



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108765402 B

(45) 授权公告日 2021.09.14

(21) 申请号 201810535590.6

G06T 7/136 (2017.01)

(22) 申请日 2018.05.30

G06T 5/00 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108765402 A

(43) 申请公布日 2018.11.06

(73) 专利权人 武汉理工大学

地址 430070 湖北省武汉市洪山区珞狮路
122号

(56) 对比文件

CN 101866427 A, 2010.10.20

CN 108090494 A, 2018.05.29

CN 101286195 A, 2008.10.15

US 2017004376 A1, 2017.01.05

审查员 张驰

(72) 发明人 撒继铭 张佳慧 蔡硕

(74) 专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 42222

代理人 郑勤振

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

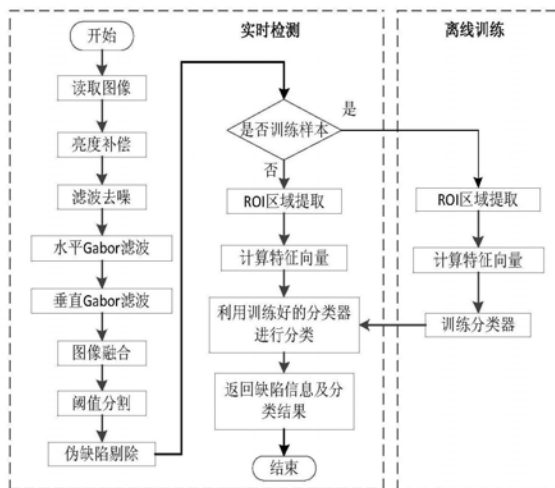
权利要求书1页 说明书4页 附图3页

(54) 发明名称

无纺布缺陷检测与分类方法

(57) 摘要

本发明公开了无纺布缺陷检测与分类方法,解决无纺布破洞、油污、异物以及划痕四种缺陷的自动检测与分类问题。首先对无纺布缺陷图像进行检测,利用优化Gabor滤波器组对其进行滤波,将滤波结果进行融合,并利用自适应阈值分割法对其进行二值化,利用伪缺陷剔除算法排除噪声干扰,从而准确定位出缺陷在图像中的位置;接着根据缺陷的位置,分割出图像中的感兴趣区域,基于感兴趣区域提取由形状特征、一阶矩特征以及二阶矩特征构成的复合特征向量;再利用复合特征向量组以及一对一的设计策略训练SVM分类器;最后用训练好的分类器组对无纺布缺陷特征实现准确分类。本发明具有对缺陷定位准确和分类准确率高的优点,用于无纺布生产厂家布匹缺陷的检测与分类。



1. 一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

获取无纺布图像;

对无纺布图像进行亮度补偿和滤波去噪预处理,以消除光照不均对图像造成的影响和滤除图像采集过程中出现的噪声;

采用优化Gabor滤波器组对预处理后的图像进行滤波操作,并将滤波后的图像进行融合,使缺陷信息集中到融合结果中,其中所述Gabor滤波器组优化方法包括以下步骤:根据二维Gabor函数设计总共5尺度8方向上的40个Gabor滤波器;将8个方向分为4组正交方向,根据图像一维熵的计算方法,计算每组正交方向滤波结果图像的一维熵的和,将和最小值所对应的正交方向组作为Gabor滤波器组的最优方向选择;针对最优方向上每个尺度的滤波结果图像计算其损失评价函数值,计算每组正交方向上损失评价函数值的和,将和最大值所对应的尺度作为Gabor滤波器组的最优尺度选择;将Gabor滤波器的方向参数设置为最优方向,尺度参数设置为最优尺度,并只取其实部滤波器;

利用局部均值自适应阈值分割法对融合结果图进行二值化,使缺陷区域与正常区域分离开来;

采用伪缺陷剔除算法对二值化结果图中的孤立亮噪声点进行去除,使二值化图像中只保留正确的缺陷区域,准确实现缺陷的检测定位;

根据缺陷在图像中的位置分割感兴趣区域,基于感兴趣区域提取缺陷特征;

根据缺陷特征向量组训练SVM分类器并进行参数优化;

用训练好的分类器对缺陷进行分类识别。

2. 根据权利要求1所述的一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,将两个正交方向上的滤波结果图进行加权融合,使缺陷的信息集中到融合结果图中。

3. 根据权利要求1所述的一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,所述缺陷特征包括形状特征向量、一阶矩特征向量及二阶矩特征向量,将形状特征向量、一阶矩特征向量以及二阶矩特征向量合并成一个复合特征向量,作为代表缺陷类别的特征。

4. 根据权利要求3所述的一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,所述形状特征向量包括参数:面积、周长、方向角、圆形度、扁平度以及占空比。

5. 根据权利要求3所述的一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,所述一阶矩特征向量包括参数:灰度平均值、方差、倾斜度、峭度以及一维熵。

6. 根据权利要求3所述的一种无纺布缺陷检测与分类方法,其特征在于,所述二阶矩特征向量包括参数:最优正交方向组上能量、二维熵、对比度、逆差矩以及自相关。

无纺布缺陷检测与分类方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像识别领域,具体涉及无纺布缺陷检测与分类方法,可用于对无纺布质量检测环节中采集到的缺陷图像进行识别。

背景技术

[0002] 无纺布缺陷检测作为一种有效的质量保证手段目前主要通过人工来实现,工作量大且检测效率不高。故采用自动化的机器视觉检测是一种合理的选择,其能够保证较高的检测速度和检测率。针对无纺布缺陷的检测定位问题,目前主要有基于Gabor滤波的方法。华中科技大学刘海平等采用多方向多尺度的Gabor滤波器实现无纺布缺陷的检测定位,检测的准确率较高,但是实时性较差。华中科技大学张渤等人采用单方向单尺度的Gabor滤波器实现无纺布缺陷的检测定位,算法的实时性较好,但是缺陷信息损失较大,检测的准确率较差。针对无纺布缺陷的分类问题,目前主要有基于人工神经网络的方法。华中科技大学张渤等人采用三层BP神经网络进行无纺布缺陷的自动分类,分类的准确率可达到87.05%,但是神经网络算法对于训练样本的数量要求较多,在实现时较困难。

发明内容

[0003] 本公开一方面的目的在于提供一种无纺布缺陷检测与分类方法,以对无纺布缺陷图像中缺陷区域进行快速定位并对缺陷类型进行准确分类,实现无纺布质量检测的自动化。具体包括以下步骤:获取无纺布图像;对无纺布图像进行亮度补偿和滤波去噪预处理,以消除光照不均对图像造成的影响和滤除图像采集过程中出现的噪声;采用优化Gabor滤波器组对预处理后的图像进行滤波操作,并将滤波后的图像进行融合,使缺陷信息集中到融合结果中;采用局部均值自适应阈值分割法对融合结果图进行二值化,使缺陷区域与正常区域分离开来;采用伪缺陷剔除算法对二值化结果图中的孤立亮噪声点进行去除,使二值化图像中只保留正确的缺陷区域,准确实现缺陷的检测定位;根据缺陷在图像中的位置分割感兴趣区域,基于感兴趣区域提取缺陷特征;根据缺陷特征向量组训练SVM分类器并进行参数优化;用训练好的分类器对缺陷进行分类识别。

[0004] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,所述Gabor滤波器组优化方法包括以下步骤:根据二维Gabor函数设计总共5尺度8方向上的40个Gabor滤波器;将8个方向分为4组正交方向,根据图像一维熵的计算方法,计算每组正交方向滤波结果图像的一维熵的和,将和最小值所对应的正交方向组作为Gabor滤波器组的最优方向选择;针对最优方向上每个尺度的滤波结果图像计算其损失评价函数值,计算每组正交方向上损失评价函数值的和,将和最大值所对应的尺度作为Gabor滤波器组的最优尺度选择;将Gabor滤波器的方向参数设置为最优方向,尺度参数设置为最优尺度,并只取其实部滤波器,完成优化Gabor滤波器组的设计,并使用优化Gabor滤波器组对无纺布图像进行滤波。

[0005] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,将两个正交方向上的滤波结果图进行加权融合,使缺陷的信息集中到融合结果图中。

[0006] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,所述缺陷特征包括形状特征向量、一阶矩特征向量及二阶矩特征向量,将形状特征向量、一阶矩特征向量以及二阶矩特征向量合并成一个复合特征向量,作为代表缺陷类别的特征。

[0007] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,所述形状特征向量包括参数:面积、周长、方向角、圆形度、扁平度以及占空比。

[0008] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,所述一阶矩特征向量包括参数:灰度平均值、方差、倾斜度、峭度以及一维熵。

[0009] 在上述的无纺布缺陷检测与分类方法,所述二阶矩特征向量包括参数:最优正交方向组上能量、二维熵、对比度、逆差矩以及自相关。

[0010] 本发明一方面的有益效果是:

[0011] 1、本发明结合无纺布纹理特征与相关图像评价标准,从5尺度8方向上的40个Gabor滤波器中挑选了1尺度2方向上的2个Gabor滤波器组成优化Gabor滤波器组,优化Gabor滤波器组在保证缺陷检测准确性的前提下极大减少了算法的运行时间,使算法更具实用性。

[0012] 2、本发明采用支持向量机进行分类,并进行了分类器的参数优化,在训练样本较少的情况下也可以获得较高的分类准确率。

附图说明

[0013] 图1是根据本发明的一个实施方式的无纺布缺陷检测与分类方法的流程图。

[0014] 图2是本发明采集的4类常见无纺布缺陷样本;图中,(a)是破洞样本,(b)是异物样本,(c)是油污样本,(d)是划痕样本。

[0015] 图3是本发明对4类常见无纺布缺陷样本测试集的缺陷定位的仿真结果图;图中,(a)是破洞缺陷定位结果,(b)是异物缺陷定位结果,(c)是油污缺陷定位结果,(d)是划痕缺陷定位结果。

[0016] 图4是根据本发明的一个实施方式的分类器参数寻优的流程图。

具体实施方式

[0017] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0018] 为了对无纺布缺陷图像中缺陷区域进行快速定位并对缺陷类型进行准确分类,本发明提出无纺布缺陷自动检测与分类方法,实现无纺布质量检测的自动化。

[0019] 步骤1,从无纺布检测生产线上获取无纺布灰度图像,图像可采用普通工业相机获取。其中的缺陷图片进行挑选,共搜集破洞、油污、异物以及划痕4种缺陷,如图2,每一类缺陷可包括50张图片,所有图片均可作为8位灰度图,大小可为1280×960。每一类可采用随机选取的80%的图片作为训练样本,并可把所有的图片作为测试样本。

[0020] 步骤2,对无纺布灰度图像进行亮度补偿和滤波去噪,以消除光照不均对图像造成的影响和有效滤除图像采集过程中出现的噪声。可采用分块均值法对无纺布图像进行亮度补偿,可采用3×3大小的中值滤波器对无纺布图像进行滤波去噪。

[0021] 步骤3,采用优化Gabor滤波器组对预处理后的无纺布图像进行滤波,Gabor滤波器组优化过程可参见步骤3a~3c。

[0022] 步骤3a,按照公式(1)生成5尺度8方向上的40个Gabor滤波器;

$$[0023] \quad G(x, y; \omega, \theta, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \exp(i\omega x) \quad (1);$$

[0024] Gabor滤波可分为实部滤波和虚部滤波两部分,可参见公式(2)、(3):

$$[0025] \quad G_R = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cos(\omega x) \quad (2);$$

$$[0026] \quad G_I = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \sin(\omega x) \quad (3);$$

[0027] 其中Gabor滤波器的实部具有高斯平滑作用,虚部具有边缘检测作用,针对无纺布图像的缺陷检测主要用到其实部滤波的作用,因此只取Gabor滤波器的实部对图像进行滤波。

[0028] 步骤3b,将8个方向分为4组正交方向,即 0° 和 90° , 22.5° 和 112.5° , 45° 和 135° , 77.5° 和 157.5° ,对每个方向上的滤波结果图计算其图像一维熵:

$$[0029] \quad H = -\sum_{i=1}^L P_{(i)} \log_2 P_{(i)} \quad (4);$$

[0030] 将每组正交方向上的滤波结果图像的一维熵的值相加,取和最小的那组正交方向作为Gabor滤波器组的最优方向组选择。

[0031] 步骤3c,将Gabor滤波器组的方向设置为最优方向组,取每方向上的5个尺度对应的Gabor滤波器对图像进行滤波,计算每个滤波结果图像的损失评价函数值:

$$[0032] \quad Q = \frac{D_{\max} - D_{\min}}{D_{\max} + D_{\min}} = -1 + \frac{2}{1 + \frac{D_{\min}}{D_{\max}}} \quad (5);$$

[0033] 将每组正交方向上的滤波结果图像的损失评价函数值相加,取和最大的尺度作为Gabor滤波器组的最优尺度选择。最终得到的优化Gabor滤波器组为 G_{Ra} 和 G_{Rb} ,对应的滤波结果为 I_a 和 I_b 。

[0034] 步骤4,将 I_a 和 I_b 进行图像融合,使缺陷信息集中到融合结果中,具体可采用加权融合算法实现图像融合,其融合过程可表示为:

$$[0035] \quad R_m = \alpha I_a + \beta I_b, \alpha + \beta = 1 \quad (6);$$

[0036] 式(6)中, R_m 是融合结果图,由于 I_a 和 I_b 的滤波方向是正交的,因此 $\alpha = \beta = 0.5$ 。

[0037] 步骤5,对融合结果图 R_m 进行自适应阈值分割,以二值化的形式将缺陷区域与正常区域区分开来。

[0038] 可采用局部均值自适应法确定每个像素点分割的阈值,

$$[0039] \quad T(i, j) = W_k * R_m(i, j) - C \quad (7);$$

[0040] 二值化过程可表示为:

$$[0041] \quad R_t(i, j) = \begin{cases} 255, R_m(i, j) < T(i, j) \\ 0, R_m(i, j) \geq T(i, j) \end{cases} \quad (8);$$

[0042] 由此获得了一个显示缺陷位置的二值化图像 R_t 。

[0043] 步骤6,对二值化图像 R_t 进行伪缺陷剔除操作,防止二值化图像中一些孤立的亮噪

声点对缺陷的定位造成影响。

[0044] 可采用基于连通域的方法来剔除伪缺陷。第一步,将 R_t 中的亮像素点标记为 $label_1$,暗像素点标记为 $label_2$;第二步,对图像 R_t 进行遍历,当像素点 (x, y) 的标记为 $label_1$ 时,将该像素点作为连通域 C_i 的种子像素点, $i=1, 2, \dots, n$;第三步,对 (x, y) 的8邻域像素进行扫描,将其中标记为 $label_1$ 的像素点依次加入 C_i 中,并将此时 C_i 中所有像素点的标记改为 $label_3$;第四步,以 C_i 中的下一个像素点作为种子像素点,循环执行第三步,当 C_i 中没有新的像素点加入时,完成连通区域 C_i 的寻找,记录其区域大小 S_i , $i=1, 2, \dots, n$;第五步,循环执行第二步,当完成整幅图像 R_t 的遍历后,便可得到 R_t 中所有的连通域 C_1, C_2, \dots, C_n ,其对应的面积大小分别为 S_1, S_2, \dots, S_n ;第六步,设定剔除阈值为 T_a ,将面积小于 T_a 的连通域的像素点变为暗像素,完成伪缺陷的剔除。完成伪缺陷剔除操作后的二值化图像如图3所示,其中白色区域为缺陷区域,黑色区域为正常区域。

[0045] 步骤7,定位出缺陷在图像中的准确位置后,便可以感兴趣区域分割,针对感兴趣区域提取缺陷特征,以提高分类的速度和准确率,例如针对感兴趣区域可提取形状特征向量、一阶矩特征向量及二阶矩特征向量,将形状特征向量、一阶矩特征向量以及二阶矩特征向量合并成一个复合特征向量,作为代表缺陷类别的特征。形状特征向量包括面积、周长、方向角、圆形度、扁平度以及占空比这6个参数。一阶矩特征向量包括灰度平均值、方差、倾斜度、峭度以及一维熵这5个参数。二阶矩特征向量包括最优正交方向组上能量、二维熵、对比度、逆差矩以及自相关这5个参数。

[0046] 步骤8,利用复合特征向量组训练SVM分类器并进行参数优化,可采用一对一的设计策略来训练6个分类器,分类器的个数可由下式(9)得到:

$$[0047] \quad n = k(k-1)/2 \quad (9);$$

[0048] 式(9)中, n 是分类器的数量, k 是缺陷类别的数量。支持向量机的核函数选择径向基核函数,径向基核函数中参数 C 和 g 的值对分类的准确率有较大影响,本发明采用网格搜索法以及K折交叉验证法对参数 C 和 g 的值进行最优化。

[0049] 步骤9,用训练好的SVM分类器组对缺陷特征向量进行分类,将缺陷特征向量依次输入到训练好的SVM分类器中,每个分类器都会给出一个分类结果,将分类结果中出现次数最多的类别作为分类的最终结果。

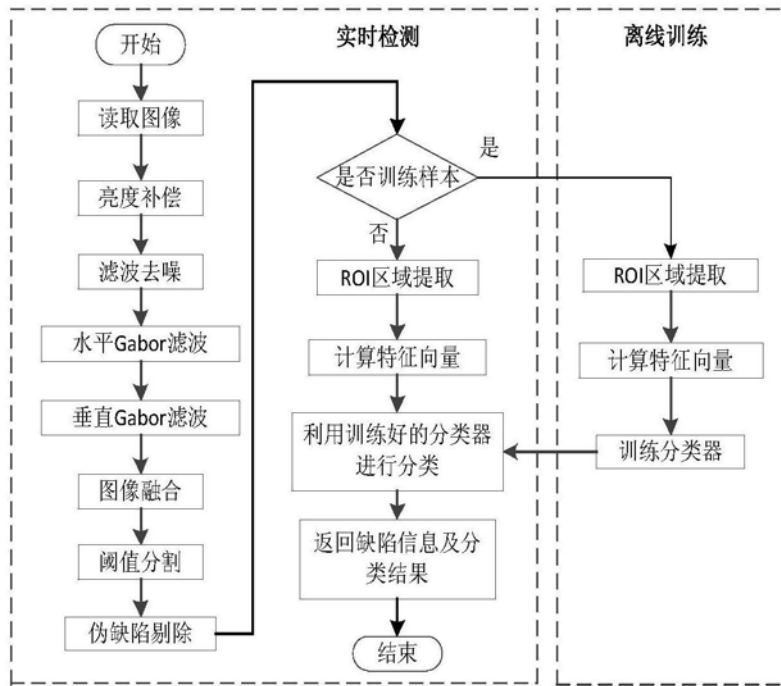


图1

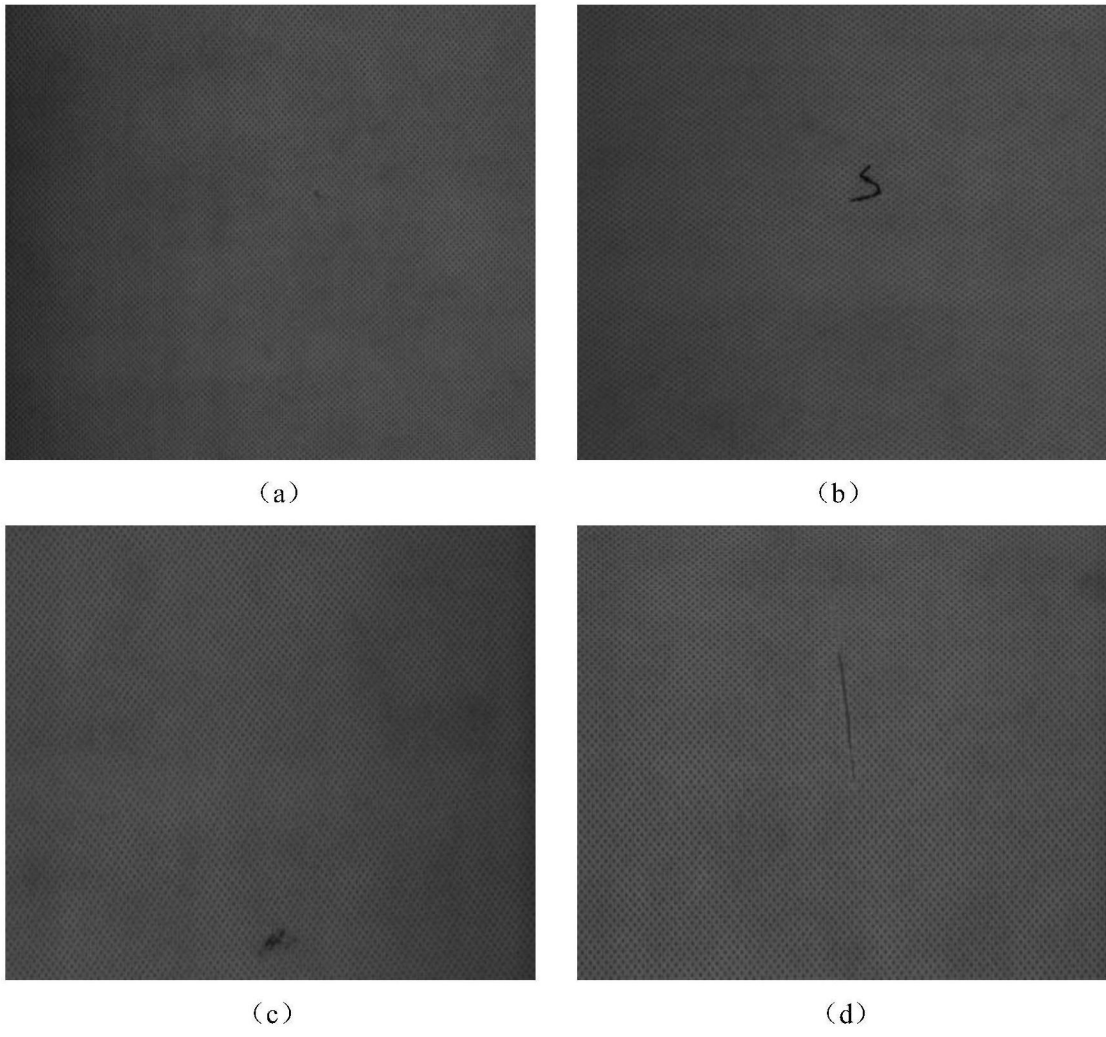


图2

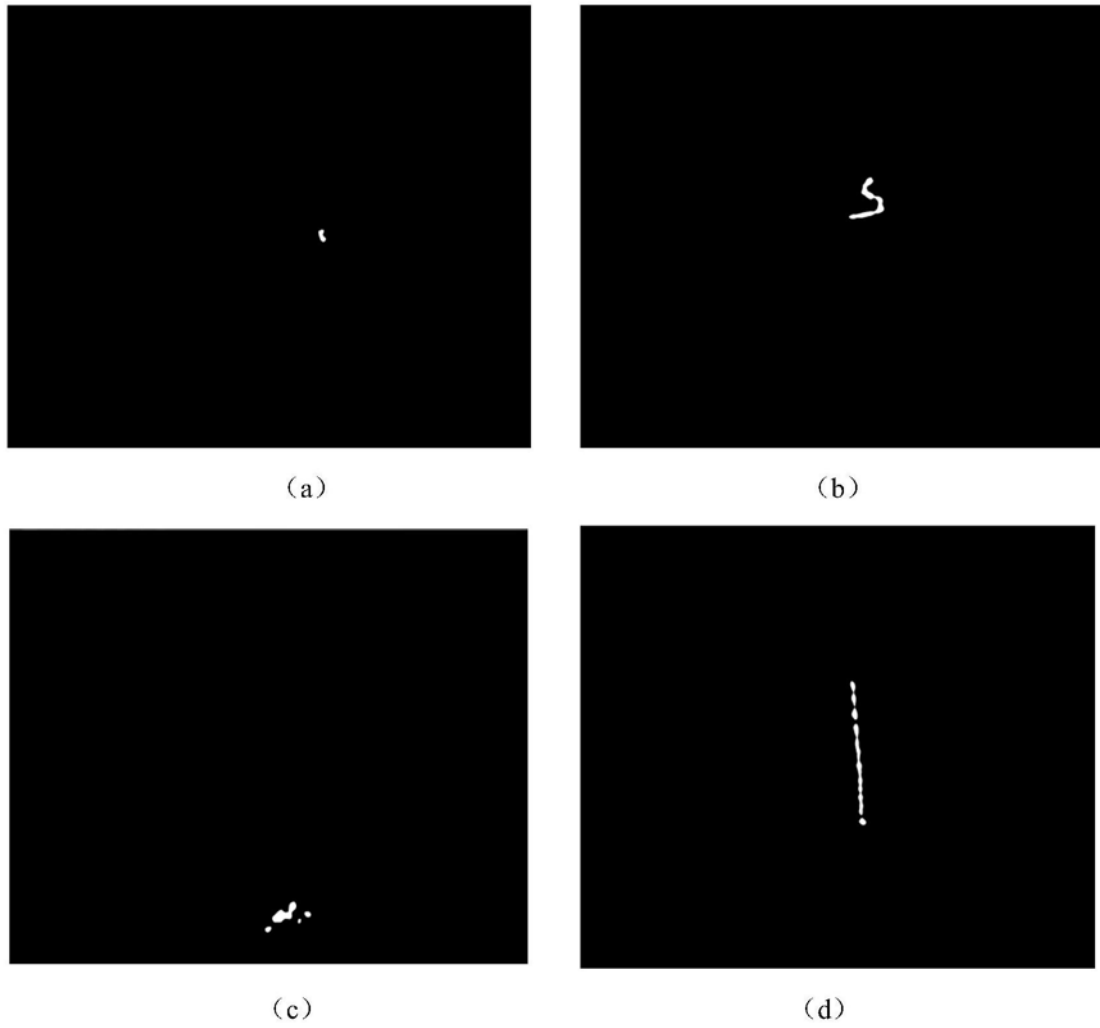


图3

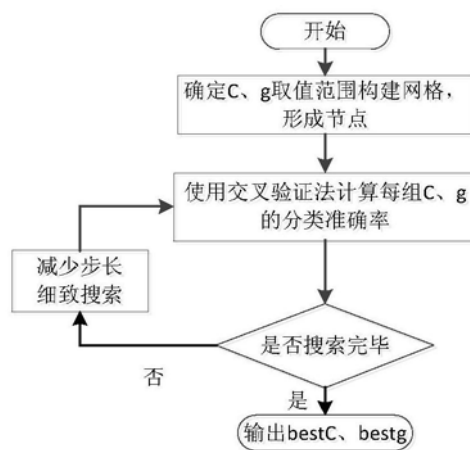


图4