

(19) 中华人民共和国国家知识产权局



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104268505 A

(43) 申请公布日 2015. 01. 07

(21) 申请号 201410467132. 5

(22) 申请日 2014. 09. 12

(71) 申请人 河海大学常州校区

地址 213022 江苏省常州市晋陵北路 200 号

(72) 发明人 薛云灿 杨亚 顾菁 杨启文
张海霞

(74) 专利代理机构 南京纵横知识产权代理有限公司 32224

代理人 董建林

(51) Int. Cl.

G06K 9/00(2006. 01)

G01N 21/88(2006. 01)

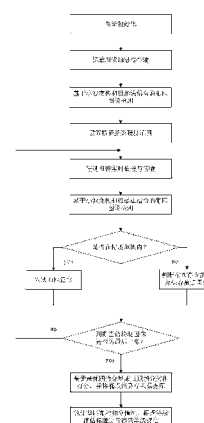
权利要求书4页 说明书9页 附图4页

(54) 发明名称

基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置及方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置及方法,利用摄像机拍摄无疵点的布匹作为标准图像存入计算机,采用基于小波变换和投影法结合的图像处理方法提取标准图像的特征参数;利用摄像机实时拍摄待测布匹图像并提取特征参数,根据需要设定精度范围,将待测图像与标准图像进行对比分析,由待测图像特征参数是否在精度范围内来判断是否存在疵点;如有则保存含疵点图像。对含疵点图像采用基于最优阈值分割的图像处理方法进行疵点识别,完成疵点分类及打分,对整匹布进行等级评估。本发明克服了传统人工目测检测速度慢、精度低、漏检率高、误检率高的缺陷,降低了人工疵点分类的劳动强度,且具有评分精确的优点。



1. 一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置,其特征在于:包括计算机、横梁装置、大功率 LED 灯、摄像机和布匹,所述布匹设置在卷布机与导布辊之间,摄像机固定在横梁装置上,所述摄像机与计算机通过通信线相连接,所述大功率 LED 灯固定在横梁装置上,且均匀分布于布匹上方。

2. 一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:包括以下步骤:

步骤 (2a),利用摄像机拍摄无疵点的布匹图像,并将获取的布匹图像作为标准布匹图像送入计算机;

步骤 (2b),对步骤 (2a) 标准布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数存储于计算机,所述的特征参数包括织物图像的均值和方差;

步骤 (2c),根据用户要求设定检测特征参数的精度范围;并将特征参数的精度范围存入步骤 (2a) 的计算机;

步骤 (2d),利用摄像机实时拍摄卷布验布机上的待测布匹图像,并送至步骤 (2a) 的计算机;

步骤 (2e),对步骤 (2d) 实时拍摄的待测布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数传送至步骤 (2a) 计算机,所述的特征参数包括织物图像的均值和方差;

步骤 (2f),将上述存入步骤 (2a) 计算机的标准布匹图像的特征参数和待测布匹图像的特征参数依次对比分析,若待测布匹图像所提取的均值和方差均在步骤 (2c) 设置的检测特征参数的精度范围内,则判断实测布匹合格;反之则判断实测布匹存在疵点,保存含疵点布匹图像至步骤 (2a) 的计算机;

步骤 (2g),判断当前检测布匹图像是否为最后一张,若不是最后一张,转到步骤 (2d) 继续检测;

步骤 (2h),通过疵点识别算法对步骤 (2f) 保存的含疵点图像进行图像算法处理完成疵点自动识别,将疵点信息存入数据库;

步骤 (2i),根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况,对当前整匹卷布进行等级评估。

3. 根据权利要求 2 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:所述步骤 (2b) 中的疵点检测算法为基于小波变换和投影法结合的图像处理方法,其具体步骤为:

步骤 (3a),对所述标准布匹图像进行灰度变换;

步骤 (3b),对步骤 (3a) 所得布匹图像进行 3*3 均值滤波;

步骤 (3c),对步骤 (3b) 所得布匹图像进行直方图均衡化;

步骤 (3d),对步骤 (3c) 所得布匹图像进行一层正交小波分解;

步骤 (3e),对步骤 (3d) 所得布匹图像的纬向子图像和经向子图像进行基于投影法的特征参数提取,并将特征参数保存至步骤 (2a) 的计算机。

4. 根据权利要求 3 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:所述步骤 (3d) 中对步骤 (3c) 所得布匹图像进行一层正交小波分解采用的小波基为长度为 8 的 Daubechies4 小波。

5. 根据权利要求 3 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:所述步骤 (3e) 中对步骤 (3d) 所得布匹图像进行基于投影法的特征参数提取,并将特征参

数保存至步骤 (2a) 的计算机,具体步骤为如下:

步骤 (5a), 对步骤 (3c) 所得纬向子图像进行水平投影; 设置一个滑动窗口从上到下依次扫描纬向子图像, 计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_h(i)$ 和方差投影值 $V_h(i)$;

步骤 (5b), 对步骤 (3c) 所得经向子图像进行垂直投影; 设置一个滑动窗口从左到右依次扫描经向子图像, 计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_v(i)$ 和方差投影值 $V_v(i)$;

步骤 (5c) 将步骤 (5a) 的灰度均值投影值数组 $E_h(i)$ 和方差投影值数组 $V_h(i)$ 和步骤 (5b) 中的灰度均值投影值数组 $E_v(i)$ 和方差投影值数组 $V_v(i)$ 保存至步骤 (2a) 的计算机。

6. 根据权利要求 2 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 其特征在于: 所述步骤 (2h) 中的疵点识别算法为基于最优阈值分割的图像处理方法, 其具体步骤为:

步骤 (6a), 对含疵点图像进行灰度变换;

步骤 (6b), 对步骤 (6a) 所得布匹图像进行中值滤波;

步骤 (6c), 对步骤 (6b) 所得布匹图像进行非线性拉伸;

步骤 (6d), 对步骤 (6c) 所得布匹图像进行最优阈值的求解;

步骤 (6e), 根据步骤 (6d) 所得最优阈值对步骤 (6c) 所得图像进行二值化处理;

步骤 (6f), 对步骤 (6e) 所得二值化图像进行腐蚀和膨胀;

步骤 (6g), 对步骤 (6f) 所得图像进行连通域标记;

步骤 (6h), 对步骤 (6g) 所得连通域进行疵点特征提取, 根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分, 并将疵点信息存入数据库。

7. 根据权利要求 6 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 其特征在于: 所述步骤 (6d) 中最优阈值的求解是基于图像二维最大熵的选择方法。

8. 根据权利要求 7 所述的基于机器视觉的布匹疵点在线自动检测识别方法, 其特征在于: 所述图像二维最大熵的选择是基于改进量子旋转门的量子遗传算法进行的, 其具体步骤如下:

步骤 (8a), 设置种群规模 popsize, 运行总代数 gen, 运行代数 $g = 1$, 变异概率 p_m ;

步骤 (8b), 种群初始化: 设定变量初值, 随机产生 n 个染色体, 并将各个个体的量子概率幅初始化为 $\frac{1}{\sqrt{2}}$;

步骤 (8c), 种群测量: 对每个个体进行一次坍塌测量, 使每个个体从不确定的概率状态转换为确定状态;

步骤 (8d), 计算适应度值: 对测量值进行适应度评估, 记录最优适应度值的个体为下一步进化的目标值; 所述适应度函数为图像二维熵的最大值, 由公式 (1) 求得:

$$\text{Max}\{\Phi(s, t)\} = \text{Max}\{\log[P_1(1-P_1)] + H_L/P_1 + (H_L - H_1)/(1-P_1)\}$$

(1) 其中, $\Phi(s, t)$ 代表图像的二维熵, s 代表像素, t 代表领域像素均值, P_1 代表目标区 ($0 \leq i < s, 0 \leq j < t$) 的概率累计分布, H_L 代表 $L \times L$ 区域的二维熵, H_1 代表目标区的二维熵, 且:

$$H_L = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p_{ij} \log p_{ij} \quad (2)$$

$$H_1 = -\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

$$P_1 = -\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \log p_{ij} \quad (4)$$

其中 p_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其邻域灰度均值为 j 的像素点的联合概率密度, i 为像素灰度, j 为邻域灰度, 且 $0 \leq i, j \leq L-1$, p_{ij} 可由公式 (5) 求得:

$$p_{ij} = i \frac{f_{ij}}{N} \quad (5)$$

式中, f_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其邻域灰度均值为 j 的像素点数, N 为总像素点数;

步骤 (8e), 对步骤 (8d) 所得最优个体进行混沌搜索, 如果所得个体适应度值小于原最优适应度值, 则更新最优个体和对应的适应度值;

步骤 (8f), 令 $g = g+1$, 如果 $g > \text{gen}$, 则转步骤 (8j);

步骤 (8g), 种群更新: 利用量子旋转门对个体实施调整, 得到新的种群;

步骤 (8h) 种群变异: 根据变异概率对种群个体进行变异操作;

步骤 (8i) 返回步骤 (8c);

步骤 (8j) 输出最优个体及其适应度值。

9. 根据权利要求 6 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 其特征在于: 所述步骤 (6h) 中对步骤 (6g) 所得连通域进行疵点特征提取, 根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分, 其具体步骤为:

步骤 (9a), 将疵点分为非连续性疵点与续性疵点, 具体步骤如下:

遍历步骤 (6g) 所得图像, 计算连通域个数若连通域个数为 1, 判定疵点为非连续性疵点, 若连通域个数大于 1, 判定疵点为连续性疵点;

步骤 (9b), 对于步骤 (9a) 中出现的非连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点长度 Length、面积 Sarea、经纬长之比 VH_compare。所述疵点特征计算步骤如下:

(i) 计算疵点长度。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计所有行中目标像素个数的最大值, 最大值为疵点的纬向长度 Hlength, 同理得到疵点的经向长度 Vlength, 选取经向长度和纬向长度中较大的作为疵点长度, 根据公式 (6) 换算为实际疵点长度,

$$\text{Length} = \text{length} \times \text{pix} \quad (6)$$

length 为图像中疵点长度像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度。

(ii) 计算疵点面积。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计整幅图像中目标像素的总数目, 目标像素的总数目为疵点面积, 根据公式 (7) 换算为实际疵点面积,

$$\text{Sarea} = \text{sarea} \times \text{pix} \times \text{pix} \quad (7)$$

sarea 为图像中疵点面积像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度;

(iii) 计算疵点经纬长之比。根据步骤 (i) 中得到的经向长度 Vlength 和纬向长度 Hlength, 以及公式 (8) 计算经纬长的比值;

$$\text{VH_compare} = \text{Vlength} / \text{Hlength} \quad (8)$$

步骤 (9c), 对于步骤 (9a) 中出现的连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点面积 Sarea, 所述疵点面积计算如下:

遍历步骤 (6g) 所得图像,统计整幅图像中目标像素的总数目,目标像素的总数目为疵点面积,根据公式 (7) 换算为实际疵点面积;

步骤 (9d),根据步骤 (9b) 和 (9c) 所得疵点特征信息细分疵点类型并根据美标四分制评分标准进行打分。

10. 根据权利要求 2 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:所述步骤 (2i) 中,根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况,对当前整匹卷布进行等级评估,其具体步骤为:

(10a),统计步骤 (2h) 数据库中保存的疵点总扣分;

(10b),根据布匹等级评估标准给布料评级。

11. 根据权利要求 1 所述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,其特征在于:步骤 (2a) 和步骤 (2d) 中所述摄像机拍摄的图像分辨率为 900*900 像素。

基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及纺织行业的布匹疵点检测技术,具体涉及一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别的装置及方法。

背景技术

[0002] 长期以来,布匹的质量检测通常是由检验人员进行人工目测,检验结果受检验人员的熟练程度、身体状况、车间环境等主观因素影响大,这种方法极易造成视觉疲劳、劳动强度大,而且存在检测效率低、漏检率和误检率高等弊端,因而急需发展快速、高效、准确度高的布匹疵点自动检测识别系统代替人工目测。

[0003] 机器视觉就是以机器自动化系统代替人眼来做测量和判断。相较于人工检测来说,机器视觉则可以长时间地作测量、分析和识别任务,而且机器视觉属于非接触测量,对观测者与观测者都不会产生任何损伤,从而提高系统的可靠性。

[0004] 本发明首先提出将基于小波变换和投影法结合的在线布匹检测算法,对图像进行小波变换可以提取布匹纹理水平方向和垂直方向的突变信息,投影法容易统计两个方向上的特征信息,提高算法的检测精度;其次,本发明提出了基于最优阈值分割的离线疵点识别算法相结合的布匹疵点自动检测识别方法,该方法提出采用改进的量子遗传算法,采用动态策略调整量子旋转角,实现精细的自适应搜索,引入变异操作丰富种群,并且融入混沌搜索使算法具有更好的寻优能力。这些技术的应用,克服了传统人工目测检测速度慢、精度低、漏检率高、误检率高的缺陷,降低了人工分类疵点的劳动强度,且具有评分精确的优点。

发明内容

[0005] 本发明的目的是:提供一种能够降低传统人工目测检测速度慢、效率低、检测精度低,并且能够实现对存在疵点的布匹图像进行疵点识别分类的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置及方法。

[0006] 为了解决以上技术问题,本发明所采用的技术方案是:

[0007] 一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置,包括计算机、横梁装置、大功率LED灯、摄像机和布匹,所述布匹设置在卷布机与导布辊之间,摄像机固定在横梁装置上,所述摄像机与计算机通过通信线相连接,所述大功率LED灯固定在横梁装置上,且均匀分布于布匹上方。

[0008] 一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤(2a),利用摄像机拍摄无疵点的布匹图像,并将获取的布匹图像作为标准布匹图像送入计算机;

[0010] 步骤(2b),对步骤(2a)标准布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数存储于计算机,所述的特征参数包括织物图像的均值和方差;

[0011] 步骤(2c),根据用户要求设定检测特征参数的精度范围;并将特征参数的精度范围存入步骤(2a)的计算机;

[0012] 步骤 (2d), 利用摄像机实时拍摄卷布验布机上的待测布匹图像, 并送至步骤 (2a) 的计算机;

[0013] 步骤 (2e), 对步骤 (2d) 实时拍摄的待测布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数传送至步骤 (2a) 计算机, 所述的特征参数包括织物图像的均值和方差;

[0014] 步骤 (2f), 将上述存入步骤 (2a) 计算机的标准布匹图像的特征参数和待测布匹图像的特征参数依次对比分析, 若待测布匹图像所提取的均值和方差均在步骤 (2c) 设置的检测特征参数的精度范围内, 则判断实测布匹合格; 反之则判断实测布匹存在疵点, 保存含疵点布匹图像至步骤 (2a) 的计算机;

[0015] 步骤 (2g), 判断当前检测布匹图像是否为最后一张, 若不是最后一张, 转到步骤 (2d) 继续检测;

[0016] 步骤 (2h), 通过疵点识别算法对步骤 (2f) 保存的含疵点图像进行图像算法处理完成疵点自动识别, 将疵点信息存入数据库;

[0017] 步骤 (2i), 根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况, 对当前整匹卷布进行等级评估。

[0018] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (2b) 中的疵点检测算法为基于小波变换和投影法结合的图像处理方法, 其具体步骤为:

[0019] 步骤 (3a), 对所述标准布匹图像进行灰度变换;

[0020] 步骤 (3b), 对步骤 (3a) 所得布匹图像进行 3×3 均值滤波;

[0021] 步骤 (3c), 对步骤 (3b) 所得布匹图像进行直方图均衡化;

[0022] 步骤 (3d), 对步骤 (3c) 所得布匹图像进行一层正交小波分解;

[0023] 步骤 (3e), 对步骤 (3d) 所得布匹图像的纬向子图像和经向子图像进行基于投影法的特征参数提取, 并将特征参数保存至步骤 (2a) 的计算机。

[0024] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (3d) 中对步骤 (3c) 所得布匹图像进行一层正交小波分解采用的小波基为长度为 8 的 Daubechies4 小波。

[0025] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (3e) 中对步骤 (3d) 所得布匹图像进行基于投影法的特征参数提取, 并将特征参数保存至步骤 (2a) 的计算机, 具体步骤为如下:

[0026] 步骤 (5a), 对步骤 (3c) 所得纬向子图像进行水平投影; 设置一个滑动窗口从上到下依次扫描纬向子图像, 计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_h(i)$ 和方差投影值 $V_h(i)$;

[0027] 步骤 (5b), 对步骤 (3c) 所得经向子图像进行垂直投影; 设置一个滑动窗口从左到右依次扫描经向子图像, 计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_v(i)$ 和方差投影值 $V_v(i)$;

[0028] 步骤 (5c) 将步骤 (5a) 的灰度均值投影值数组 $E_h(i)$ 和方差投影值数组 $V_h(i)$ 和步骤 (5b) 中的灰度均值投影值数组 $E_v(i)$ 和方差投影值数组 $V_v(i)$ 保存至步骤 (2a) 的计算机。

[0029] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (2h) 中的疵点识别算法为基于最优阈值分割的图像处理方法, 其具体步骤为:

- [0030] 步骤 (6a), 对含疵点图像进行灰度变换 ;
- [0031] 步骤 (6b), 对步骤 (6a) 所得布匹图像进行中值滤波 ;
- [0032] 步骤 (6c), 对步骤 (6b) 所得布匹图像进行非线性拉伸 ;
- [0033] 步骤 (6d), 对步骤 (6c) 所得布匹图像进行最优阈值的求解 ;
- [0034] 步骤 (6e), 根据步骤 (6d) 所得最优阈值对步骤 (6c) 所得图像进行二值化处理 ;
- [0035] 步骤 (6f), 对步骤 (6e) 所得二值化图像进行腐蚀和膨胀 ;
- [0036] 步骤 (6g), 对步骤 (6f) 所得图像进行连通域标记 ;
- [0037] 步骤 (6h), 对步骤 (6g) 所得连通域进行疵点特征提取, 根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分, 并将疵点信息存入数据库。

[0038] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (6d) 中最优阈值的求解是基于图像二维最大熵的选择方法。

[0039] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述图像二维最大熵的选择是基于改进量子旋转门的量子遗传算法进行的, 其具体步骤如下 :

[0040] 步骤 (8a), 设置种群规模 popsize, 运行总代数 gen, 运行代数 $g = 1$, 变异概率 p_m ;

[0041] 步骤 (8b), 种群初始化 : 设定变量初值, 随机产生 n 个染色体, 并将各个个体的量子概率幅初始化为 $\frac{1}{\sqrt{2}}$;

[0042] 步骤 (8c), 种群测量 : 对每个个体进行一次坍塌测量, 使每个个体从不确定的概率状态转换为确定状态 ;

[0043] 步骤 (8d), 计算适应度值 : 对测量值进行适应度评估, 记录最优适应度值的个体为下一步进化的目标值 ; 所述适应度函数为图像二维熵的最大值, 由公式 (1) 求得 :

$$[0044] \quad \text{Max} \{ \Phi(s, t) \} = \text{Max} \{ \log[P_1(1-P_1)] + H_1/P_1 + (H_L - H_1)/(1-P_1) \}$$

[0045] (1)

[0046] 其中, $\Phi(s, t)$ 代表图像的二维熵, s 代表像素, t 代表领域像素均值, P_1 代表目标区 ($0 \leq i < s, 0 \leq j < t$) 的概率累计分布, H_L 代表 $L \times L$ 区域的二维熵, H_1 代表目标区的二维熵, 且 :

$$[0047] \quad H_L = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p_{ij} \log p_{ij} \quad (2)$$

$$[0048] \quad H_1 = - \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

$$[0049] \quad P_1 = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \log p_{ij} \quad (4)$$

[0050] 其中 p_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其领域灰度均值为 j 的像素点的联合概率密度, i 为像素灰度, j 为领域灰度, 且 $0 \leq i, j \leq L-1$, p_{ij} 可由公式 (5) 求得 :

$$[0051] \quad p_{ij} = i \frac{f_{ij}}{N} \quad (5)$$

[0052] 式中, f_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其邻域灰度均值为 j 的像素点数, N 为总像素点数 ;

[0053] 步骤 (8e), 对步骤 (8d) 所得最优个体进行混沌搜索, 如果所得个体适应度值小于原最优适应度值, 则更新最优个体和对应的适应度值;

[0054] 步骤 (8f), 令 $g = g+1$, 如果 $g > g_{\text{en}}$, 则转步骤 (8j);

[0055] 步骤 (8g) 种群更新: 利用量子旋转门对个体实施调整, 得到新的种群;

[0056] 步骤 (8h) 种群变异: 根据变异概率对种群个体进行变异操作;

[0057] 步骤 (8i) 返回步骤 (8c);

[0058] 步骤 (8j) 输出最优个体及其适应度值。

[0059] 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (6h) 中对步骤 (6g) 所得连通域进行疵点特征提取, 根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分, 其具体步骤为:

[0060] 步骤 (9a), 将疵点分为非连续性疵点与续性疵点, 具体步骤如下:

[0061] 遍历步骤 (6g) 所得图像, 计算连通域个数若连通域个数为 1, 判定疵点为非连续性疵点, 若连通域个数大于 1, 判定疵点为连续性疵点;

[0062] (9b), 对于 (9a) 中出现的非连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点长度 Length、面积 Sarea、经纬长之比 VH_compare。所述疵点特征计算步骤如下:

[0063] (i) 计算疵点长度。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计所有行中目标像素个数的最大值, 最大值为疵点的纬向长度 Hlength, 同理得到疵点的经向长度 Vlength, 选取经向长度和纬向长度中较大的作为疵点长度, 根据公式 (6) 换算为实际疵点长度,

[0064]
$$\text{Length} = \text{length} \times \text{pix} \quad (6)$$

[0065] length 为图像中疵点长度像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度。

[0066] (ii) 计算疵点面积。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计整幅图像中目标像素的总数目, 目标像素的总数目为疵点面积, 根据公式 (7) 换算为实际疵点面积,

[0067]
$$\text{Sarea} = \text{sarea} \times \text{pix} \times \text{pix} \quad (7)$$

[0068] sarea 为图像中疵点面积像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度;

[0069] (iii) 计算疵点经纬长之比。根据步骤 (i) 中得到的经向长度 Vlength 和纬向长度 Hlength, 以及公式 (8) 计算经纬长的比值;

[0070]
$$\text{VH_compare} = \text{Vlength} / \text{Hlength} \quad (8)$$

[0071] (9c), 对于 (9a) 中出现的连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点面积 Sarea, 所述疵点面积计算如下:

[0072] 遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计整幅图像中目标像素的总数目, 目标像素的总数目为疵点面积, 根据公式 (7) 换算为实际疵点面积;

[0073] (9d), 根据步骤 (9b) 和 (9c) 所得疵点特征信息细分疵点类型并根据美标四分制评分标准进行打分。

[0074] 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (2i) 中, 根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况, 对当前整匹卷布进行等级评估, 其具体步骤为:

[0075] (10a), 统计步骤 (2h) 数据库中保存的疵点总扣分;

[0076] (10b), 根据布匹等级评估标准给布料评级。

[0077] 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 步骤 (2a) 和步骤 (2d) 中所述摄像机拍摄的图像分辨率为 900*900 像素。

[0078] 本发明的有益效果是：本发明采用基于小波变换和投影法结合的布匹疵点检测算法取代传统人工检测，克服了人工目测的劳动强度大、误检率高、漏检率高等缺陷，并且采用基于最优阈值分割算法对含疵点图像进行离线识别，对疵点进行分类及打分，具有识别种类多、打分精确等优点。

附图说明

[0079] 图 1 是本发明基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法流程图；

[0080] 图 2 是本发明布匹的标准图像的处理算法流程图；

[0081] 图 3 是本发明布待测布匹图像的处理算法流程图；

[0082] 图 4 是本发明含疵点图像疵点识别算法流程图；

[0083] 图 5 是本发明基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置结构示意图。

具体实施方式

[0084] 下面将结合说明书附图，对本发明作进一步的说明。

[0085] 如图 1-5 所示，一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别装置，包括计算机 1、横梁装置 7、大功率 LED 灯 6、摄像机 2 和布匹 3，所述布匹 3 设置在卷布机 4 与导布辊 5 之间，摄像机 2 固定在横梁装置 7 上，所述摄像机 2 与计算机 1 通过通信线相连接，所述大功率 LED 灯 6 固定在横梁装置 7 上，且均匀分布于布匹 3 上方。

[0086] 一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法，包括以下步骤：

[0087] 步骤 (2a)，利用摄像机拍摄无疵点的布匹图像，并将获取的布匹图像作为标准布匹图像送入计算机；

[0088] 步骤 (2b)，对步骤 (2a) 标准布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数存储于计算机，所述的特征参数包括织物图像的均值和方差；

[0089] 步骤 (2c)，根据用户要求设定检测特征参数的精度范围；并将特征参数的精度范围存入步骤 (2a) 的计算机；

[0090] 步骤 (2d)，利用摄像机实时拍摄卷布验布机上的待测布匹图像，并送至步骤 (2a) 的计算机；

[0091] 步骤 (2e)，对步骤 (2d) 实时拍摄的待测布匹图像进行疵点检测算法处理并提取相应的特征参数传送至步骤 (2a) 计算机，所述的特征参数包括织物图像的均值和方差；

[0092] 步骤 (2f)，将上述存入步骤 (2a) 计算机的标准布匹图像的特征参数和待测布匹图像的特征参数依次对比分析，若待测布匹图像所提取的均值和方差均在步骤 (2c) 设置的检测特征参数的精度范围内，则判断实测布匹合格；反之则判断实测布匹存在疵点，保存含疵点布匹图像至步骤 (2a) 的计算机；

[0093] 步骤 (2g)，判断当前检测布匹图像是否为最后一张，若不是最后一张，转到步骤 (2d) 继续检测；

[0094] 步骤 (2h)，通过疵点识别算法对步骤 (2f) 保存的含疵点图像进行图像算法处理完成疵点自动识别，将疵点信息存入数据库；

[0095] 步骤 (2i)，根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况，对当前整匹卷布进行等级评估。

[0096] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述步骤(2b)中的疵点检测算法为基于小波变换和投影法结合的图像处理方法,其具体步骤为:

[0097] 步骤(3a),对所述标准布匹图像进行灰度变换;

[0098] 步骤(3b),对步骤(3a)所得布匹图像进行3*3均值滤波;

[0099] 步骤(3c),对步骤(3b)所得布匹图像进行直方图均衡化;

[0100] 步骤(3d),对步骤(3c)所得布匹图像进行一层正交小波分解;

[0101] 步骤(3e),对步骤(3d)所得布匹图像的纬向子图像和经向子图像进行基于投影法的特征参数提取,并将特征参数保存至步骤(2a)的计算机。

[0102] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述步骤(3d)中对步骤(3c)所得布匹图像进行一层正交小波分解采用的小波基为长度为8的Daubechies4小波。

[0103] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述步骤(3e)中对步骤(3d)所得布匹图像进行基于投影法的特征参数提取,并将特征参数保存至步骤(2a)的计算机,具体步骤为如下:

[0104] 步骤(5a),对步骤(3c)所得纬向子图像进行水平投影;设置一个滑动窗口从上到下依次扫描纬向子图像,计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_h(i)$ 和方差投影值 $V_h(i)$;

[0105] 步骤(5b),对步骤(3c)所得经向子图像进行垂直投影;设置一个滑动窗口从左到右依次扫描经向子图像,所述滑动窗口的宽为45像素,高为10像素,计算图像在滑动窗口内的灰度均值投影值 $E_v(i)$ 和方差投影值 $V_v(i)$;

[0106] 步骤(5c)将步骤(5a)的灰度均值投影值数组 $E_h(i)$ 和方差投影值数组 $V_h(i)$ 和步骤(5b)中的灰度均值投影值数组 $E_v(i)$ 和方差投影值数组 $V_v(i)$ 保存至步骤(2a)的计算机。

[0107] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述步骤(2h)中的疵点识别算法为基于最优阈值分割的图像处理方法,其具体步骤为:

[0108] 步骤(6a),对含疵点图像进行灰度变换;

[0109] 步骤(6b),对步骤(6a)所得布匹图像进行中值滤波;

[0110] 步骤(6c),对步骤(6b)所得布匹图像进行非线性拉伸;

[0111] 步骤(6d),对步骤(6c)所得布匹图像进行最优阈值的求解;

[0112] 步骤(6e),步骤(6e),根据步骤(6d)所得最优阈值对步骤(6c)所得图像进行二值化处理;

[0113] 步骤(6f),对步骤(6e)所得二值化图像进行腐蚀和膨胀;

[0114] 步骤(6g),对步骤(6f)所得图像进行连通域标记;

[0115] 步骤(6h),对步骤(6g)所得连通域进行疵点特征提取,根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分,并将疵点信息存入数据库。

[0116] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述步骤(6d)中最优阈值的求解是基于图像二维最大熵的选择方法,即采用由图像像素灰度 s 和邻域平均灰度 t 构成的二维阈值向量 (s, t) 搜索图像的最优阈值。

[0117] 前述的一种基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,所述图像二维最大熵的

选择是基于改进量子旋转门的量子遗传算法进行的,其具体步骤如下:

[0118] 步骤 (8a) 设置种群规模 popsize, 运行总代数 gen, 运行代数 $g = 1$, 变异概率 p_m ;

[0119] 步骤 (8b), 种群初始化: 设定变量初值, 随机产生 n 个染色体, 并将各个个体的量子概率幅初始化为 $\frac{1}{\sqrt{2}}$;

[0120] 步骤 (8c), 种群测量: 对每个个体进行一次坍塌测量, 使每个个体从不确定的概率状态转换为确定状态;

[0121] 步骤 (8d), 计算适应度值: 对测量值进行适应度评估, 记录最优适应度值的个体为下一步进化的目标值; 所述适应度函数为图像二维熵的最大值, 由公式 (1) 求得:

$$[0122] \quad \text{Max} \{ \Phi(s, t) \} = \text{Max} \{ \log[P_1(1-P_1)] + H_1/P_1 + (H_L - H_1)/(1-P_1) \}$$

[0123] (1)

[0124] 其中, $\Phi(s, t)$ 代表图像的二维熵, s 代表像素, t 代表领域像素均值, P_1 代表目标区 ($0 \leq i < s, 0 \leq j < t$) 的概率累计分布, H_L 代表 $L \times L$ 区域的二维熵, H_1 代表目标区的二维熵, 且:

$$[0125] \quad H_L = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p_{ij} \log p_{ij} \quad (2)$$

$$[0126] \quad H_1 = - \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

$$[0127] \quad P_1 = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \log p_{ij} \quad (4)$$

[0128] 其中 p_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其领域灰度均值为 j 的像素点的联合概率密度, i 为像素灰度, j 为领域灰度, 且 $0 \leq i, j \leq L-1$, p_{ij} 可由公式 (5) 求得:

$$[0129] \quad p_{ij} = i \frac{f_{ij}}{N} \quad (5)$$

[0130] 式中, f_{ij} 代表图像中点灰度为 i 及其邻域灰度均值为 j 的像素点数, N 为总像素点数;

[0131] 步骤 (8e), 对步骤 (8d) 所得最优个体进行混沌搜索, 如果所得个体适应度值小于原最优适应度值, 则更新最优个体和对应的适应度值;

[0132] 步骤 (8f), 令 $g = g+1$, 如果 $g > \text{gen}$, 则转步骤 (8j);

[0133] 步骤 (8g) 种群更新: 利用量子旋转门对个体实施调整, 得到新的种群;

[0134] 步骤 (8h) 种群变异: 根据变异概率对种群个体进行变异操作;

[0135] 步骤 (8i) 返回步骤 (8c);

[0136] 步骤 (8j) 输出最优个体及其适应度值。

[0137] 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (6h) 中对步骤 (6g) 所得连通域进行疵点特征提取, 根据疵点特征判断疵点类型并对疵点图像进行打分, 其具体步骤为:

[0138] 步骤 (9a), 将疵点分为两大类, 一类为非连续性疵点, 非连续疵点由一个形状较大疵点的疵点构成, 另一类为连续性疵点, 连续性疵点有若干小疵点构成, 具有连续性。具体

步骤如下：

[0139] 遍历步骤 (6g) 所得图像, 计算连通域个数若连通域个数为 1, 判定疵点为非连续性疵点, 若连通域个数大于 1, 判定疵点为连续性疵点；

[0140] 步骤 (9b), 对于步骤 (9a) 中出现的非连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点长度 Length、面积 Sarea、经纬长之比 VH_compare。所述疵点特征计算步骤如下：

[0141] (i) 计算疵点长度。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计所有行中目标像素个数的最大值, 最大值为疵点的纬向长度 Hlength, 同理得到疵点的经向长度 Vlength, 选取经向长度和纬向长度中较大的作为疵点长度, 根据公式 (6) 换算为实际疵点长度,

[0142]
$$\text{Length} = \text{length} \times \text{pix} \quad (6)$$

[0143] length 为图像中疵点长度像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度。

[0144] (ii) 计算疵点面积。遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计整幅图像中目标像素的总数目, 目标像素的总数目为疵点面积, 根据公式 (7) 换算为实际疵点面积,

[0145]
$$\text{Sarea} = \text{sarea} \times \text{pix} \times \text{pix} \quad (7)$$

[0146] sarea 为图像中疵点面积像素数, pix 为每像素代表实际布匹的长度；

[0147] (iii) 计算疵点经纬长之比。根据步骤 (i) 中得到的经向长度 Vlength 和纬向长度 Hlength, 以及公式 (8) 计算经纬长的比值；

[0148]
$$\text{VH_compare} = \text{Vlength} / \text{Hlength} \quad (8)$$

[0149] 步骤 (9c), 对于 (9a) 中出现的连续性疵点, 记录疵点特征信息, 疵点特征包括疵点面积 Sarea, 所述疵点面积计算如下：

[0150] 遍历步骤 (6g) 所得图像, 统计整幅图像中目标像素的总数目, 目标像素的总数目为疵点面积, 根据公式 (7) 换算为实际疵点面积；

[0151] 步骤 (9d), 根据步骤 (9b) 和 (9c) 所得疵点特征信息细分疵点类型并根据美标四分制评分标准进行打分, 具体步骤如下：

[0152] (i) 对于步骤 (9b) 的非连续性疵点, 疵点类型判别如下：

[0153] 若 $\text{VH_compare} \geq 2$, 判定为经向疵点,

[0154] 若 $\text{VH_compare} \leq 0.5$, 判定为纬向疵点；

[0155] 若 $0.5 < \text{VH_compare} < 2$, 判定为区域型疵点；

[0156] 根据美标四分制评分标准, 经向疵点和纬向疵点打分情况如下：

[0157] 若 $0 < \text{Length} \leq 3$ 英寸, 扣 1 分；

[0158] 若 $3 < \text{Length} \leq 6$ 英寸, 扣 2 分；

[0159] 若 $6 < \text{Length} \leq 9$ 英寸, 扣 3 分；

[0160] 若 $\text{Length} > 9$ 英寸, 扣 4 分；

[0161] 根据美标四分制评分标准, 区域型疵点均扣 4 分。

[0162] (ii) 对于步骤 (9c) 的连续性疵点, 直接扣 4 分。

[0163] 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法, 所述步骤 (2i) 中, 根据步骤 (2h) 数据库中保存的疵点打分情况, 对当前整匹卷布进行等级评估, 其具体步骤为：

[0164] (10a), 统计步骤 (2h) 数据库中保存的疵点总扣分；

[0165] (10b), 根据布匹等级评估标准给布料评级, 具体为：以一百平方码 (1 码 = 0.9144 米) 布料长度的评分总和为标准。若疵点评分超过 40 分, 该布料被评为次级, 即不合标准,

反之,该布料被评为首级。根据公式(10)计算 100 平方米平均扣分数,

[0166] $100 \text{ 平方米平均扣分数} = (\text{总扣分} \times 100 \times 36) / \text{检查总码数} \times \text{规格幅宽 (英寸)}$

(10) 前述的基于机器视觉的布匹疵点自动检测识别方法,步骤 (2a) 和步骤 (2d) 中所述摄像机拍摄的图像分辨率为 900*900 像素。

[0167] 上述实例只描述了本发明的技术基本原理、主要特征和优点,基于本发明思想的其他实施方式,均在本发明的保护范围之内。

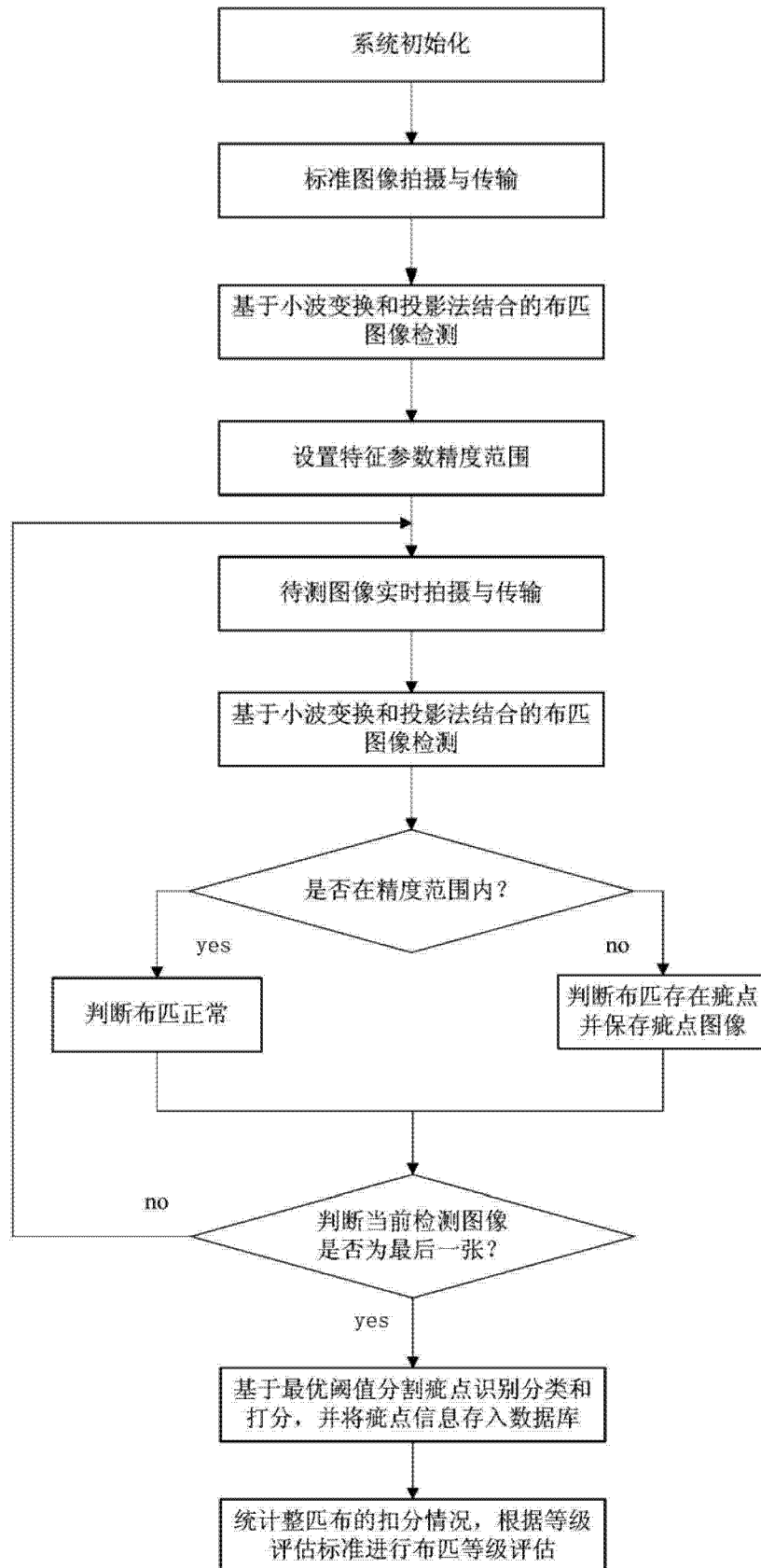


图 1

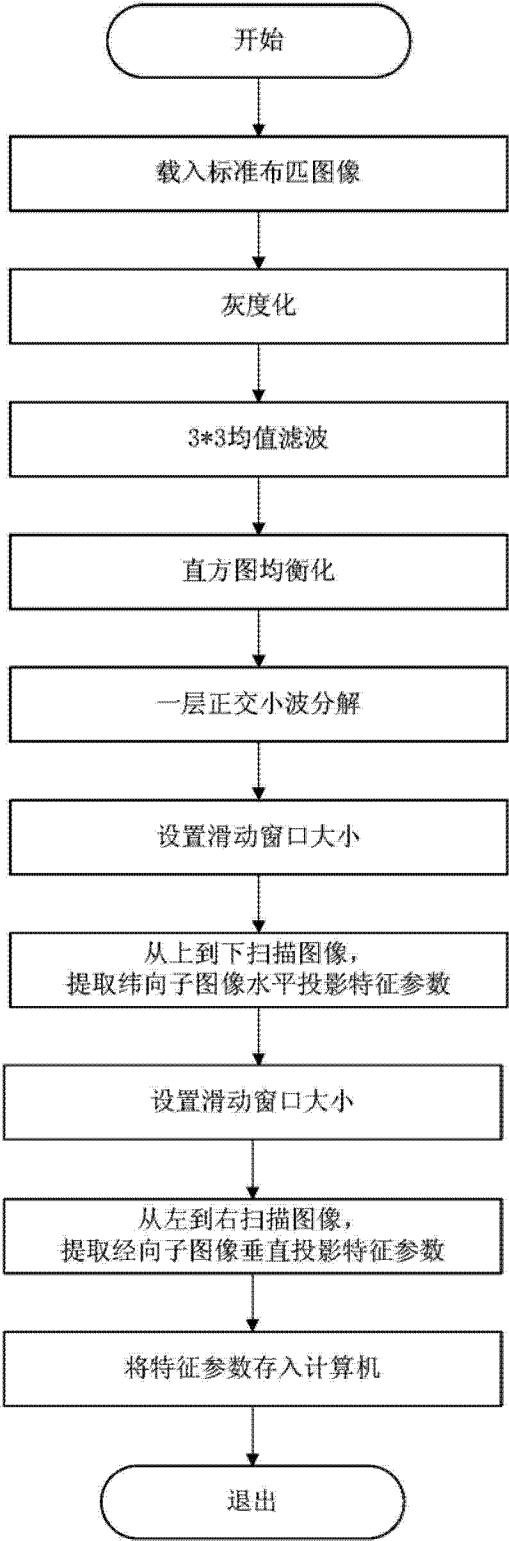


图 2

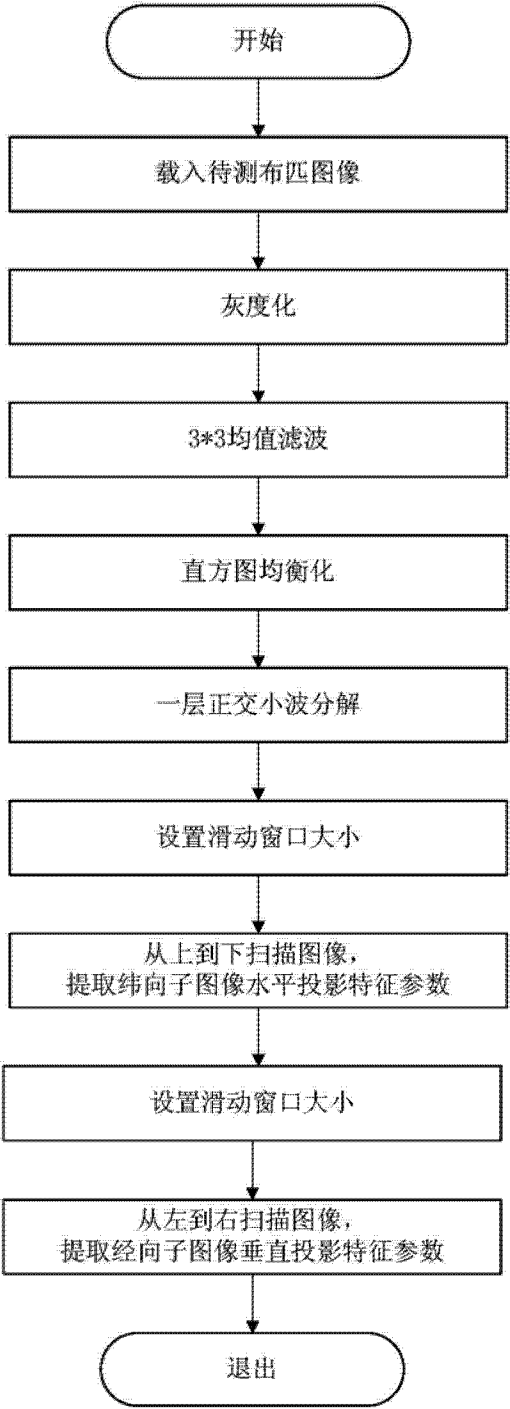


图 3

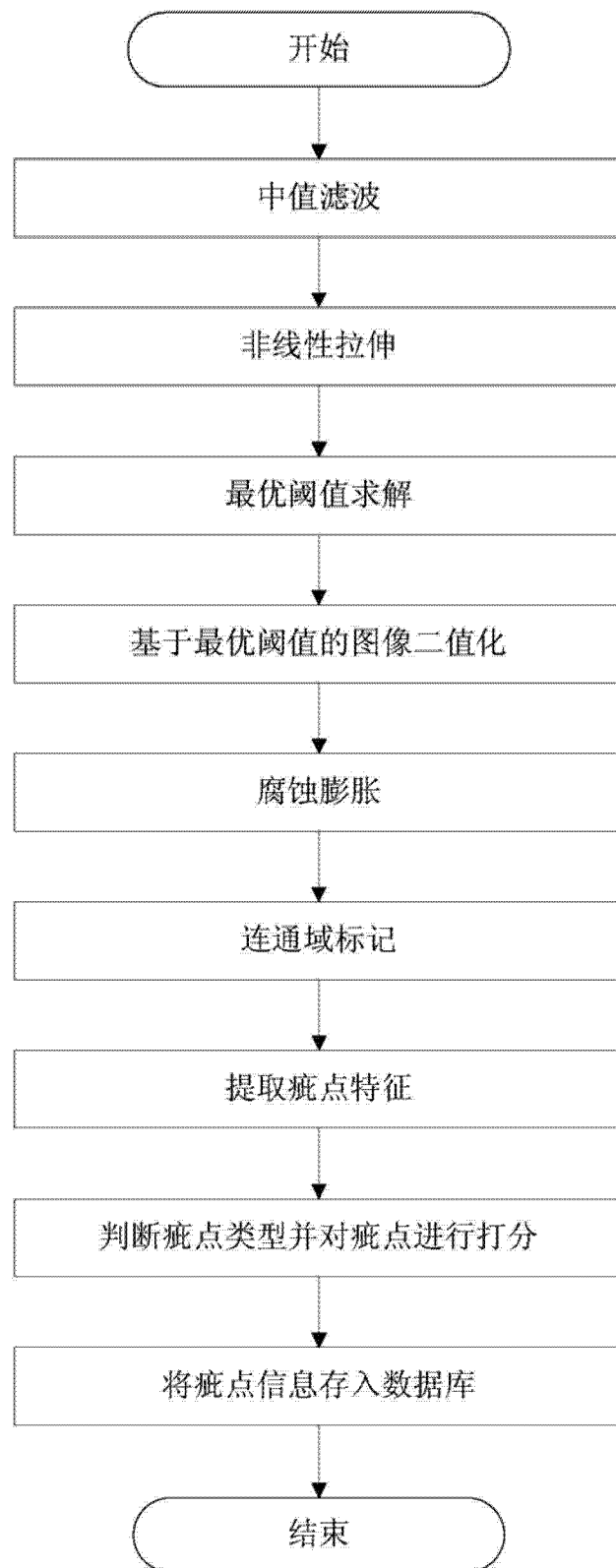


图 4

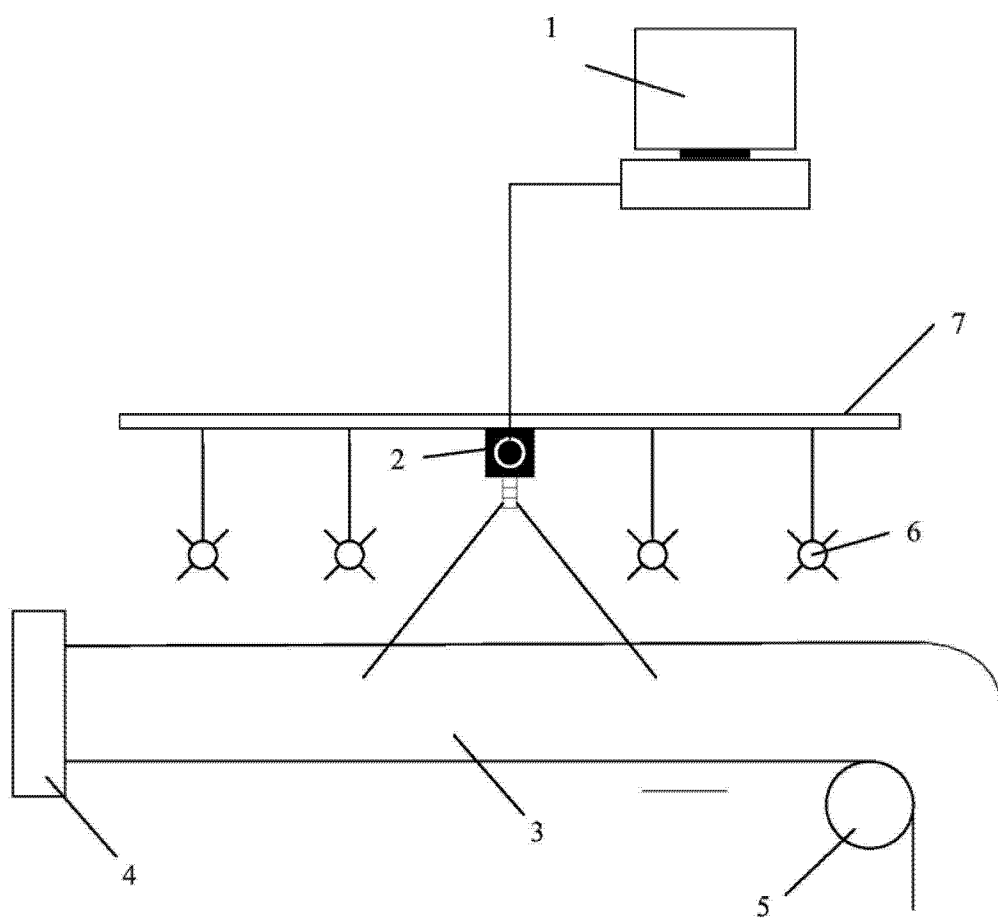


图 5