



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109410192 B

(45) 授权公告日 2020.11.03

(21) 申请号 201811217224.2

G06T 7/41 (2017.01)

(22) 申请日 2018.10.18

G06T 7/44 (2017.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109410192 A

(56) 对比文件

CN 1648321 A, 2005.08.03

CN 104199823 A, 2014.12.10

CN 108090494 A, 2018.05.29

CN 102879401 A, 2013.01.16

(43) 申请公布日 2019.03.01

(73) 专利权人 首都师范大学

地址 100000 北京市海淀区西三环北路105号

审查员 胡瑞娟

(72) 发明人 丁辉 尚媛园 邵珠宏 朱浩

付小雁 刘铁

(74) 专利代理机构 北京超凡宏宇专利代理事务

所(特殊普通合伙) 11463

代理人 曹桓

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

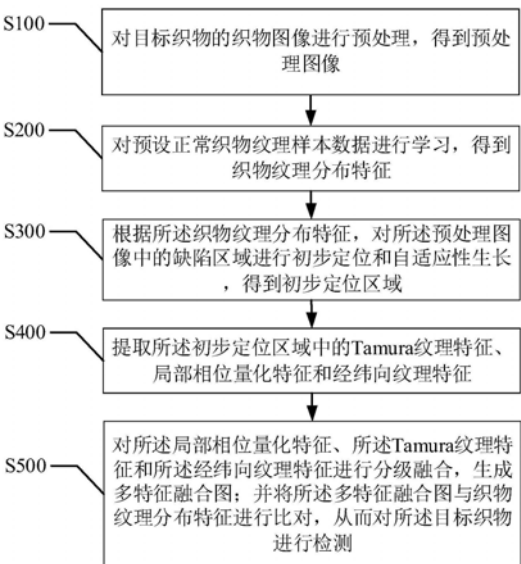
权利要求书2页 说明书11页 附图11页

(54) 发明名称

一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置

(57) 摘要

本发明提供了一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置,其中所述方法包括:对织物图像进行预处理,得到预处理图像;对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;对缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;提取Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征并进行分级融合,生成多特征融合图,将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。本发明采用了多特征分级融合的织物缺陷检测算法,融合了不同纹理对织物缺陷的表达优势,降低了缺陷检测过程中漏检和误检情况发生,提高了织物缺陷检测的通用性和效率。



1. 一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,包括:
对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;
对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;
根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;
提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;
对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测;
所述“根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域”包括:
根据所述织物纹理分布特征,利用Tamura粗糙度属性,计算得到图像粗糙度;
对所述图像粗糙度设定阈值,对粗糙度进行增强,得到织物增强图;
设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域。
2. 如权利要求1所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,所述“设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域”包括:
设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置;
对所述位置对应的16像素 $\times$ 16像素的区域分为四块,根据最近邻原则进行扩充;
将所扩充后的缺陷区域映射到所述目标织物的所述织物图像中,即得到初步定位区域。
3. 如权利要求1所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,所述“提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征”,包括:
计算所述预处理图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值;
根据所述平均强度值,分别计算每个像素点在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差;
根据所述平均强度差定义每个像素的邻域尺寸,并计算所述预处理图像中的邻域尺寸的平均值,即得到所述Tamura纹理特征。
4. 如权利要求1所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,所述“提取所述初步定位区域中的局部相位量化特征”,包括:
基于离散的短时傅里叶变换,计算所述初步定位区域中每一个像素点的邻域的相位,对所述邻域中的局部图像做二维离散傅里叶变换,对每一个像素的位置,通过向量表示,即得到所述局部相位量化特征。
5. 如权利要求1所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,所述“提取所述初步定位区域中的经纬向纹理特征”,包括:
通过将所述初步定位区域沿经向纬向进行投影,对织物经纬向纹理特征进行表达,通过织物缺陷所呈现的经纬取向性,计算得到所述经纬向纹理特征。
6. 如权利要求1所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,其特征在于,所述“对所述

局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测”包括:

将织物缺陷初步定位的所述初步定位区域,映射到所述目标织物的所述织物图像中;

分别对映射后的所述织物图像中的所述局部相位量化特征的纹理图和所述Tamura纹理特征的纹理图进行纹理块的分块,并分别提取所述纹理块的直方图特征,得到所述局部相位量化特征的纹理块对应的直方图特征和所述Tamura纹理特征的纹理块对应的直方图特征;

对两种不同的纹理块的直方图特征进行归一化,并进行加权融合,得到特征相似度融合图;

对所述特征相似度融合图和所述经纬向纹理特征的纹理图进行加权融合,得到多特征融合图;

将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

7.一种多纹理分级融合的织物缺陷检测装置,其特征在于,包括:处理模块、学习模块、定位模块、提取模块和融合模块;

所述处理模块,用于对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;

所述学习模块,用于对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;

所述定位模块,用于根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;

所述提取模块,用于提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;

所述融合模块,用于对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测;

所述“根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域”包括:

根据所述织物纹理分布特征,利用Tamura粗糙度属性,计算得到图像粗糙度;

对所述图像粗糙度设定阈值,对粗糙度进行增强,得到织物增强图;

设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域。

8.一种用户终端,其特征在于,包括存储器以及处理器,所述存储器用于存储多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述处理器运行所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序以使所述用户终端执行如权利要求1-6中任一项所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

9.一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质上存储有多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序被处理器执行时实现如权利要求1-6中任一项所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置

技术领域

[0001] 本发明涉及织物缺陷图像识别技术领域,更具体地说,涉及一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置。

背景技术

[0002] 织物缺陷对纺织品质量和价格产生直接影响,据统计,织物的缺陷致使织物产品价格降低45%~65%。生产过程中,织物的缺陷检测仍然大量采用传统的人工检测方法,存在效率低、结果一致性差、漏检和误检等缺点,不利于大规模工业化生产。随着计算机技术的发展,利用图像处理技术进行智能化、自动化检测成为织物缺陷检测的研究热点。

[0003] 在织物缺陷检测过程中,常用的检测方法有:利用傅里叶的功能谱特性、Gabor空域特性提取特征等频谱法对织物缺陷检测;利用区域的几何形状、纹理的自相关性等数理统计法对织物缺陷进行检测;利用不同像素间的线性相关特性等模型法对织物缺陷检测。

[0004] 针对某一类具体织物缺陷检测时,现有的织物缺陷检测方法可以实现一定的检测效果,但是面对织物纹理差异性、缺陷形态复杂多样性等情况,经常出现漏检或错检的情况,如何提高对不同织物缺陷检测的通用性仍然具有挑战。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置以解决现有技术的不足。

[0006] 为解决上述问题,本发明提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,包括:对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

[0007] 优选地,所述“根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域”包括:根据所述织物纹理分布特征,利用Tamura粗糙度属性,计算得到图像粗糙度;对所述图像粗糙度设定阈值,对粗糙度进行增强,得到织物增强图;设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域。

[0008] 优选地,所述“设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域”包括:设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置;对所述位置对应的16像素×16像素的区域分为四块,根据最近邻原则进行扩充;将所扩充后的缺陷区域映射到所述目标织物的所述织物图像

中,即得到初步定位区域。

[0009] 优选地,所述“提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征”,包括:计算所述预处理图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值;根据所述平均强度值,分别计算每个像素点在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差;根据所述平均强度差定义每个像素的邻域尺寸,并计算所述预处理图像中的邻域尺寸的平均值,即得到所述Tamura纹理特征。

[0010] 优选地,所述“提取所述初步定位区域中的局部相位量化特征”,包括:基于离散的短时傅里叶变换,计算所述初步定位区域中每一个像素点的邻域的相位,对所述邻域中的局部图像做二维离散傅里叶变换,对每一个像素的位置,通过向量表示,即得到所述局部相位量化特征。

[0011] 优选地,所述“提取所述初步定位区域中的经纬向纹理特征”,包括:通过将所述初步定位区域沿经向纬向进行投影,对织物经纬向纹理特征进行表达,通过织物缺陷所呈现的经纬取向性,计算得到所述经纬向纹理特征。

[0012] 优选地,所述“对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测”包括:将织物缺陷初步定位的所述初步定位区域,映射到所述目标织物的所述织物图像中;分别对映射后的所述织物图像中的所述局部相位量化特征的纹理图和所述Tamura纹理特征的纹理图进行纹理块的分块,并分别提取所述纹理块的直方图特征,得到所述局部相位量化特征的纹理块对应的直方图特征和所述Tamura纹理特征的纹理块对应的直方图特征;对两种不同的纹理块的直方图特征进行归一化,并进行加权融合,得到特征相似度融合图;对所述特征相似度融合图和所述经纬向纹理特征的纹理图进行加权融合,得到多特征融合图;将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

[0013] 此外,为解决上述问题,本发明还提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测装置,包括:处理模块、学习模块、定位模块、提取模块和融合模块;所述处理模块,用于对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;所述学习模块,用于对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;所述定位模块,用于根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;所述提取模块,用于提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;所述融合模块,用于对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

[0014] 此外,为解决上述问题,本发明还提供一种用户终端,包括存储器以及处理器,所述存储器用于存储多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述处理器运行所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序以使所述用户终端执行如上述所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

[0015] 此外,为解决上述问题,本发明还提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序被处理器执行时实现如上述所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

[0016] 本发明提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置。其中,本发明所提供的方法首先进行预处理,对图像初步确定其缺陷区域,进而提取图像块的LPQ特征、Tamura特征和经纬向纹理特征,并对缺陷区域Tamura纹理特征、LPQ纹理特征和经纬向纹理特征进行分级融合,从而检测织物中缺陷存在的区域,使不同织物纹理特征得到有效表达,提高织物缺陷检测的准确度。总之,本发明采用了多特征分级融合的织物缺陷检测算法,融合了不同纹理对织物缺陷的表达优势,降低了缺陷检测过程中漏检和误检情况发生,提高了织物缺陷检测的通用性和效率。

附图说明

[0017] 图1为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法实施例方案涉及的硬件运行环境的结构示意图;

[0018] 图2为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法第一实施例的流程示意图;

[0019] 图3为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法第二实施例的流程示意图;

[0020] 图4为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法第二实施例的步骤S330的细化流程示意图;

[0021] 图5为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法第三实施例的流程示意图;

[0022] 图6为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法第四实施例的流程示意图;

[0023] 图7为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测装置的功能模块示意图;

[0024] 图8为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的不同纹理、周期分布织物图像;

[0025] 图9为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的织物缺陷区域初步定位和自适应生长结构图;

[0026] 图10为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的不同窗口大小的粗糙度图中的原织物 $T_{\max}=3$ 、 $T_{\max}=5$ 、 $T_{\max}=7$ 的对比织物图;

[0027] 图11为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的缺陷识别结构图;

[0028] 图12为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的一种织物的缺陷初步定位和自适应生长结果图;

[0029] 图13为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的另一种织物的缺陷初步定位和自适应生长结果图;

[0030] 图14为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的LBP、LPQ、Tamura、经纬向纹理特征的对比实验结果图;

[0031] 图15为本发明多纹理分级融合的织物缺陷检测方法的利用LBP、Tamura和经纬向(LTJ)多特征分级融合方法对织物缺陷检测和本发明的对比实验对比图。

[0032] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0033] 下面详细描述本发明的实施例,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。

[0034] 此外,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性

或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本发明的描述中,“多个”的含义是两个或两个以上,除非另有明确具体的限定。

[0035] 在本发明中,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”、“固定”等术语应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或成一体;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通或两个元件的相互作用关系。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0036] 应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0037] 如图1所示,图1是本发明实施例方案涉及的终端的硬件运行环境的结构示意图。

[0038] 本发明实施例终端可以是PC,也可以是智能手机、平板电脑、或者具有一定计算能力并且包含有图像采集设备的电子书阅读器、MP3播放器、MP4播放器、便携计算机等可移动式终端设备。如图1所示,该终端可以包括:处理器1001,例如CPU,网络接口1004,用户接口1003,存储器1005,通信总线1002。其中,通信总线1002用于实现这些组件之间的连接通信。用户接口1003可以包括显示屏、输入单元比如键盘、遥控器,可选用户接口1003还可以包括标准的有线接口、无线接口。网络接口1004可选的可以包括标准的有线接口、无线接口(如WI-FI接口)。存储器1005可以是高速RAM存储器,也可以是稳定的存储器,例如磁盘存储器。存储器1005可选的还可以是独立于前述处理器1001的存储装置。此外,终端还包括图像采集设备1006,具体可以为摄像头,相机等。所述图像采集设备1006通过通信总线1002与所述处理器1001连接。此外,终端还包括重力传感器1007。所述重力传感器通过通信总线1002与所述处理器1001连接。可选地,终端还可以包括RF(Radio Frequency,射频)电路、音频电路、WiFi模块等等。此外,移动终端还可配置陀螺仪、气压计、湿度计、温度计、红外线传感器等其他传感器,在此不再赘述。

[0039] 本领域技术人员可以理解,图1中示出的终端并不构成对终端的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。如图1所示,作为一种计算机可读存储介质的存储器1005中可以包括操作系统、数据接口控制程序、网络连接程序以及多纹理分级融合的织物缺陷检测程序。

[0040] 本发明提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法及其装置。其中,所述方法采用了多特征分级融合的织物缺陷检测算法,融合了不同纹理对织物缺陷的表达优势,降低了缺陷检测过程中漏检和误检情况发生,提高了织物缺陷检测的通用性和效率。

[0041] 实施例1:

[0042] 参照图2,本发明第一实施例提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,包括:步骤S100,对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;

[0043] 上述,织物图像为本实施例中对待识别的目标织物进行图像采集所得到的图像。

[0044] 上述,对于织物图像的预处理,为对于织物图像的优化,通过对于织物图像的优化,进一步提高织物图像的识别准确率。例如,可以为对于图像的对比度、亮度、灰度化处理等。

[0045] 步骤S200,对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;

[0046] 上述,是对无缺陷织物布料进行特征提取,从而得到织物纹理分布特征图,正常的

织物样本图像可以通过人工交互获取,相当于在设备的初始设置阶段完成,这个特征用于后面S500中进行特征对比,在符合阈值范围内的被判定为正确区域,超出检测阈值的标记为缺陷区域。

[0047] 在工业检测中,大部分属于正常织物区域,但是由于各种生产情况包括机器的运行情况,会出现缺陷(瑕疵)区域,根据具体的情况,采取局部处理或整体抛弃。目前,所有织物在出厂时,通常采用抽样检查方法,即使这样,人工投入也很大,在长时间工作时候会产生疲惫感,也会出现漏检等现象。

[0048] 步骤S300,根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;

[0049] 上述,自适应生长,即为区域生长算法,是指将成组的像素或区域发展成更大区域的过程。从种子点的集合开始,从这些点的区域增长是通过将与每个种子点有相似属性像强度、灰度级、纹理颜色等的相邻像素合并到此区域。

[0050] 本实施例中,对缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,将初步定位的区域映射到原始织物图像中,得到初步定位区域。

[0051] 步骤S400,提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;

[0052] 上述,需要说明的是,织物的纹理特征在织物的缺陷检测过程中具有重要意义,基于人类对纹理的视觉感知的心里学研究,Tamura等人提出了纹理特征表达,对应于心理学角度上纹理特征的六个属性,其分别是粗糙度(coarseness)、对比度(contrast)、方向度(directionality)、线性度(line-likeness)、规整度(regularity)和粗略度(roughness)。Tamura纹理特征要比灰度共生矩阵得到的纹理特征更直观,在视觉效果上更有优势。

[0053] 上述,需要说明的是,局部相位量化(Local Phase Quantization)是由Ville Ojansivu等提出的一个具有模糊不变性的纹理特征描述算子,称为LPQ算子。局部相位量化(LPQ)特征是基于离散的短时傅里叶变换,计算图像上每一个像素点的邻域的相位,对邻域中的局部图像做二维离散傅里叶变换得到的。

[0054] 上述,需要说明的是,织物纹理信息主要是集中在经纱和纬纱两个方向,其所产生的多数缺陷也呈现较强的经纬取向性。通过将局部织物图像沿经向(水平)和纬向(垂直)进行投影,对织物经纬向纹理特征进行表达。

[0055] 步骤S500,对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行对比,从而对所述目标织物进行检测。

[0056] 上述,通过S200中,对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;即求取正常纹理区域的多特征融合图;学习即为取多个正常区域,然后求均值,从而减少误差。

[0057] 为了实现对不同织物纹理特征有效融合,本实施例中设计了一种特征融合方法:分别对织物图像LPQ和Tamura纹理图进行分块,提取块的直方图特征,对两种不同纹理块的直方图特征进行归一化处理,对归一化后的特征进行加权融合,获取特征相似度融合图;由于不同特征对缺陷响应程度不同,本实施例对特征相似度融合图和经纬向特征图进行加权融合,以保证缺陷区域在融合后被削弱,提高检测精度。

[0058] 织物图像纹理最大的特点就是重复的纹理结构成周期性排列,如图8所示,四种不同织物纹理图像。由于织物在生产过程中织物表面所产生的结头、毛絮及灰尘等容易产生成像噪声,在一定程度上模糊了织物纹理的特征。因此,单一的纹理特征不能很好的对织物纹理特征进行有效表达,也不适应对不同织物纹理情况进行检测。因此,采用多特征分级融合的方法,能够保留LPQ纹理、Tamura纹理和经纬向纹理特征的检测优势,具有更好的检测能力。

[0059] 本实施例所提供的方法首先进行预处理,对图像初步确定其缺陷区域,进而提取图像块的LPQ特征、Tamura特征和经纬向纹理特征,并对缺陷区域Tamura纹理特征、LPQ纹理特征和经纬向纹理特征进行分级融合,从而检测织物中缺陷存在的区域,使不同织物纹理特征得到有效表达,提高织物缺陷检测的准确度。总之,本实施例采用了多特征分级融合的织物缺陷检测算法,融合了不同纹理对织物缺陷的表达优势,降低了缺陷检测过程中漏检和误检情况发生,提高了织物缺陷检测的通用性和效率。

[0060] 此外,经TILDA织物纹理库数据的实验测试结果表明,缺陷区域的初步定位和自适应生长,降低了缺陷检测过程的冗余度,提高了检测效率,避免了织物缺陷检测过程中的误检和漏检情况。

[0061] 实施例2:

[0062] 参照图3-4,本发明第二实施例提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,基于上述图2所示的第一实施例,所述步骤S300“根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域”包括:步骤S310,根据所述织物纹理分布特征,利用Tamura粗糙度属性,计算得到图像粗糙度;步骤S320,对所述图像粗糙度设定阈值,对粗糙度进行增强,得到织物增强图;步骤S330,设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域。

[0063] 在织物缺陷检测过程中,针对不同的织物纹理图像,通常利用Tamura、LPQ等单一的纹理特征。多纹理特征融合的方法,全局检测织物图像时耗时较高,不利于实际的生产应用。因此,本实施例提出了缺陷区域初步定位方法,通过降低织物图像处理的冗余度,提高多特征融合的检测效率,如图9所示。

[0064] 首先,对输入图像进行预处理;其次,利用Tamura粗糙度属性,计算图像粗糙度图;然后,设定阈值对粗糙度进行增强;最后,设计滑动窗对织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置。

[0065] 在缺陷区域扩充过程中,以缺陷区域占据最多的块为扩充依据,对相邻邻域进行扩充。由于缺陷区域大小不一,本实施例设计了一个自适应的缺陷区域扩充方法,当相邻两次扩充完成时,缺陷主要分布区域无发生变化时,扩充结束。

[0066] 本文提出了缺陷区域初步定位方法,通过降低织物图像处理的冗余度,提高多特征融合的检测效率。首先,对输入图像进行预处理;其次,利用Tamura粗糙度属性,计算图像粗糙度图;然后,设定阈值对粗糙度进行增强;最后,设计滑动窗对织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置。

[0067] 其中,所述步骤S330,“设计滑动窗对所述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置,并通过自适应生长得到初步定位区域”包括:步骤S331,设计滑动窗对所

述织物增强图进行卷积操作,标记最大响应区域所在位置;步骤S332,对所述位置对应的16像素×16像素的区域分为四块,根据最近邻原则进行扩充;步骤S333,将所扩充后的缺陷区域映射到所述目标织物的所述织物图像中,即得到初步定位区域。

[0068] 在缺陷区域扩充过程中,以缺陷区域占据最多的块为扩充依据,对相邻邻域进行扩充。由于缺陷区域大小不一,本实施例设计了一个自适应的缺陷区域扩充方法,当相邻两次扩充完成时,缺陷主要分布区域无发生变化时,扩充结束。

[0069] 利用缺陷区域初步定位方法,提高了检测效率。在实验过程中,滤波器的大小对实验结果产生重要影响,当使用较小的滤波器时,由于噪声等影响,可能会导致缺陷区域初步定位错误,最终不能对织物缺陷进行有效检测;当使用较大的滤波器时,导致缺陷初步定位区域中,正常纹理所占区域远远大于缺陷区域,会产生较大耗时,不利于检测效率的提高。

[0070] 本实施例中,利用Tamura纹理增强图,对缺陷区域进行初步定位,经过实验验证,设计滤波器大小为16像素×16像素,缺陷初步定位区域中,正常区域所占比例较小,检测效果较好。同时,为了尽可能将织物缺陷所存在的区域描绘出,本实施例对缺陷区域进行自适应生长。首先,对16像素×16像素的区域均分为四块,根据最近邻原则进行扩充。最后,将扩充后的缺陷区域映射到原织物图像中,对织物缺陷进行检测。

[0071] 需要理解的是,如果在织物缺陷检测过程中,仅用Tamura纹理技术会将一些因光照等正常的噪声区域也检测为缺陷位置,所以需要进一步确认是否为缺陷区域。经过初始定位步骤,可以初步定位缺陷位置,需要在该位置处向邻域进行扩充,在新的区域中利用融合特征进行缺陷的检测和判定。在本实施例中,通过初始定位过程,只用提取一种特征,这样可以大大减少运算量。在一批织物中,大部分是正确区域,缺陷(瑕疵)是小部分局部区域,而图像的处理算法是逐像素进行,因此,在进行对于瑕疵或缺陷的检测时会需要大量的处理时间。

[0072] 实施例3:

[0073] 参照图5,本发明第三实施例提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,基于上述图2所示的第一实施例,所述步骤S400,“提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征”,包括:步骤S410,计算所述预处理图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值;

[0074] 首先,计算织物图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值,如式(1)所示。其中 $g(i, j)$ 是坐标 (i, j) 的像素灰度值, $k=0, 1, 2, \dots$,通过 k 来确定像素的范围。

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j) / 2^{2k} \quad (1);$$

[0075] 步骤S420,根据所述平均强度值,分别计算每个像素点在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差;

[0076] 然后,对于每个像素点分别计算它在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差。如式(2)和式(3)所示:

$$E_{k,h} = |A_k(x+2^{k-1}, y) - A_k(x-2^{k-1}, y)| \quad (2); E_{k,v} = |A_k(x, y+2^{k-1}) - A_k(x, y-2^{k-1})| \quad (3);$$

[0078] 步骤S430,根据所述平均强度差定义每个像素的邻域尺寸,并计算所述预处理图像中的邻域尺寸的平均值,即得到所述Tamura纹理特征。

[0079] 上述,邻域尺寸,即为图像中邻域是指该像素点与周边相邻像素点之间的关系,这

里的邻域尺寸,是指与周边像素点构成的邻域区域的大小,前面中提到“预处理图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度”,随着k的取值不同,领域或邻域尺寸会变化。

[0080] 其中,对于每个像素,设计邻域尺寸 $S_{best}(i, j) = 2^k$,能够使E值达到最大值的k,如图11所示: $E_k = E_{max} = \max(E_1, E_2, \dots, E_h)$ (4);最后,图像的粗糙度可通过计算整幅图像中

S_{best} 的平均值来获取,如式(5): $F_{crs} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{best}(i, j)$ (5);其中,m和n是图像的长和宽。

[0081] 本实施例中,主要是利用了粗糙度属性,计算织物图像的粗糙度图,通过粗糙度图对织物缺陷区域预测。为了提高织物纹理的分辨能力,将窗口的大小设置成为: $(2k-1) \times (2k-1)$, $k=1, 2, \dots, T_{max}$ 。通过实验验证,当 $T_{max}=5$ 时,效果最好,如图10所示,能够将缺陷区域和非缺陷区域区分,降低了非缺陷区域暗点和亮点的干扰。

[0082] 进一步的,所述步骤S400,“提取所述初步定位区域中的局部相位量化特征”,包括:步骤S440,基于离散的短时傅里叶变换,计算所述初步定位区域中每一个像素点的邻域的相位,对所述邻域中的局部图像做二维离散傅里叶变换,对每一个像素的位置,通过向量表示,即得到所述局部相位量化特征。

[0083] 上述,需要说明的是,局部相位量化(Local Phase Quantization)是由Ville Ojansivu等提出的一个具有模糊不变性的纹理特征描述算子,称为LPQ算子。局部相位量化(LPQ)特征是基于离散的短时傅里叶变换,计算图像 $f(x)$ 上每一个像素点 $X=[x_1, x_2]^T$ 的 $M \times M$ 邻域的相位 N_x ,对邻域 N_x 中的局部图像做二维离散傅里叶变换,式(6):

$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y) e^{-j2\pi u^T y}$ (6);式中: u 表示频率。局部傅里叶系数通过4个频点 $u_1=[a, 0]^T$,

$u_2=[0, a]^T$, $u_3=[a, a]^T$, $u_4=[a, -a]^T$ 来计算。其中 $a = \frac{1}{M}$,对于每个像素位置,通过向量表示,式(7): $F(x)=[F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)]$ (7);令 $G(x)=[\text{Re}(F(x)), \text{Im}(F(x))]$,则 $G(x)$ 是长度为8的向量,令: $q_j = \begin{cases} 1, g_j \geq 0 \\ 0, g_j < 0 \end{cases}$ (8);式(8)中, g_j 是向量 $G(x)=[\text{Re}(F(x)), \text{Im}(F(x))]$ 的第j个部分, q_j 对其进行二进制编码,如(9): $f_{LPQ}(x) = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1}$ (9)。

[0084] 进一步的,所述步骤S400,“提取所述初步定位区域中的经纬向纹理特征”,包括:

[0085] 步骤S450,通过将所述初步定位区域沿经向纬向进行投影,对织物经纬向纹理特征进行表达,通过织物缺陷所呈现的经纬取向性,计算得到所述经纬向纹理特征。

[0086] 需要说明的是,织物纹理信息主要是集中在经纱和纬纱两个方向,其所产生的多数缺陷也呈现较强的经纬取向性。通过将局部织物图像沿经向(水平)和纬向(垂直)进行投影,对织物经纬向纹理特征进行表达。设 $K(i, j)$ 为 $w \times h$ 的图像块,其在经向和纬向方向投影

所得一维向量分别为 P_h 和 P_v : $P_h = \sum_{i=1}^w K(i, j) / w$ (10); $P_v = \sum_{j=1}^h K(i, j) / h$ (11);式中: P_h 反映了

纬向纹理特征, P_v 反映了经向纹理特征。织物的正常纹理图像投影向量仍具有规则稳定的性质,而经、纬向缺陷的投影向量则呈现出不规则或有突变情况。

[0087] 这里是指对特征图进行经纬向纹理特征提取,如果织物的特征图是正常图像,在提取Tamura特征后的该图像会仍然具有规则性;但是,如果是缺陷区域就变得不规则,因此再次提取经纬向特征可以判断是否为缺陷区域。本实施例中,通过计算所述预处理图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均强度值,并分别计算每个像素点在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差,定义每个像素的邻域尺寸,并计算所述预处理图像中的邻域尺寸的平均值,即得到所述Tamura纹理特征,已进行根据Tamura纹理特征对织物是否存在缺陷进行监测。

[0088] 实施例4:

[0089] 参照图6,本发明第四实施例提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测方法,基于上述图2所示的第一实施例,所述步骤S500,“对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测”包括:步骤S510,将织物缺陷初步定位的所述初步定位区域,映射到所述目标织物的所述织物图像中;步骤S520,分别对映射后的所述织物图像中的所述局部相位量化特征的纹理图和所述Tamura纹理特征的纹理图进行纹理块的分块,并分别提取所述纹理块的直方图特征,得到所述局部相位量化特征的纹理块对应的直方图特征和所述Tamura纹理特征的纹理块对应的直方图特征;步骤S530,对两种不同的纹理块的直方图特征进行归一化,并进行加权融合,得到特征相似度融合图;步骤S540,对所述特征相似度融合图和所述经纬向纹理特征的纹理图进行加权融合,得到多特征融合图;步骤S550,将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

[0090] 为了实现对不同织物纹理特征有效融合,本文设计了一种特征融合方法:分别对织物图像LPQ和Tamura纹理图进行分块,提取块的直方图特征,对两种不同纹理块的直方图特征进行归一化处理,根据式(12)对归一化后的特征进行加权融合,获取特征相似度融合图,特征融合公式为:

$$[0091] \quad F_n = \frac{w_1 F_k + w_2 F_t}{w_1 + w_2} \quad (12);$$

[0092] 式中: F_k 、 F_t 分别为LPQ和Tamura纹理图分块之后,图像块直方图归一化特征, w_1 和 w_2 分别为LPQ和Tamura图像块归一化之后,直方图特征的方差。 F_n 为最终的融合结果,作为特征相似度度量向量。

[0093] 由于不同特征对缺陷响应程度不同,本文对特征相似度融合图和经纬向特征图进行加权融合,以保证缺陷区域在融合后被削弱,提高检测精度,通过如下融合方法实现: $S(i, j) = w_{wt} S_L(i, j) + (1 - w_{wt}) S_p(i, j)$ (13);式中: $S_L(i, j)$ 为特征相似度融合图, $S_p(i, j)$ 为经纬向特征图, w_{wt} 为融合权重值。

[0094] 织物缺陷的初步定位,能初步估计缺陷存在位置,不能精确的对缺陷进行精细化描述和定位,因此,需要结合不同纹理特征,对织物缺陷进行检测。将织物缺陷初步定位的区域,映射到原始的织物图像中,根据织物纹理周期性分布特点分块,提取图像块LPQ和Tamura纹理特征,并进行特征融合。利用相同的方法,提取正常图像块LPQ和Tamura纹理特征,并进行融合,计算两者融合特征的相似度,形成特征相似度图。计算织物图像的经纬向特征图,根据本实施例中的融合方方法,将其与特征相似度融合,形成特征融合图,不同纹

理分级融合结果反映了图像块的缺陷分布情况。选取最佳分割阈值,对缺陷区域进行精确识别。织物缺陷区域检测过程,如图11所示。

[0095] 综上,本实施例所提供的多纹理特征分级融合的由粗到精织的物缺陷检测方法。首先设计固定大小窗口对图像进行Tamura纹理检测,初步确定缺陷区域;然后完成对缺陷区域Tamura纹理特征、LPQ纹理特征和经纬向纹理特征的分级融合,使不同织物纹理特征得到有效表达,提高织物缺陷检测的准确度。

[0096] 实验结果与分析:

[0097] 1、缺陷区域初步定位结果分析:

[0098] 利用缺陷区域初步定位方法,提高了检测效率。在实验过程中,滤波器的大小对实验结果产生重要影响,当使用较小的滤波器时,由于噪声等影响,可能会导致缺陷区域初步定位错误,最终不能对织物缺陷进行有效检测;当使用较大的滤波器时,导致缺陷初步定位区域中,正常纹理所占区域远远大于缺陷区域,会产生较大耗时,不利于检测效率的提高。

[0099] 图12-15显示了针对于两种不同的织物的缺陷区域初步定位结果,其中,两幅图的第一个图像均为织物缺陷样本,第二个的图像均为经过Tamura纹理处理之后,缺陷初步定位效果图,第三个均为经过缺陷区域自适应生长后的图像。从图12-15可以看出,织物缺陷初步定位对缺陷存在的中心位置进行了良好的可视化展示,但是,它对缺陷的整体分布和缺陷区域的实际大小不能有效描述。因此,需要将初步定位的缺陷区域映射到原始图像中,利用多特征融合的方法进行有效检测。

[0100] 本文利用Tamura纹理增强图,对缺陷区域进行初步定位,经过实验验证,设计滤波器大小为16像素16像素,缺陷初步定位区域中,正常区域所占比例较小,检测效果较好。同时,为了尽可能将织物缺陷所存在的区域描绘出,本文对缺陷区域进行自适应生长。首先,对16像素16像素的区域均分为四块,根据最近邻原则进行扩充。最后,将扩充后的缺陷区域映射到原织物图像中,对织物缺陷进行检测。

[0101] 2、缺陷检测结果分析:

[0102] 针对不同纹理和缺陷类型的织物图像,单一的纹理特征不能拟合缺陷区域的分布,对缺陷检测效果较差,利用多特征将LPQ、经纬向和Tamura纹理特征进行分级融合策略,能更好的对织物缺陷区域进行有效响应,本文利用上述方法,分别利用LBP、LPQ、Tamura、经纬向纹理特征做了实验,结果如图14所示。

[0103] 在图14中,第一列的4幅图像均为织物缺陷样本,第二列的图像均为经过LBP纹理处理之后,缺陷检测效果图;第三列均为经过LPQ纹理处理之后,缺陷检测效果图;第四列均为经过经纬向处理之后,缺陷检测效果图;第五列均为Tamura纹理处理之后,缺陷检测效果图;第六列,均为利用文献中的对比方法的检测效果图;第七列,均为本发明中实施例的缺陷初步定位和多特征分级融合的检测效果图。根据四种不同纹理的织物图像缺陷分布,LBP方法对织物细纹理的检测效果较好;LPQ方法对织物不同纹理都有较好的检测效果;经纬向纹理特征有效缓解了单一特征在描述图像时的局限性;Tamura的粗糙度属性提高了检测的精确度和通用性。从实验结果可以看出(见附录):多种纹理特征融合提高了织物图像缺陷检测的精细度,对缺陷区域响应较好。为了进一步验证在多特征融合过程中,LBP和LPQ对不同织物纹理缺陷检测效果,本文做了进一步实验。其中,对比方法为采用局部纹理的LBP特征与经纬向特征结合进行缺陷检测。

[0104] 利用LBP、Tamura和经纬向(LTJ)多特征分级融合方法对织物缺陷检测和本文方法做了对比。如图15所示,实验结果发现,两种方法对织物细纹理的缺陷有较好的检测效果,LTJ对织物粗纹理的检测效果较差,而本发明利用的LPQ纹理特征融合对织物粗纹理有较好检测效果。

[0105] 3、结论:

[0106] 织物的缺陷检测在工业生成过程中作为一个重要环节,有重要的研究价值。纹理成为了织物缺陷检测的重要线索,因此,本发明采用了多特征分级融合的织物缺陷检测算法,融合了不同纹理对织物缺陷的表达优势,降低了缺陷检测过程中漏检和误检情况发生,提高了织物缺陷检测的通用性和效率。实验结果表明,缺陷区域初步定位和自适应生长的方法,大大降低了计算的冗余度,提高了检测效率和精确度;纹理特征的分级融合对织物纹理表达能力得到增强。本发明所提供的检测方法,在一定程度上提高了检测效率,缩短了检测时间,为达到实际生产应用高速检测的要求,需要讨论如何在保证算法精度的情况下更进一步的提供检测速度。

[0107] 此外,本发明还提供一种多纹理分级融合的织物缺陷检测装置,包括:处理模块、学习模块、定位模块、提取模块和融合模块;所述处理模块,用于对目标织物的织物图像进行预处理,得到预处理图像;所述学习模块,用于对预设正常织物纹理样本数据进行学习,得到织物纹理分布特征;所述定位模块,用于根据所述织物纹理分布特征,对所述预处理图像中的缺陷区域进行初步定位和自适应性生长,得到初步定位区域;所述提取模块,用于提取所述初步定位区域中的Tamura纹理特征、局部相位量化特征和经纬向纹理特征;所述融合模块,用于对所述局部相位量化特征、所述Tamura纹理特征和所述经纬向纹理特征进行分级融合,生成多特征融合图;并将所述多特征融合图与织物纹理分布特征进行比对,从而对所述目标织物进行检测。

[0108] 此外,本发明还提供一种用户终端,包括存储器以及处理器,所述存储器用于存储多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述处理器运行所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序以使所述用户终端执行如上述所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

[0109] 此外,本发明还提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有多纹理分级融合的织物缺陷检测程序,所述多纹理分级融合的织物缺陷检测程序被处理器执行时实现如上述所述多纹理分级融合的织物缺陷检测方法。

[0110] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0111] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件,但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在如上所述的一个存储介质(如ROM/RAM、磁碟、光盘)中,包括若干指令用以使得一台终端设备(可以是手机,计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述的方法。以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

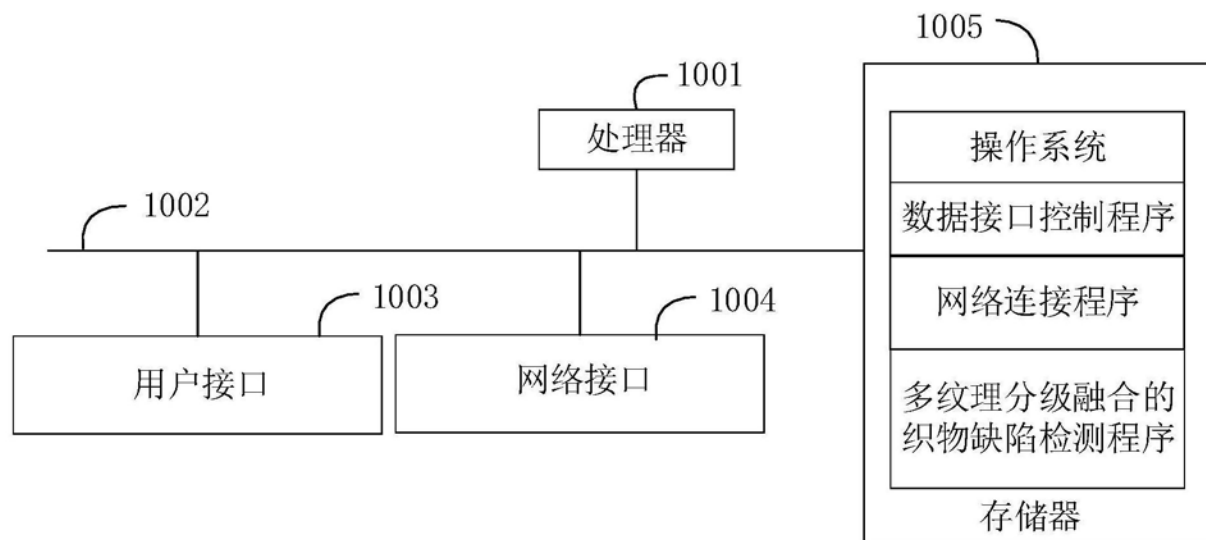


图1

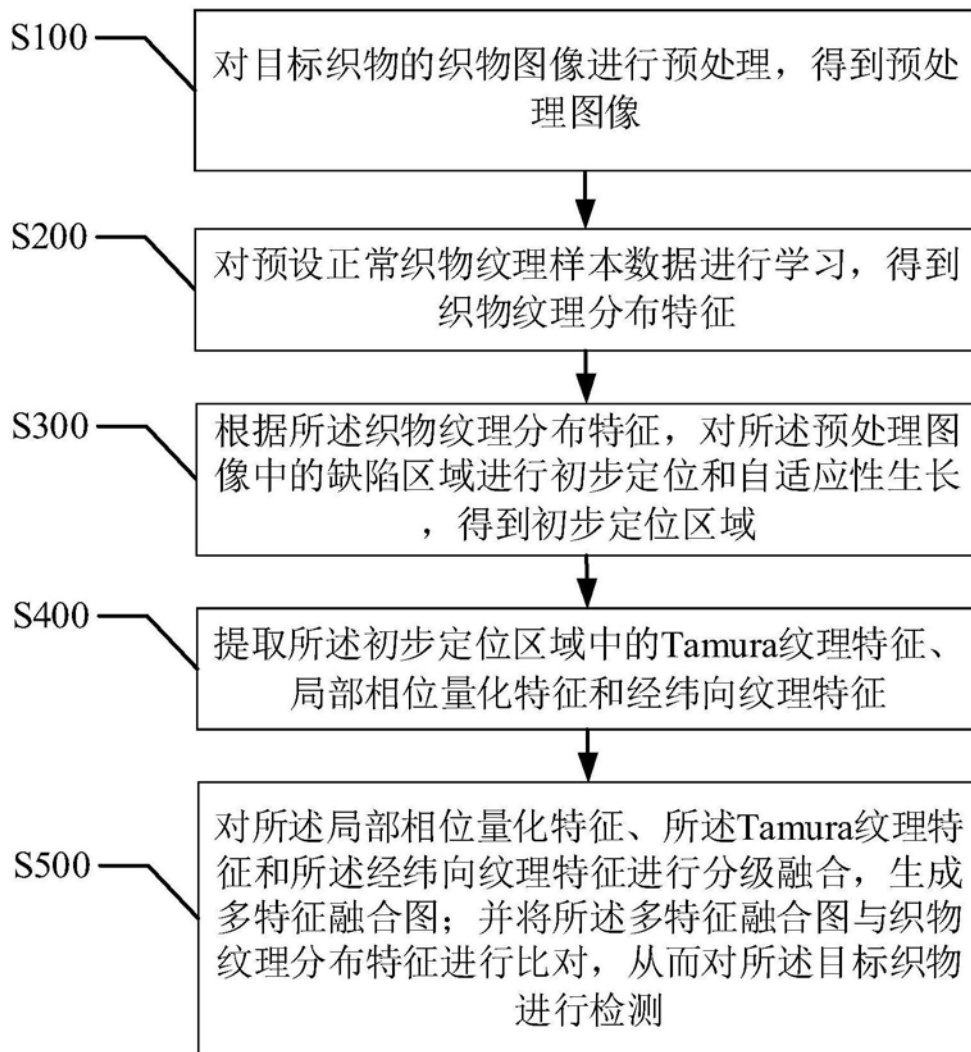


图2

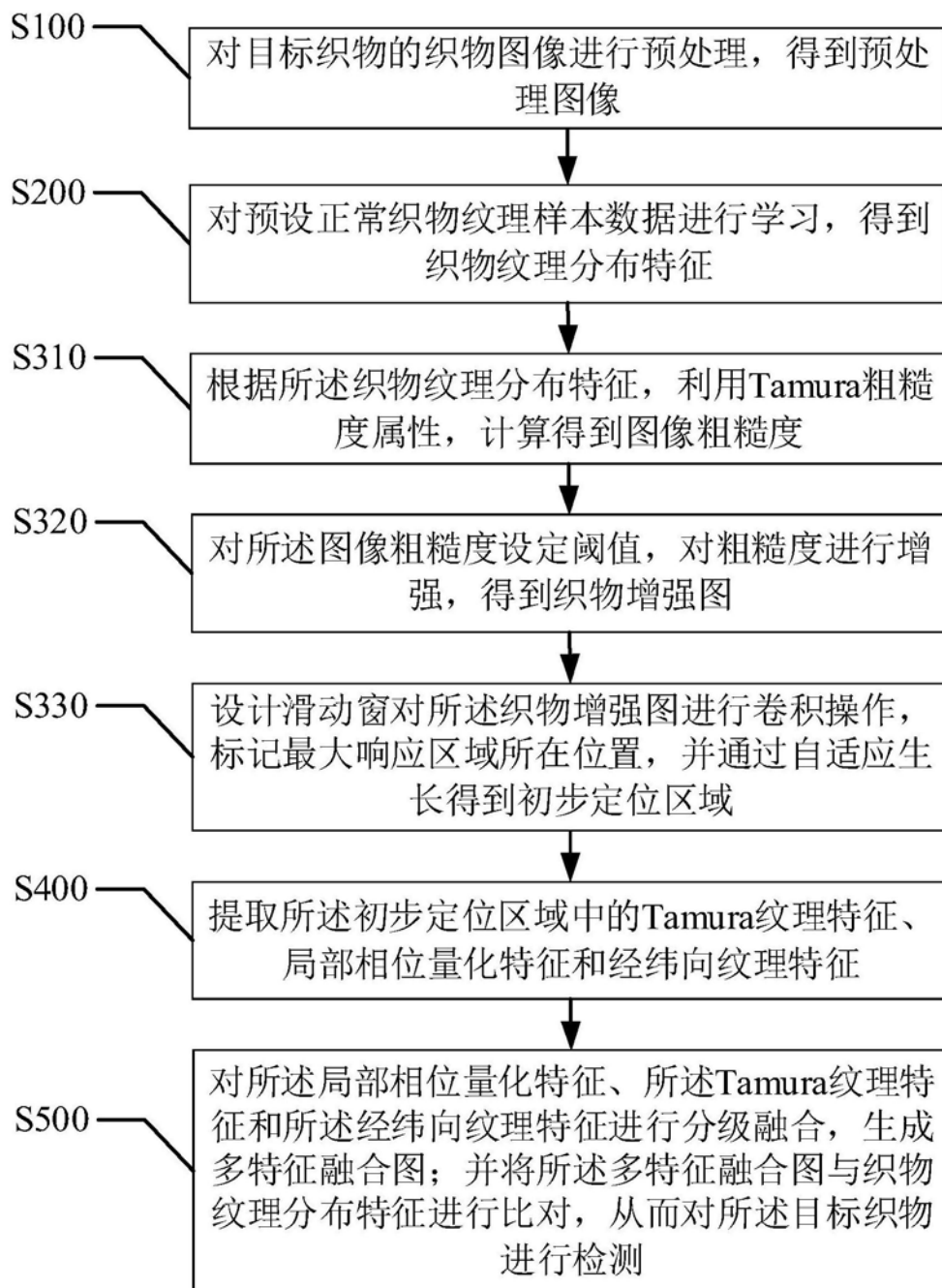


图3

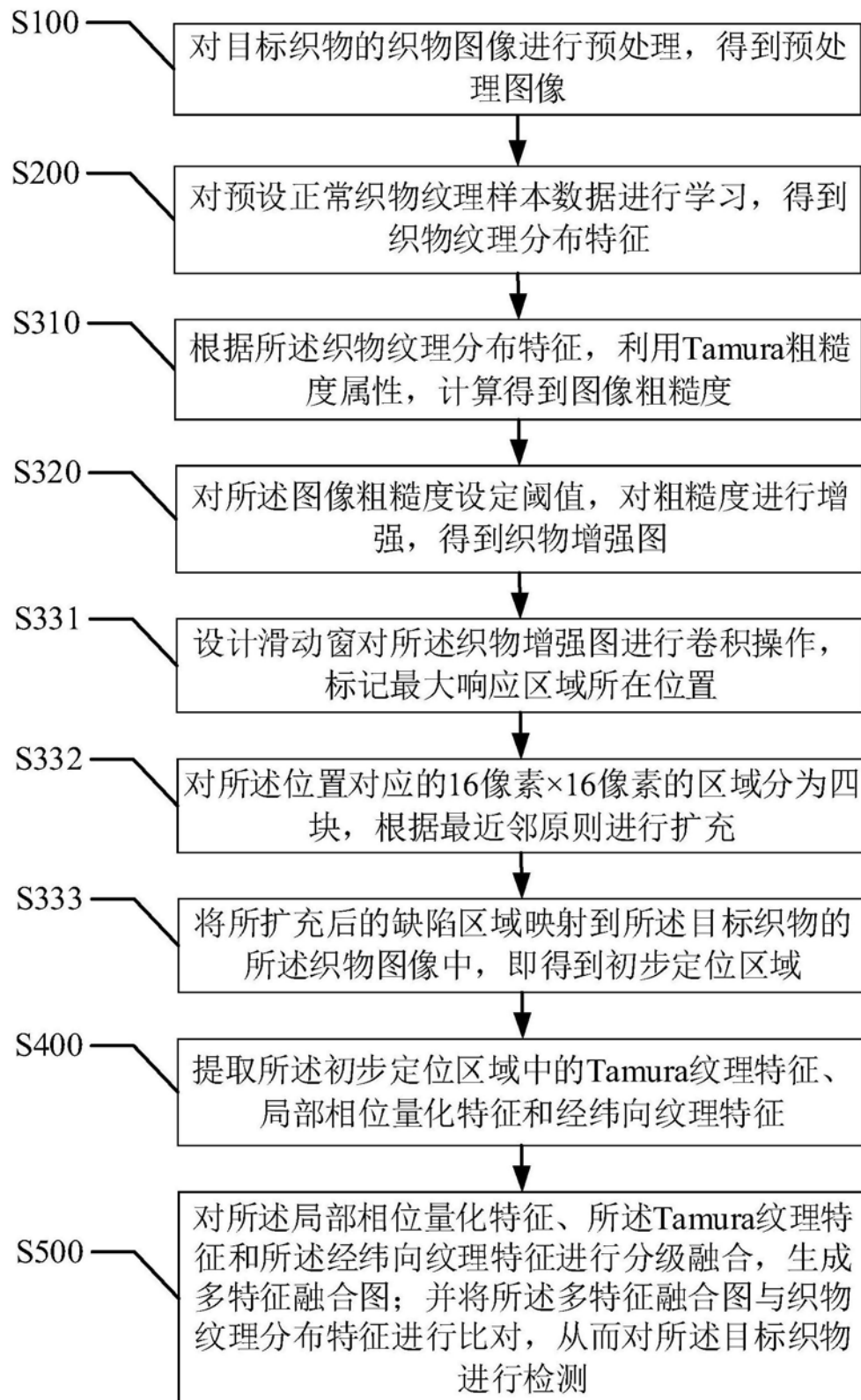


图4

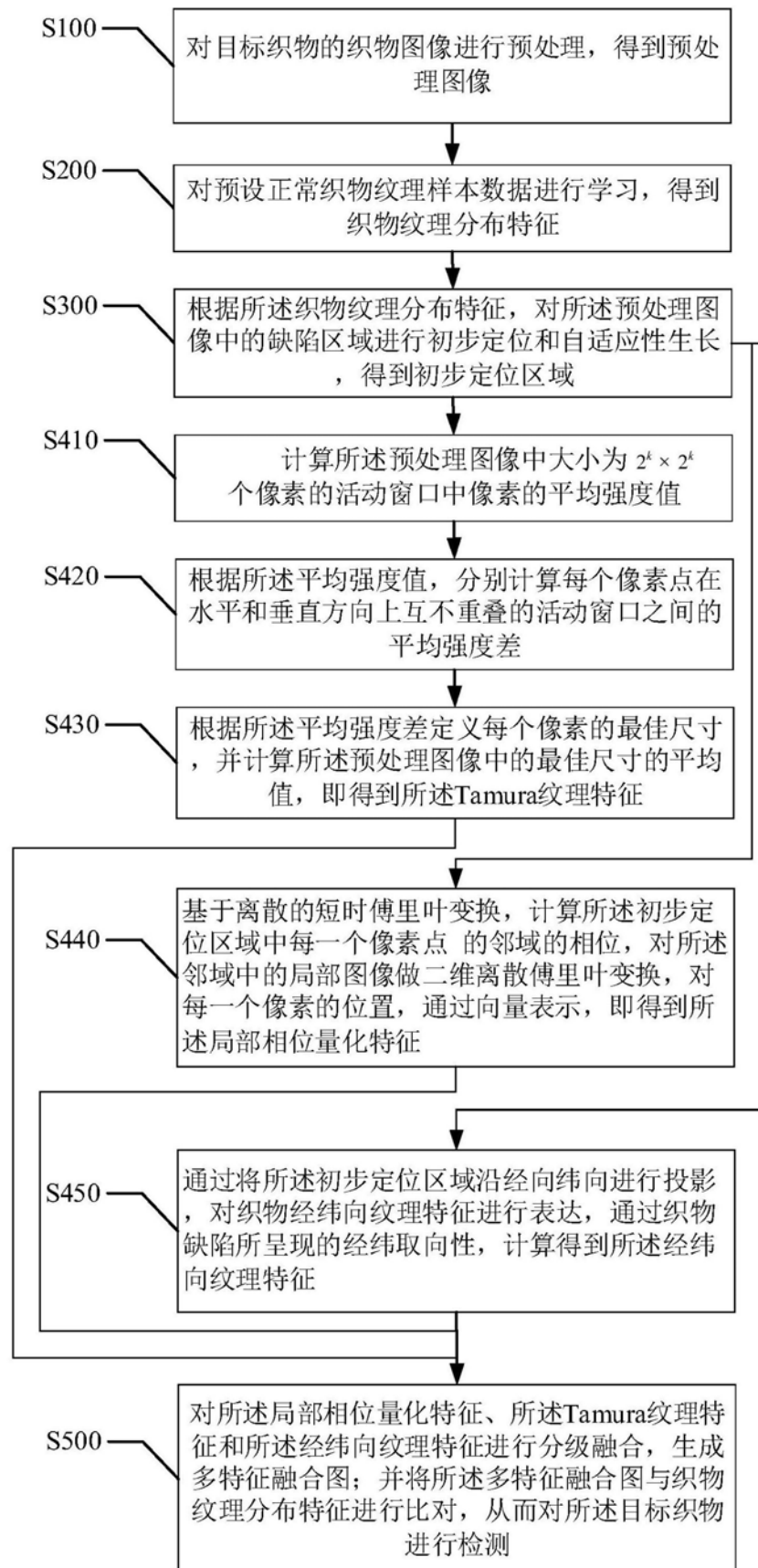


图5

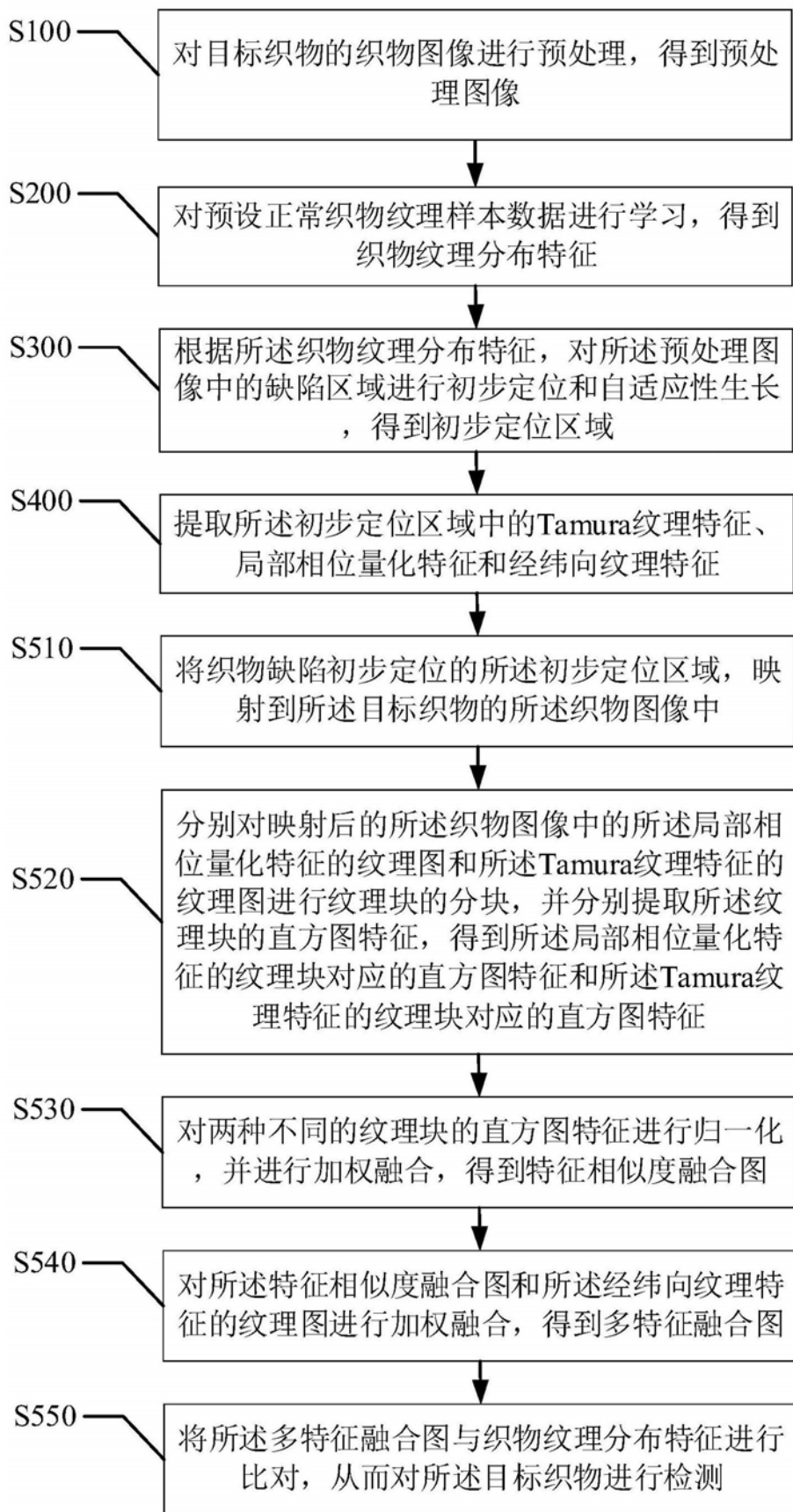


图6

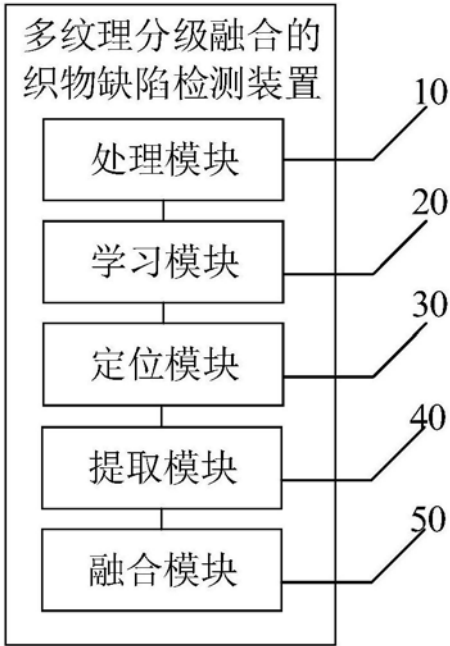


图7

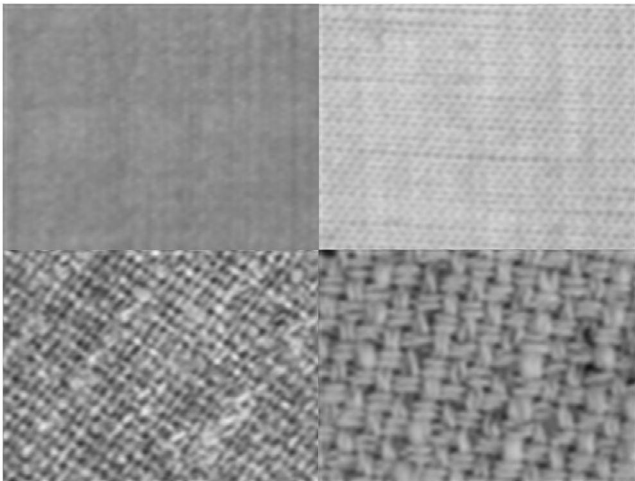


图8

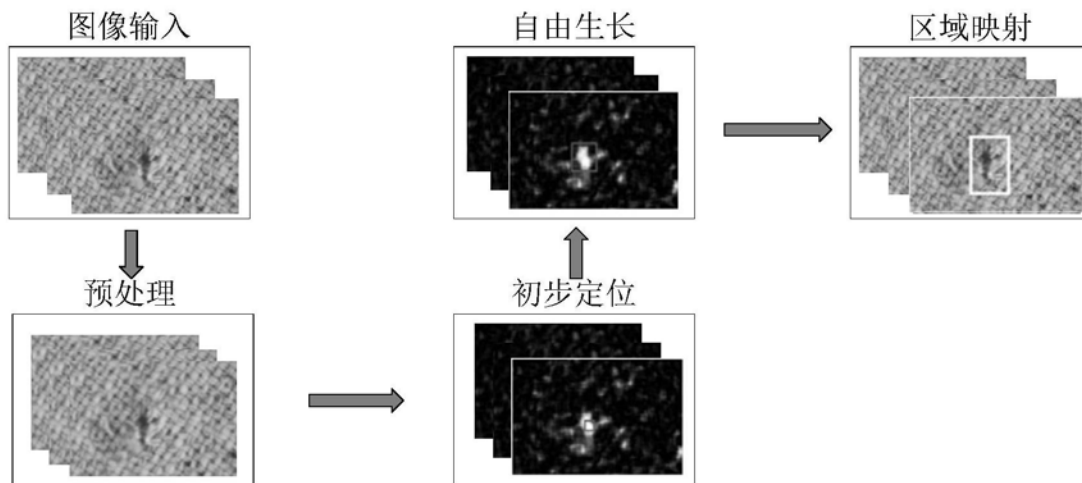


图9

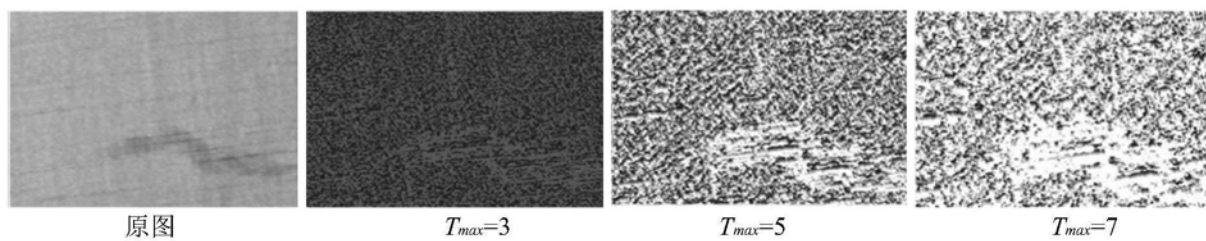


图10

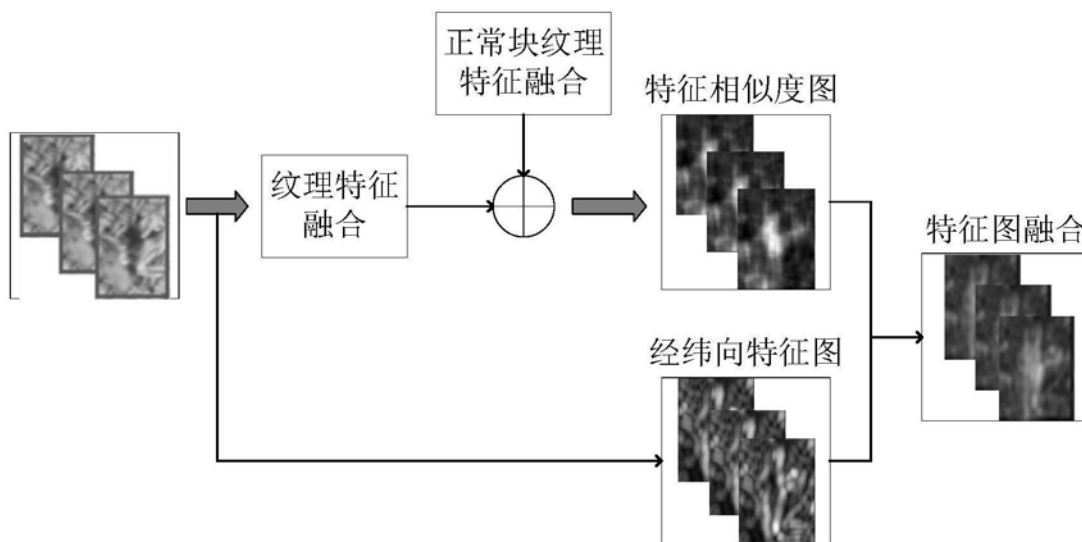


图11

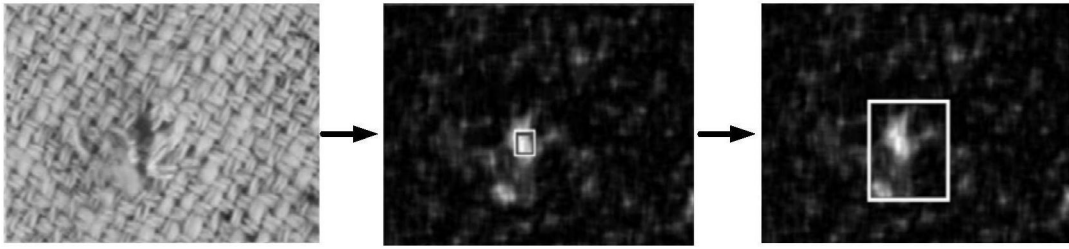


图12

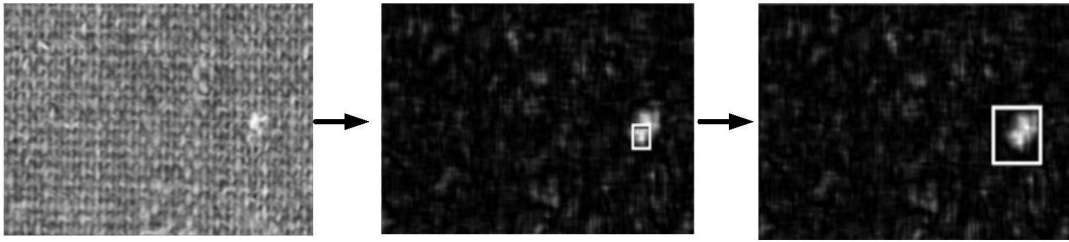


图13

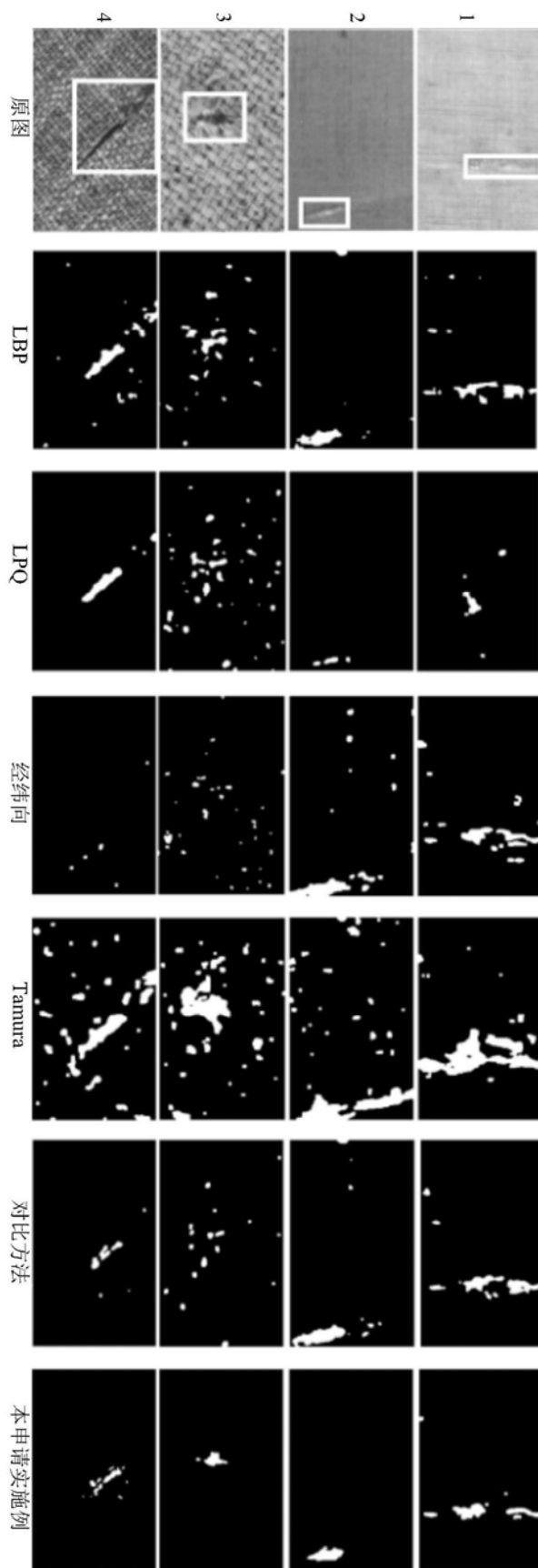


图14

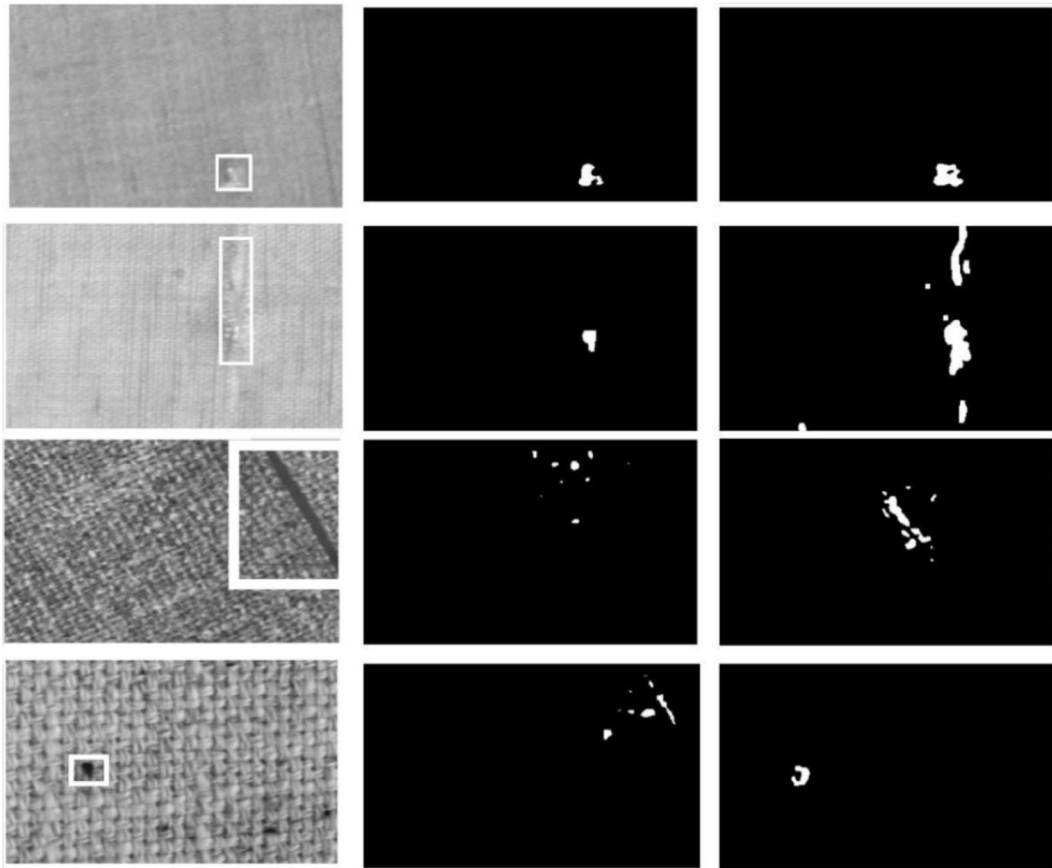


图15