角点特征点进行图像配准与图像融合，完成图像拼接，拼接结果如图 9 所示。从实例可看出，该方法获得的图像拼接效果较好，适用于变电站遥视系统的图像拼接需要。

[0030] 另外，以相同图像为例，如图 5 所示，采用 Harris 角点检测方法分别对待拼接图像进行角点检测，检测结果如图 8 所示，比较图 7 与图 8，发现图 8 中的角点数量较多，其中有一部分角点属于误判，与图 8 相比图 7 中的角点数量较少，且均是具有明显角点特征与边缘

点特征的特征点,所以采用本专利方法能够提高图像配准的正确率并降低配准的计算量。

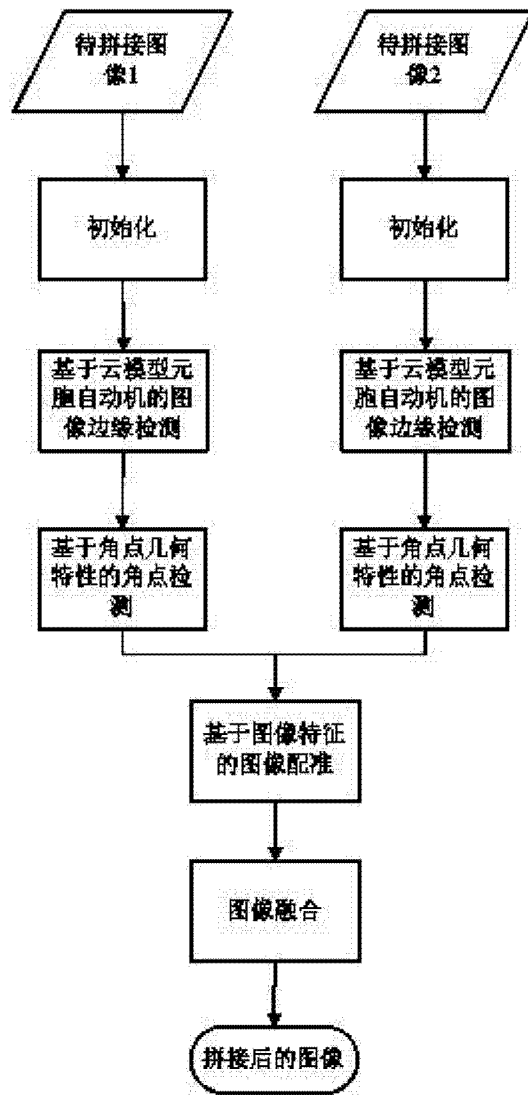


图 1

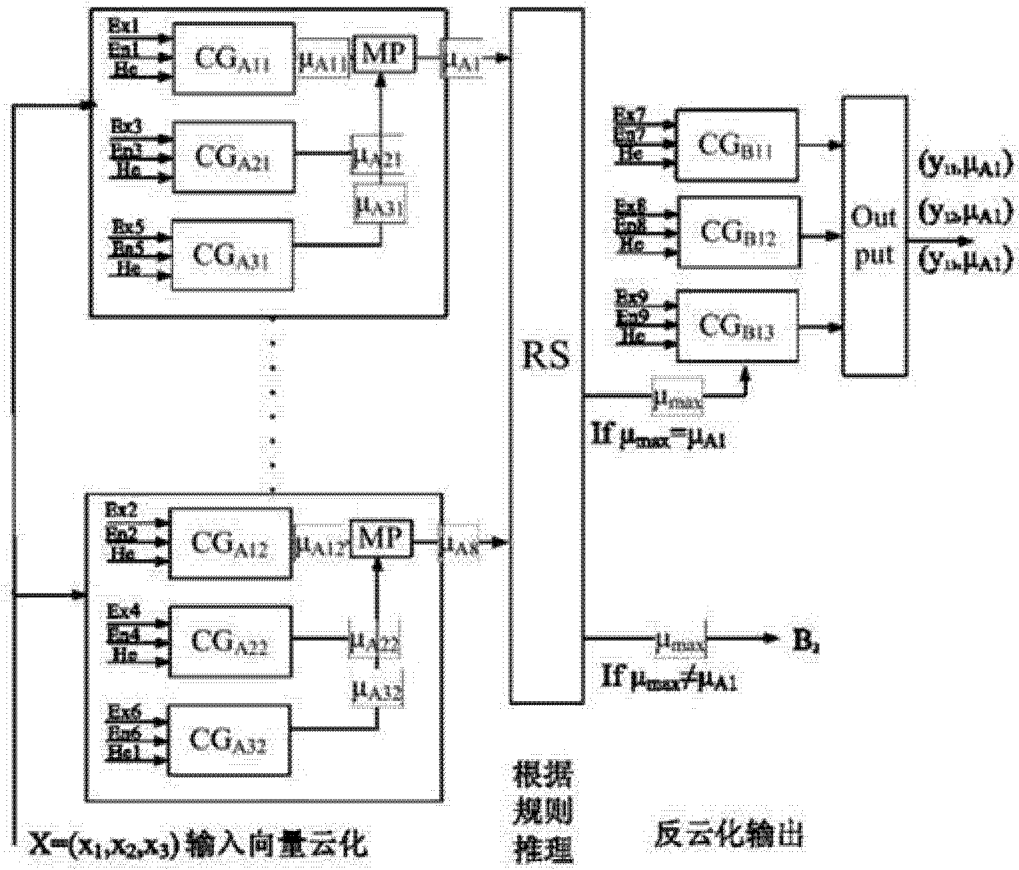


图 2

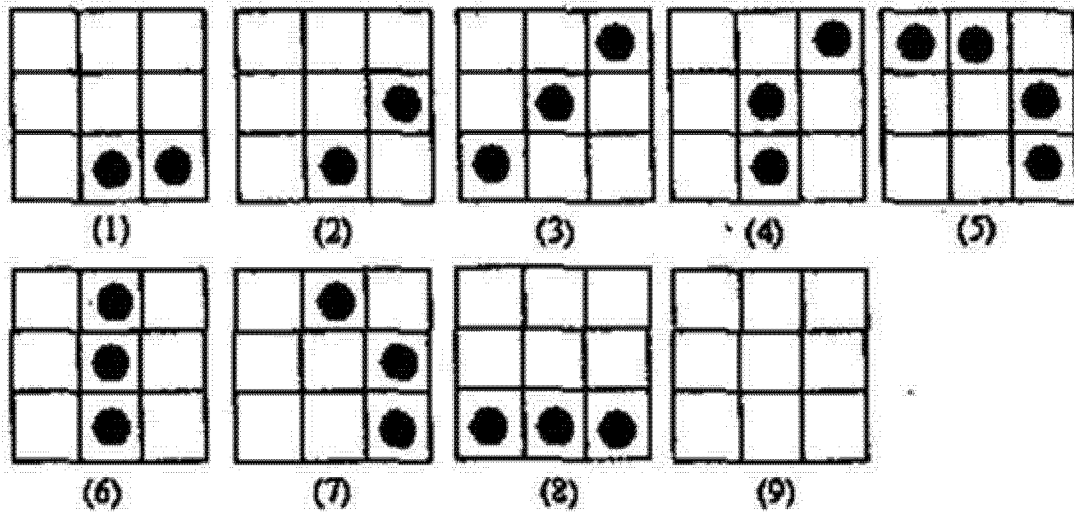


图 3

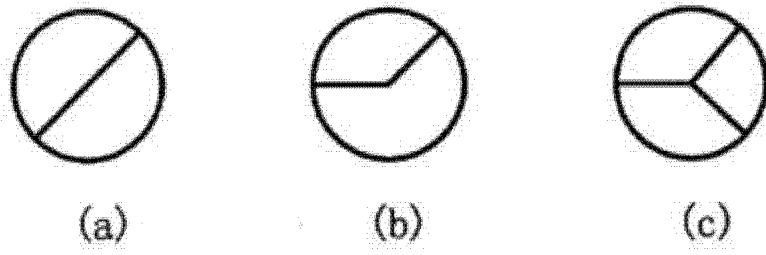


图 4



图 5-a



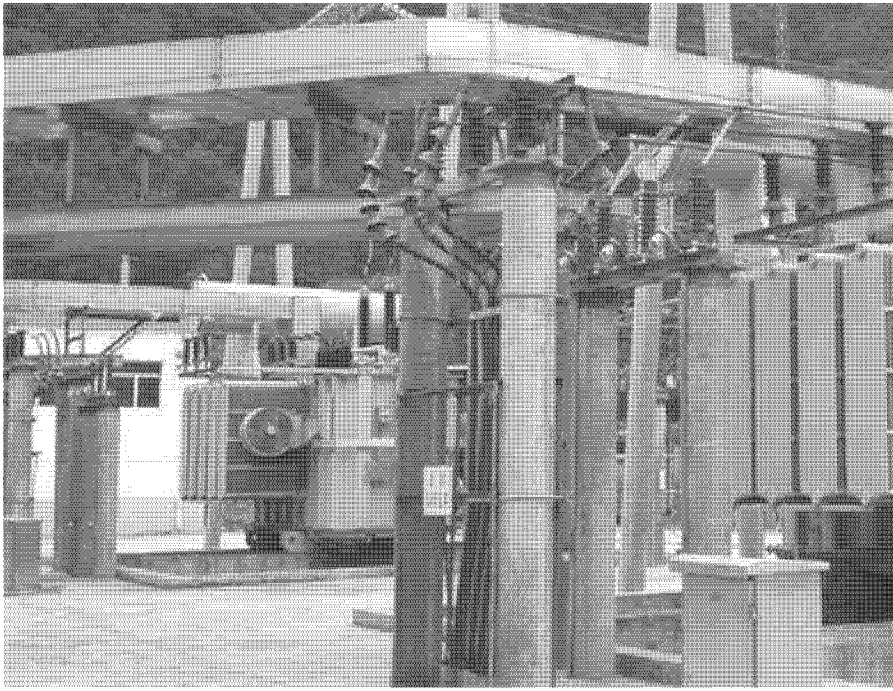


图 5-b

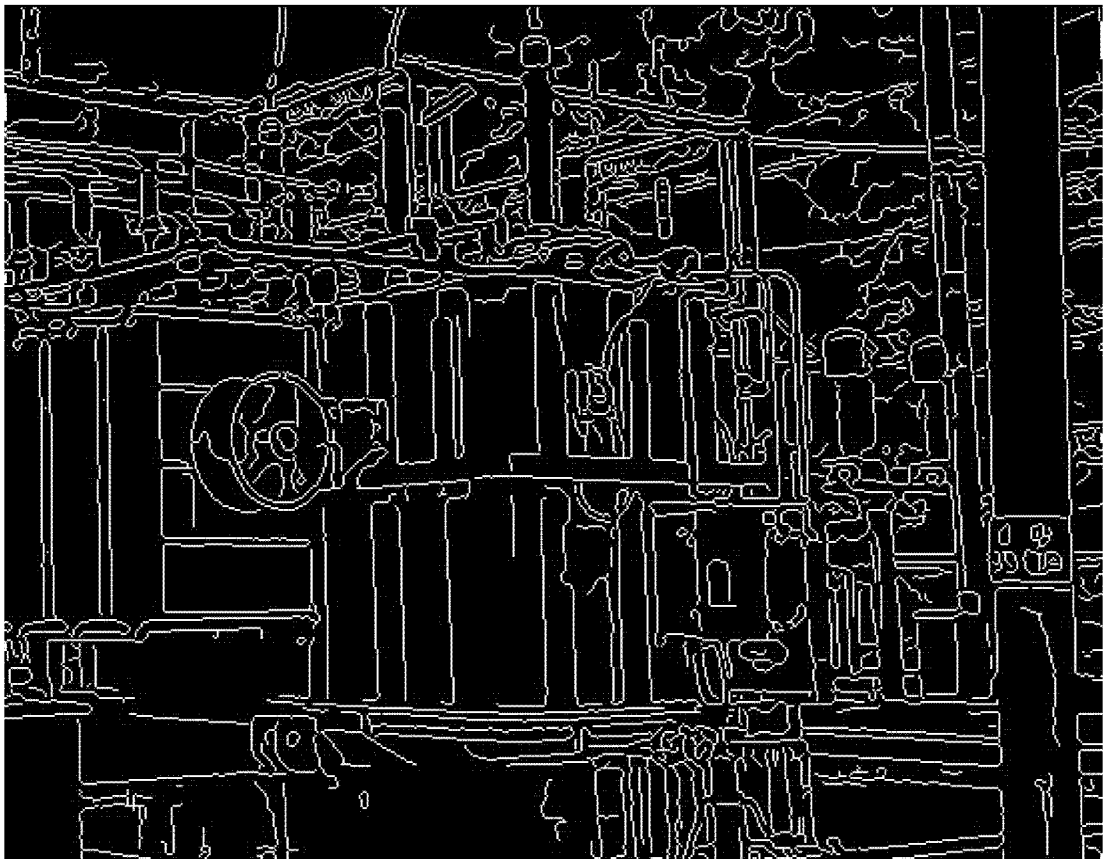


图 6-a

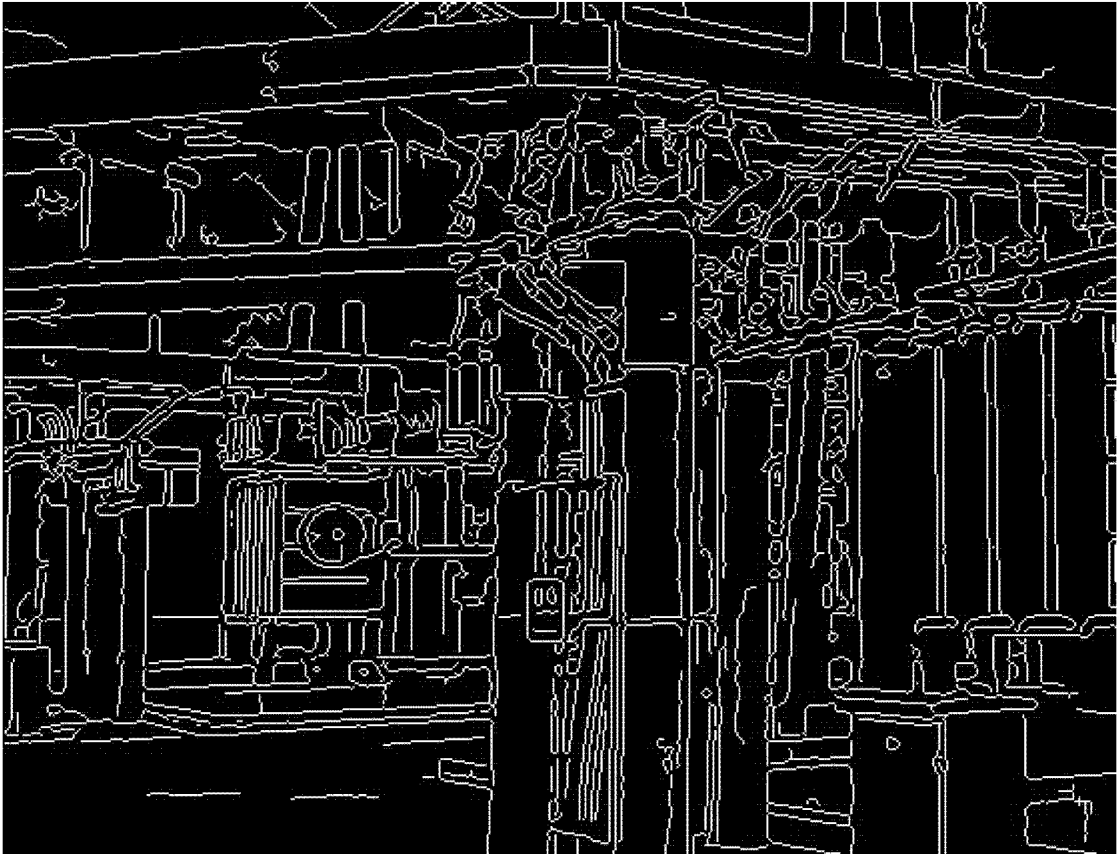


图 6-b



图 7-a

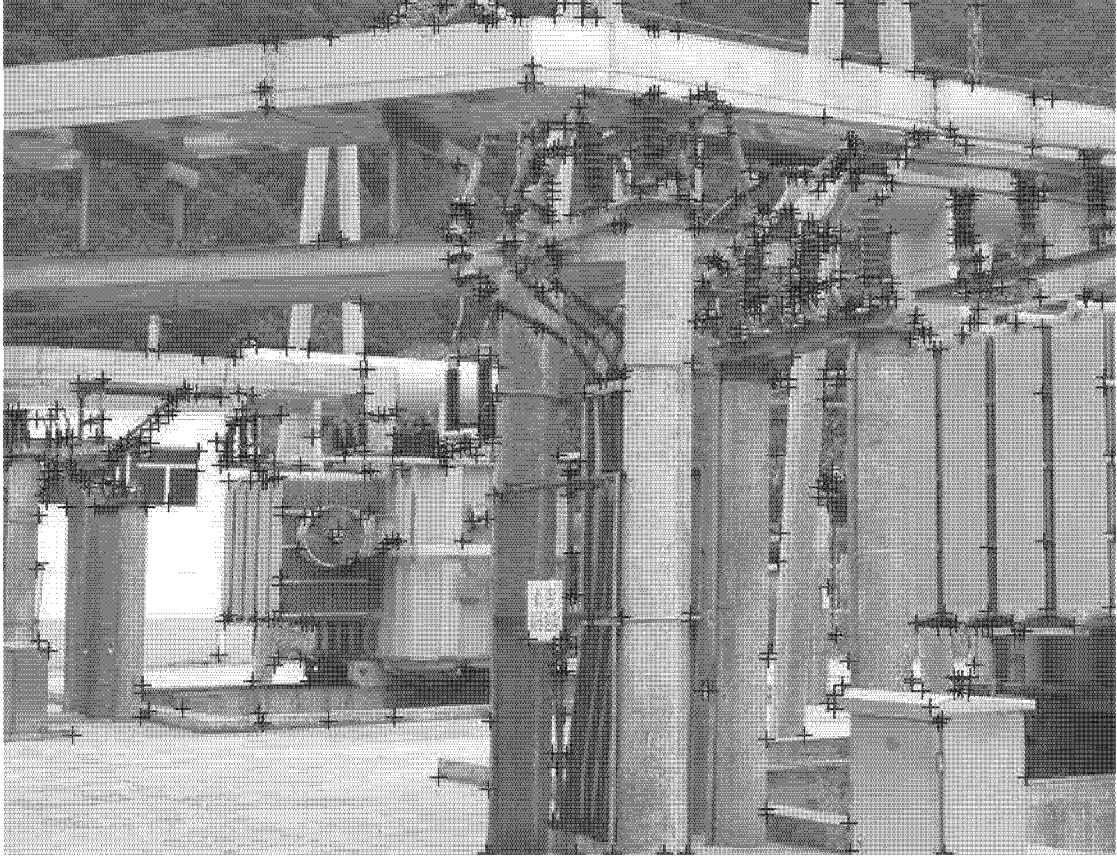


图 7-b



图 8-a

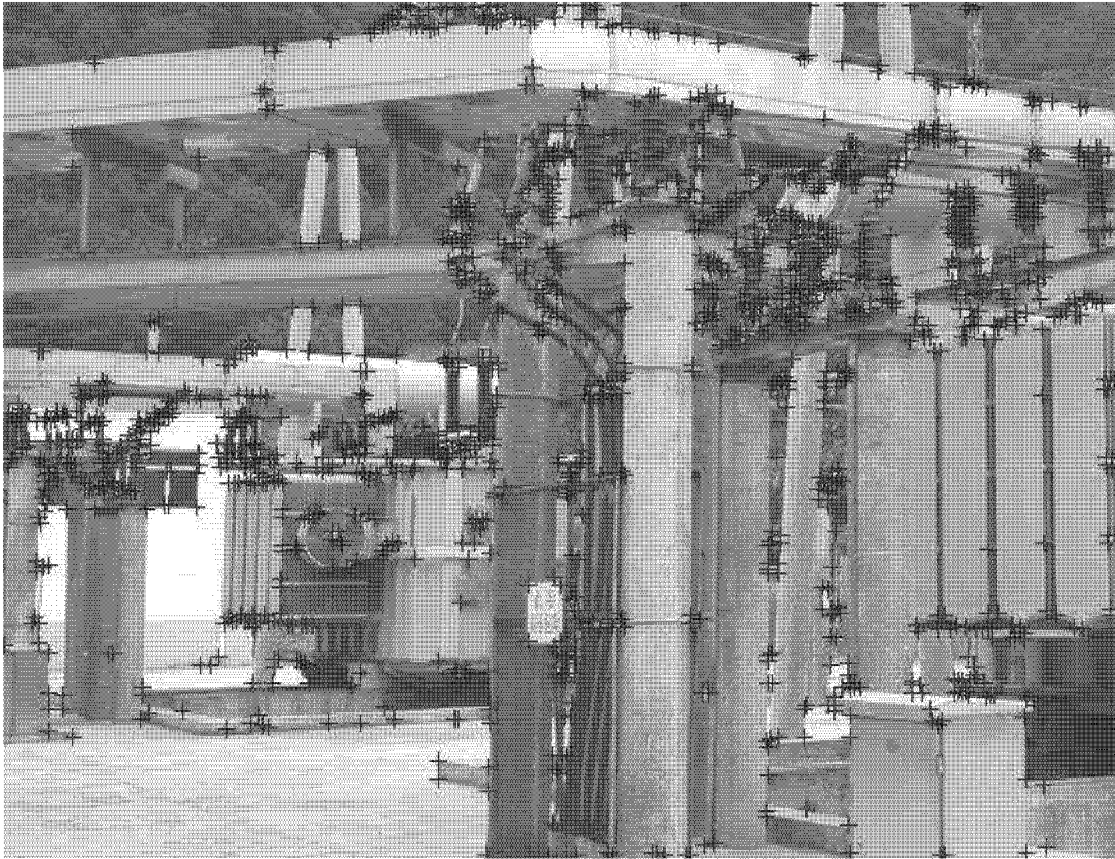


图 8-b

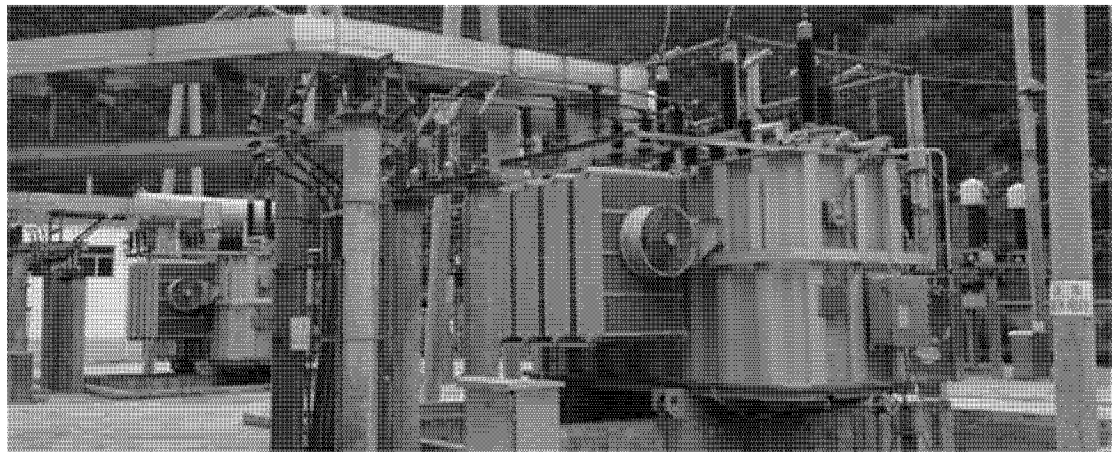


图 9