



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103077529 A

(43) 申请公布日 2013. 05. 01

(21) 申请号 201310061389. 6

(22) 申请日 2013. 02. 27

(71) 申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)西
源大道 2006 号

(72) 发明人 刘贵松 屈鸿 邱钊 蔡庆
解修蕊 陈文字 王晓彬

(74) 专利代理机构 成都华典专利事务所(普通
合伙) 51223

代理人 徐丰 杨保刚

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

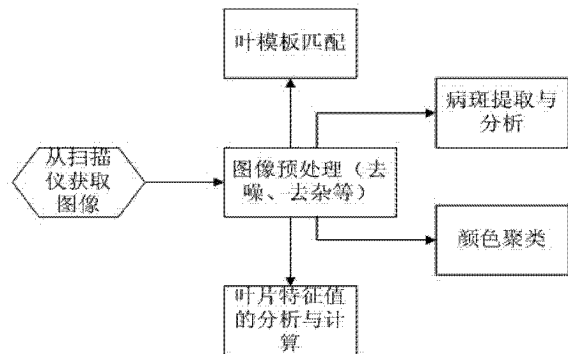
权利要求书4页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

基于图像扫描的植物叶片特征分析系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于图像扫描的植物叶片特征分析系统,其包括以下步骤:(1) 图像预处理,(2) 叶子图像特征分析计算,(3) 叶片模板匹配,(4) 颜色聚类,(5) 病斑分析。本发明具有很高的自动化水平,减少了分析过程中的人工操作,提高了自动化的程度,同时免除了人工操作引入的误差;相较传统的 canny 算子、罗盘算子,有更快地执行效率;具有较高的精确性。能够对残叶进行自动补全操作,并且可以自动计算残叶被补全的面积。



1. 基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,其包括以下步骤:

(1)、图像预处理

将从扫描仪获取的叶子图像进行图像预处理,去除图像中存在的杂点;

(2)、叶子图像特征分析计算

①采用大律法对预处理过后的图像进行阈值分割,得到一个二值图像;

②采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割;

③将形态学滤波后得到的图像进行形态学梯度检测,得到叶片和叶柄的轮廓;再根据得到的轮廓计算叶片和叶柄的周长与面积,对得到的轮廓进行增长方向检测,得出叶子的锯齿数目,并将得到的参数保存到数据表中;

(3)、叶片模板匹配

①将模板图像和预处理过的残叶图片转化为灰度图像;

②采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测;

③根据关键点计算图像的特征向量;

④根据图像特征向量进行匹配,如果达到设定的匹配值,则认为匹配成功,绘出匹配轮廓,对残叶图片进行补全;

(4)、颜色聚类

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,将健康的叶子颜色从叶子分离出去;

④使用 k 均值方法对非健康叶片颜色在 YUV 颜色空间进行聚类;

(5)、病斑分析

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,将健康的叶子的颜色从叶子从分离出去;

④运用边缘检测的方法根据用户指定的病斑的大致区域提取的病斑的边缘;

⑤对病斑边缘进行调整,使之更加精细的覆盖病斑;

⑥计算病斑面积并得出计算结果。

2. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(1)中所述的图像预处理的方法为:采用中值滤波,将数字序列中一点的值用该点的一个邻域中各点值的均值代替,让周围的像素值接近真实值,从而消除孤立的噪声点;中值滤波去除图像的噪声方法为:遍历图像,求每个像素点和与其八连通像素点的平均灰度值,将该像素点的灰度值设为平均灰度值。

3. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(2)中大律法对预处理过后的图像进行阈值分割的步骤如下:

Step1:遍历图像,求取图像最大最小灰度值 \min , \max ;

Step2: 让阈值 t 依次取 $[\min, \max]$ 之间的值,取 t 时,前景点数占图像比例为 w_0 , 平均灰度为 u_0 ,背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 u_1 ,图像的总平均灰度为: $u=w_0*u_0+w_1*u_1$;求取 T ,使得当 $t = T$ 时,使 $g=w_0*(u_0-u)^2 +w_1*(u_1-u)^2$ 取得最大值;

Step3: 用阈值 T 对图像进行分割,当图像的灰度值大于 T ,将该像素灰度值设为 255,

若该像素点的灰度值小于 T,将该像素点的灰度值设为 0,完成对图像的阈值分割。

4. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(2)中所述的采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割的方法为:采用同一个核来对图像先进行腐蚀后进行膨胀,在实现叶子分割的前提下保证图像特征不丢失,具体包括以下步骤:A、将输入的图像进行二值化操作,得到二值化图像;B、利用基于最小二乘法的椭圆拟合算法寻找二值图像的椭圆形包络,找到椭圆包络的短轴 w;C、取短轴的一半作为图像形态学操作的结构元素 s 的边长,以该结构元素对图像进行腐蚀,这样叶子的叶柄就从图像中去除掉了;接下来以结构元素对图像进行膨胀,这样就得到了一个不含叶柄的叶片;D、将初始的二值图像与腐蚀膨胀后的图像做相减,找到最大的那个块,就得到了叶柄图像 p1;E、将最初的二值图像与叶柄图像相减,得到叶片图像 p2;这样就完成了叶子叶片和叶柄的自动分割;

叶片阈值分割:对叶子图片进行阈值分割时采用大津法,具体步骤是:A、对图像进行遍历找到图像的最小灰度值 w,记 $t=w$ 为前景与背景的分割阈值;B、再次遍历图像,前景点数占图像比例为 w_0 , 平均灰度为 u_0 ,背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 u_1 ,图像的总平均灰度为: $u=w_0*u_0+w_1*u_1$;C、从最小灰度值到最大灰度值遍历 t,当 t 使得值 $g=w_0*(u_0-u)^2 + w_1*(u_1-u)^2$ 最大时 t 即为分割的最佳阈值;D、以 t 为阈值对图像进行分割,灰度值大于 t 的分为前景,值为 1,灰度值小于 t 的为背景,值为 0;

叶子边缘检测:对二值图像进行边缘检测,我们采用的是形态学腐蚀膨胀的方法;具体步骤如下:A、构建一个 3*3 的结构元素,用于以后对图像的形态学操作;B、对二值图像进行腐蚀操作,达到去除图像的边缘部分的效果;C、用原二值图像减去腐蚀后的图像,得到图像的轮廓;D、提取图像轮廓,将其保存在一个数组队列中。

5. 根据权利要求 4 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(2)中采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割的具体方法为:

Step1: 使用最小二乘法对叶子二值图像进行椭圆拟合,拟合椭圆求取过程为:构建一个椭圆函数, $Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F=0$, 计算二值图像边缘轮廓上的点到椭圆的距离,使轮廓上的所有点到椭圆的距离和最小;即求使函数 $f(A, B, C, D, E, F) = \sum (Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F)^2$ 取得最小值的参数值,通过求导数

$$\frac{\partial f}{\partial A} = \frac{\partial f}{\partial B} = \frac{\partial f}{\partial C} = \frac{\partial f}{\partial D} = \frac{\partial f}{\partial E} = \frac{\partial f}{\partial F} = 0, \text{ 得到所求椭圆, 找到该图像的椭圆包络;}$$

Step2: 以该椭圆短半轴为腐蚀结构元素的边长对二值图像进行腐蚀操作,然后用该结构元素对图像进行膨胀操作,使图像未被完全腐蚀的部分恢复为原来的图像,得到图像 Img_2 ;

Step3: 原始的二值图像与图像 Img_2 做差值运算,得到图像 Img_3 , Img_3 即为叶柄图像;

Step4: 原始的二值图像与叶柄图像 Img_3 做差值运算,得到图像 Img_4 , Img_4 即为叶片图像。

6. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(2)中所述的将形态学滤波后得到的图像进行形态学梯度检测,得到叶片和叶柄的轮廓的方法为:采用了一种针对二值图像的边缘检测方法,该方法的具体检测步骤如下:

Step1:构建一个 3*3 的结构元素 S,作为以后腐蚀图像的核;

Step2:用结构元素来腐蚀二值图像,得到图像 Img5,该图像即为损失边缘的二值图像;

Step3:用腐蚀前的二值图像与腐蚀后的图像 Img5 做差值运算,得到图像 Img6,Img6 即为图像的轮廓。

7. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(3)中所述的采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测的方法为:尺度空间极值检测,搜索所有尺度上的图像位置,通过高斯微分函数来识别潜在的对于尺度和旋转不变的兴趣点;关键点的定位,在每个候选的位置上,通过一个拟合精细的模型来确定位置和尺度,关键点的选择依据于它们的稳定程度;方向的确定,基于图像局部的梯度方向,分配给每个关键点位置一个或多个方向,所有后面的对图像数据的操作都相对于关键点的方向、尺度和位置进行变换,从而提供对于这些变换的不变性;关键点描述,在每个关键点周围的邻域内,在选定的尺度上测量图像局部的梯度,这些梯度被转换成一种表示,这种表示允许比较大的局部形状的变形和光照变化,这样就找到了图像的关键点。

8. 根据权利要求 7 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,步骤(3)中所述的采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测的具体步骤为:

Step1:空间尺度上进行极值检测,首先对图像进行高斯平滑,构建 5 层 5 组的高斯金字塔;构建过程如下:首先对原图像进行高斯平滑,平滑函数如下:

$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$, 高斯函数如下: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$, σ 的取值为

1.6,然后将 σ 乘以一个比例系数 k 作为新的平滑因子来平滑第一组第二层,得到第一组第三层,重复 5 次,得到 5 层,他们分别对应的平滑参数为 0, σ , $k\sigma$, $k^2\sigma$, $k^3\sigma$,将最后一幅图像做比例因子为 2 的降采样,得到第二组的第一层,然后按照第一组的操作依次得到第二组第二层、第三层,直到第五层,重复上面的操作创建第三层、第四层、第五层,这样就得到了一个高斯金字塔,接下来创建 DoG 金字塔,DoG 金字塔是由高斯金字塔构造出来的,他的第一组第一层是由高斯金字塔的第一组第二层减第一组第一层,他的第一组第二层是由高斯金字塔的第一组第三层减第一组第二层得到,每组都这样就生成了一个 DoG 金字塔,用函数表示为: $D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$, 得到 DoG 金字塔后,寻找 3*3*3 邻域的极值点,这样就找到了空间尺度上的极值点;

Step2:关键点精确定位,通过拟和三维二次函数以精确确定关键点的位置和尺度,同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点,以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力,空间尺度函数泰勒展开式如下:

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (1)$$

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (2)$$

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (3)$$

对 (4) 求导, 并令其为 0, 得到精确地位置 (5), 在已经检测到的特征点中, 要去掉低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点, 去掉低对比度的点: 把公式 (5) 代入到公式 (4), 可得公式 (6), 如果 (6) 的值大于 0.03, 该特征点就保存下来, 否则丢弃;

Step3: 关键点方向匹配, 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数, 使算子具备旋转不变性, 梯度大小和方向计算如下:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))$$

将 0 ~ 360 度分到 36 个区间中, 每个区间的高度计算如下: $\sum m(x_i, y_i) * g(x_0, y_0, 1.5 \sigma)$, 其中 σ 为当前的尺度, 主方向定义为拥有最高高度的那个区间, 其他区间高度为最大高度 0.8 倍以上的区间方向可以认为是该特征点的辅方向, 这样增加了模板匹配的鲁棒性;

Step4: 当叶子模板图像和残叶图像的 SIFT 特征向量都生成后, 采用关键点特征向量的欧氏距离作为两幅图像中关键点的相似性判定度量, 取残叶图像中的某个关键点, 找出其与模板图像中欧氏距离最近的前两个关键点, 在这个两个关键点中, 如果最近的距离除以次近的距离小于 0.5, 则接受这一对匹配点, 如果匹配点数目大于 10, 则判断叶子模板与残叶匹配。

9. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统, 其特征在于, 步骤 (4) 中所述的颜色聚类的具体方法为: 使用 YUV 空间, 其中 Y 分量是亮度, UV 分量是色差, 首先选取 k (k 是聚类数目, 由用户指定) 个中心点, 然后计算每个节点到各个中心点的聚类并将其归到距离 (距离使用改点周围 3*3 的平均值与聚类中心在 UV 分量上的欧式距离) 最小的那个中心点所代表的类上, 之后再计算每个点到各自所属的类的中心点的聚类的平均值 M, 更新中心点: 选择各个类的点的平均值作为该类新的中心点, 重新计算各个点的归属 (根据他们到新的聚类中心点的距离), 重新计算 M, 当新旧 M 之间变化小到一定程度时即表示聚类结束。

10. 根据权利要求 1 所述的基于扫描图像的植物叶片特征分析系统, 其特征在于, 步骤 (5) 中所述的病斑分析的方法为: 病斑分析在 YUV 颜色空间上进行, 首先将健康叶色的颜色分离出去, 分离方法是对于每一个点, 取其周围 3*3 的平均, 然后计算其与用户选择的一个或者多个健康叶片颜色的点的差距 (用 UV 分量的欧式距离表示), 当其与任意一个健康颜色的点的差距小到一定的阈值 (由用户指定) 时即表明该点是健康颜色, 否则不是健康颜色, 然后根据用户选择的病斑的大致范围根据上文提到的边缘检测的方法检测出病斑的边缘, 之后再对该边缘进行优化, 最后计算病斑面积, 导出计算结果。

基于图像扫描的植物叶片特征分析系统

技术领域

[0001] 本发明涉及形态学图像处理领域和植物学领域,具体涉及一种采用数字形态学技术来分割处理叶片图像的检测方法、提取图像的轮廓特征值、对叶片进行模板匹配、颜色聚类和病斑分析。

背景技术

[0002] 叶面积作为标定植物生长发育、长势、遗传特性等生理生化反应过程的主要参数,广泛应用于农业科研服务和生产中。在农业气象试验、研究和常规业务观测中,叶面积是衡量作物长势、生长动态的主要指标,可为农业气象情报服务提供有效、科学、适用的数据。传统测量叶面积的方法主要有方格法、称重法、求积仪法、光电法以及调整系数法等等,这些方法在过去的研究中发挥过巨大的作用。但这些方法都分别存在着测定手续繁琐、工作量大、受仪器条件限制、误差大等缺点。专业性的叶面积仪虽然克服了部分缺点,但是价格昂贵。

[0003] 随着现代科技的发展,这些问题都可能借助于计算机图像处理和分析技术来解决。通过将对应植物数字图像输入计算机,利用图像处理技术、模式识别技术且辅助以软件系统可以实现对植物的快速识别。

[0004] 1985年,Clarke等在用叶片数字图像测量叶面积方面进行了研究,将叶片从植株上分离后,再对其进行拍照并将照片输入计算机,通过图像处理进行测量。1991年,FranzE等人将曲率用于完全可见和部份可见的叶片的边界描述。对于完全可见的叶片,将实测的曲率函数和模型相匹配即可对叶片进行辨识;对于部份可见的叶片,利用傅立叶-梅林(Fourier-Mellin)相关性变换对曲率函数进行重建后再与模型进行匹配。当叶片与茎秆的旋转角度超过 30° 时,模型要进行相应角度的旋转。2001年,纪寿文等利用图像处理测得的投影面积、叶长、叶宽等形状描述参数,对苗期的玉米和杂草进行识别,确定杂草的分布密度,为精确喷洒除草剂提高依据。但是,简单地把水平扫描的最大叶片长度定义为最大叶长,把垂直扫描的最大叶片宽度定义为最大叶宽,没有考虑图像中叶片的位置取向,误差较大。2008年,贺鹏将形状特征和纹理特征结合,然后以概率神经网络为分类器,实现对宽叶树种类的识别。

[0005] 目前叶片特征检测的精度不够高,不能实现叶子各个部分的自动分割,对病斑检测的效果不够理想。

发明内容

[0006] 本发明所要解决的技术问题是如何寻找一种能精确分割叶片图像的方法,同时要解决叶柄和叶片智能分割的问题,克服现有叶片分割方法中所存在的缺陷。

[0007] 本发明的技术方案为:基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其特征在于,其包括以下步骤:

(1)、图像预处理

将从扫描仪获取的叶子图像进行图像预处理,去除图像中存在的杂点;

(2)、叶子图像特征分析计算

①采用大律法对预处理过后的图像进行阈值分割,得到一个二值图像;

②采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割;

③将形态学滤波后得到的图像进行形态学梯度检测,得到叶片和叶柄的轮廓;再根据得到的轮廓计算叶片和叶柄的周长与面积,对得到的轮廓进行增长方向检测,得出叶子的锯齿数目,并将得到的参数保存到数据表中;

(3)、叶片模板匹配

①将模板图像和预处理过的残叶图片转化为灰度图像;

②采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测;

③根据关键点计算图像的特征向量;

④根据图像特征向量进行匹配,如果达到设定的匹配值,则认为匹配成功,绘出匹配轮廓,对残叶图片进行补全;

(4)、颜色聚类

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,对非健康的叶子颜色做聚类,将健康的叶子的颜色从叶子从分离出去;

④使用 k 均值方法对非健康叶片颜色在 YUV 颜色空间进行聚类;

(5)、病斑分析

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,将健康的叶子的颜色从叶子从分离出去;

④运用边缘检测的方法根据用户指定的病斑的大致区域提取的病斑的边缘;

⑤对病斑边缘进行调整,使之更加精细的覆盖病斑;

⑥计算病斑面积并得出计算结果。

[0008] 进一步地,步骤(1)中所述的图像预处理的方法为:采用中值滤波,将数字序列中一点的值用该点的一个邻域中各点值的均值代替,让周围的像素值接近真实值,从而消除孤立的噪声点;中值滤波去除图像的噪声方法为:遍历图像,求每个像素点和与其八连通像素点的平均灰度值,将该像素点的灰度值设为平均灰度值。

[0009] 进一步地,步骤(2)中大律法对预处理过后的图像进行阈值分割的步骤如下:

Step1:遍历图像,求取图像最大最小灰度值 \min , \max ;

Step2: 让阈值 t 依次取 $[\min, \max]$ 之间的值,取 t 时,前景点数占图像比例为 w_0 , 平均灰度为 u_0 ,背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 u_1 ,图像的总平均灰度为: $u=w_0*u_0+w_1*u_1$;求取 T ,使得当 $t = T$ 时,使 $g=w_0*(u_0-u)^2 +w_1*(u_1-u)^2$ 取得最大值;

Step3: 用阈值 T 对图像进行分割,当图像的灰度值大于 T ,将该像素灰度值设为 255,若该像素点的灰度值小于 T ,将该像素点的灰度值设为 0,完成对图像的阈值分割。

[0010] 进一步地,步骤(2)中所述的采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割的方法为:采用同一个核来对图像先进行腐蚀后进行膨胀,在实现

叶子分割的前提下保证图像特征不丢失,具体包括以下步骤:A、将输入的图像进行二值化操作,得到二值化图像;B、利用基于最小二乘法的椭圆拟合算法寻找二值图像的椭圆形包络,找到椭圆包络的短轴 w ;C、取短轴的一半作为图像形态学操作的结构元素 s 的边长,以该结构元素对图像进行腐蚀,这样叶子的叶柄就从图像中去除掉了;接下来以结构元素对图像进行膨胀,这样就得到了一个不含叶柄的叶片;D、将初始的二值图像与腐蚀膨胀后的图像做相减,找到最大的那个块,就得到了叶柄图像 $p1$;E、将最初的二值图像与叶柄图像相减,得到叶片图像 $p2$;这样就完成了叶子叶片和叶柄的自动分割;

叶片阈值分割:对叶子图片进行阈值分割时采用大律法,具体步骤是:A、对图像进行遍历找到图像的最小灰度值 w ,记 $t=w$ 为前景与背景的分割阈值;B、再次遍历图像,前景点数占图像比例为 $w0$,平均灰度为 $u0$,背景点数占图像比例为 $w1$,平均灰度为 $u1$,图像的总平均灰度为: $u=w0*u0+w1*u1$;C、从最小灰度值到最大灰度值遍历 t ,当 t 使得值 $g=w0*(u0-u)^2+w1*(u1-u)^2$ 最大时 t 即为分割的最佳阈值;D、以 t 为阈值对图像进行分割,灰度值大于 t 的分为前景,值为1,灰度值小于 t 的为背景,值为0;

叶子边缘检测:对二值图像进行边缘检测,我们采用的是形态学腐蚀膨胀的方法;具体步骤如下:A、构建一个 $3*3$ 的结构元素,用于以后对图像的形态学操作;B、对二值图像进行腐蚀操作,达到去除图像的边缘部分的效果;C、用原二值图像减去腐蚀后的图像,得到图像的轮廓;D、提取图像轮廓,将其保存在一个数组队列中。

[0011] 进一步地,步骤(2)中采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割的具体方法为:

Step1: 使用最小二乘法对叶子二值图像进行椭圆拟合,拟合椭圆求取过程为:构建一个椭圆函数, $Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F=0$,计算二值图像边缘轮廓上的点到椭圆的距离,使轮廓上的所有点到椭圆的距离和最小;即求使函数 $f(A, B, C, D, E, F) = \sum (Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F)^2$ 取得最小值的参数值,通过求导数

$$\frac{\partial f}{\partial A} = \frac{\partial f}{\partial B} = \frac{\partial f}{\partial C} = \frac{\partial f}{\partial D} = \frac{\partial f}{\partial E} = \frac{\partial f}{\partial F} = 0, \text{ 得到所求椭圆, 找到该图像的椭圆包络;}$$

Step2: 以该椭圆短半轴为腐蚀结构元素的边长对二值图像进行腐蚀操作,然后用该结构元素对图像进行膨胀操作,使图像未被完全腐蚀的部分恢复为原来的图像,得到图像 $Img2$;

Step3: 原始的二值图像与图像 $Img2$ 做差值运算,得到图像 $Img3$, $Img3$ 即为叶柄图像;

Step4: 原始的二值图像与叶柄图像 $Img3$ 做差值运算,得到图像 $Img4$, $Img4$ 即为叶片图像。

[0012] 进一步地,步骤(2)中所述的将形态学滤波后得到的图像进行形态学梯度检测,得到叶片和叶柄的轮廓的方法为:采用了一种针对二值图像的边缘检测方法,该方法的具体检测步骤如下:

Step1: 构建一个 $3*3$ 的结构元素 S ,作为以后腐蚀图像的核;

Step2: 用结构元素来腐蚀二值图像,得到图像 $Img5$,该图像即为损失边缘的二值图像;

Step3: 用腐蚀前的二值图像与腐蚀后的图像 $Img5$ 做差值运算,得到图像 $Img6$, $Img6$ 即为图像的轮廓。

[0013] 进一步地,步骤(3)中所述的采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测的方法为:尺度空间极值检测,搜索所有尺度上的图像位置,通过高斯微分函数来识别潜在的对于尺度和旋转不变的兴趣点;关键点的定位,在每个候选的位置上,通过一个拟合精细的模型来确定位置和尺度,关键点的选择依据于它们的稳定程度;方向的确定,基于图像局部的梯度方向,分配给每个关键点位置一个或多个方向,所有后面的对图像数据的操作都相对于关键点的方向、尺度和位置进行变换,从而提供对于这些变换的不变性;关键点描述,在每个关键点周围的邻域内,在选定的尺度上测量图像局部的梯度,这些梯度被转换成一种表示,这种表示允许比较大的局部形状的变形和光照变化,这样就找到了图像的关键点。

[0014] 进一步地,步骤(3)中所述的采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测的具体步骤为:

Step1:空间尺度上进行极值检测,首先对图像进行高斯平滑,构建5层5组的高斯金字塔;构建过程如下:首先对原图像进行高斯平滑,平滑函数如下:

$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$, 高斯函数如下: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$, σ 的取值为

1.6,然后将 σ 乘以一个比例系数 k 作为新的平滑因子来平滑第一组第二层,得到第一组第三层,重复5次,得到5层,他们分别对应的平滑参数为 $0, \sigma, k\sigma, k^2\sigma, k^3\sigma$,将最后一幅图像做比例因子为2的降采样,得到第二组的第一层,然后按照第一组的操作依次得到第二组第二层、第三层,直到第五层,重复上面的操作创建第三层、第四层、第五层,这样就得到了一个高斯金字塔,接下来创建 DoG 金字塔,DoG 金字塔是由高斯金字塔构造出来的,他的第一组第一层是由高斯金字塔的第一组第二层减第一组第一层,他的第一组第二层是由高斯金字塔的第一组第三层减第一组第二层得到,每组都这样就生成了一个 DoG 金字塔,用函数表示为: $D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$, 得到 DoG 金字塔后,寻找 $3*3*3$ 邻域的极值点,这样就找到了空间尺度上的极值点;

Step2:关键点精确定位,通过拟和三维二次函数以精确确定关键点的位置和尺度,同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点,以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力,空间尺度函数泰勒展开式如下:

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (1)$$

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (2)$$

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (3)$$

对(1)求导,并令其为0,得到精确地位置(2),在已经检测到的特征点中,要去掉低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点,去掉低对比度的点:把公式(2)代入到公式(1),可得公式(3),如果(3)的值大于0.03,该特征点就保存下来,否则丢弃;

Step3:关键点方向匹配,利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定

方向参数,使算子具备旋转不变性,梯度大小和方向计算如下:

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2}$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}(L(x,y+1) - L(x,y-1)) / (L(x+1,y) - L(x-1,y))$$

将 $0 \sim 360$ 度分到 36 个区间中,每个区间的高度计算如下: $\sum m(x_i, y_i) * g(x_0, y_0, 1.5 \sigma)$, 其中 σ 为当前的尺度,主方向定义为拥有最高高度的那个区间,其他区间高度为最大高度 0.8 倍以上的区间方向可以认为是该特征点的辅方向,这样增加了模板匹配的鲁棒性;

Step4: 当叶子模板图像和残叶图像的 SIFT 特征向量都生成后,采用关键点特征向量的欧氏距离作为两幅图像中关键点的相似性判定度量,取残叶图像中的某个关键点,找出其与模板图像中欧氏距离最近的前两个关键点,在这个两个关键点中,如果最近的距离除以次近的距离小于 0.5,则接受这一对匹配点,如果匹配点数目大于 10,则判断叶子模板与残叶匹配。

[0015] 进一步地,步骤(4)中所述的聚类方法为:使用 YUV 空间,其中 Y 分量是亮度,UV 分量是色差,首先选取 k(k 是聚类数目,由用户指定)个中心点,然后计算每个节点到各个中心点的聚类并将其归到距离(距离使用改点周围 3*3 的平均值与聚类中心在 UV 分量上的欧式距离)最小的那个中心点所代表的类上,之后再计算每个点到各自所属的类的中心点的聚类的平均值 M,更新中心点:选择各个类的点的平均值作为该类新的中心点,重新计算各个点的归属(根据他们到新的聚类中心点的距离),重新计算 M,当新旧 M 之间变化小到一定程度时即表示聚类结束。

[0016] 进一步地,步骤(5)中所述的病斑分析的方法为:病斑分析在 YUV 颜色空间上进行,首先将健康叶色的颜色分离出去,分离方法是对于每一个点,取其周围 3*3 的平均,然后计算其与用户选择的一个或者多个健康叶片颜色的点的差距(用 UV 分量的欧式距离表示),当其与任意一个健康颜色的点的差距小到一定的阈值(由用户指定)时即表明该点是健康颜色,否则不是健康颜色,然后根据用户选择的病斑的大致范围根据上文提到的边缘检测的方法检测出病斑的边缘,之后再对该边缘进行优化,最后计算病斑面积,导出计算结果。

[0017] 本发明有如下功能特点:

①具有很高的自动化水平,可以自动分割叶柄和叶片,相较传统的方法,减少了人工操作的过程,提高了自动化的程度,同时免除了人工操作引入的误差;

②直接对二值图像进行轮廓提取,将数字形态学的腐蚀操作方法应用到图像轮廓提取中来,相较传统的 canny 算子、罗盘算子,有更快地执行效率;

③具有较高的精确性。系统对图像处理的操作,都尽量保持较高的精度。采用数字形态学来处理图像,达到图像变化过程中尽量保持图像的细节的目的;

④能够对残叶进行自动补全操作,并且可以自动计算残叶被补全的面积;

⑤使用更加符合人眼对颜色感知的 YUV 颜色空间对病斑颜色进行聚类,相对于传统的 RGB 等颜色空间上的聚类可得到更好的效果。

附图说明

[0018] 图 1 是本发明的工作流程图;

- 图 2 是叶子图像特征提取流程图；
图 3 是叶子模板匹配(残叶补全)流程图；
图 4 是叶子颜色聚类流程图；
图 5 是病斑分析流程图；
图 6 是叶子叶柄和叶片自动分割算法流程图；
图 7 是寻找叶子边缘算法流程图；

具体实施方式

[0019] 下面结合附图以及实施例对本发明作进一步的说明。如图 1 所示,矩形框代表处理的步骤,实线代表数据处理流程。

[0020] 基于扫描图像的植物叶片特征分析系统,其包括以下步骤:

(1)、图像预处理

将从扫描仪获取的叶子图像进行图像预处理,去除图像中存在的杂点;

(2)、叶子图像特征分析计算

①采用大津法对预处理过后的图像进行阈值分割,得到一个二值图像;

②采用形态学滤波器对得到的二值图像进行处理,实现叶片和叶柄的自动分割;

③将形态学滤波后得到的图像进行形态学梯度检测,得到叶片和叶柄的轮廓;再根据得到的轮廓计算叶片和叶柄的周长与面积,对得到的轮廓进行增长方向检测,得出叶子的锯齿数目,并将得到的参数保存到数据表中;

(3)、叶片模板匹配

①将模板图像和预处理过的残叶图片转化为灰度图像;

②采用 SIFT 算法对模板图片和残叶图片进行关键点检测;

③根据关键点计算图像的特征向量;

④根据图像特征向量进行匹配,如果达到设定的匹配值,则认为匹配成功,绘出匹配轮廓,对残叶图片进行补全;

(4)、颜色聚类

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,对非健康的叶子颜色做聚类,将健康的叶子的颜色从叶子从分离出去;

④使用 k 均值方法对非健康叶片颜色在 YUV 颜色空间进行聚类;

(5)、病斑分析

①对图片进行预处理,去除杂点;

②将图片通过矩阵转换到 YUV 颜色空间;

③分离健康叶色,将健康的叶子的颜色从叶子从分离出去;

④运用边缘检测的方法根据用户指定的病斑的大致区域提取的病斑的边缘;

⑤对病斑边缘进行调整,使之更加精细的覆盖病斑;

⑥计算病斑面积并得出计算结果。

[0021] 图像预处理采用中值滤波,其原理是将数字序列中一点的值用该点的一个邻域中

各点值的均值代替,让周围的像素值接近的真实值,从而消除孤立的噪声点。中值滤波去除图像的噪声方法为:遍历图像,求每个像素点和与其八连通像素点的平均灰度值,将该像素点的灰度值设为平均灰度值。然后采用大律法对图像进行阈值分割。

[0022] 大律法分割叶片图像步骤如下:

Step1:遍历图像,求取图像最大最小灰度值 \min , \max ;

Step2: 让阈值 t 依次取 $[\min, \max]$ 之间的值,取 t 时,前景点数占图像比例为 w_0 , 平均灰度为 u_0 ,背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 u_1 ,图像的总平均灰度为: $u=w_0*u_0+w_1*u_1$;求取 T ,使得当 $t = T$ 时,使 $g=w_0*(u_0-u)^2 + w_1*(u_1-u)^2$ 取得最大值;

Step3: 用阈值 T 对图像进行分割,当图像的灰度值大于 T ,将该像素灰度值设为 255,若该像素点的灰度值小于 T ,将该像素点的灰度值设为 0,完成对图像的阈值分割。

[0023] 阈值分割之后,对叶子的二值图像进行叶柄和叶片的自动分割。对叶子进行自动分割的算法见下图 6。

[0024] 叶片和叶柄自动分割的步骤如下所示:

Step1: 使用最小二乘法对叶子二值图像进行椭圆拟合,拟合椭圆求取过程为:构建一个椭圆函数, $Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F=0$,计算二值图像边缘轮廓上的点到椭圆的距离,使轮廓上的所有点到椭圆的距离和最小。即求使函数 $f(A, B, C, D, E, F) = \sum (Ax^2+Bxy+Cy^2+Dx+Ey+F)^2$ 取得最小值的参数值,通过求导数

$$\frac{\partial f}{\partial A} = \frac{\partial f}{\partial B} = \frac{\partial f}{\partial C} = \frac{\partial f}{\partial D} = \frac{\partial f}{\partial E} = \frac{\partial f}{\partial F} = 0, \text{ 得到所求椭圆,找到该图像的椭圆包络。}$$

[0025] Step2:以该椭圆短半轴为腐蚀结构元素的边长对二值图像进行腐蚀操作(该结构元素可以确保把叶子的叶柄部分完全腐蚀掉)。然后用该结构元素对图像进行膨胀操作,使图像未被完全腐蚀的部分恢复为原来的图像,得到图像 Img_2 。

[0026] Step3:原始的二值图像与图像 Img_2 做差值运算,得到图像 Img_3 。 Img_3 即为叶柄图像。

[0027] Step4:原始的二值图像与叶柄图像 Img_3 做差值运算,得到图像 Img_4 , Img_4 即为叶片图像。

[0028] 要对叶子的各个部分做特征分析与提取,关键是要找到其轮廓。这里我们没有采用传统的 Canny 算子或算子来查找轮廓,为了提高效率,我们采用了一种针对二值图像的边缘检测方法,该方法的具体检测步骤如下:

Step1:构建一个 $3*3$ 的结构元素 S ,作为以后腐蚀图像的核。

[0029] Step2:用结构元素来腐蚀二值图像,得到图像 Img_5 ,该图像即为损失边缘的二值图像。

[0030] Step3: 用腐蚀前的二值图像与腐蚀后的图像 Img_5 做差值运算,得到图像 Img_6 。 Img_6 即为图像的轮廓。

[0031] 应用 SIFT 算法寻找叶片图像特征点,根据特征向量进行模板匹配的具体步骤如下:

Step1:空间尺度上进行极值检测。首先对图像进行高斯平滑,构建 5 层 5 组的高斯金字塔;构建过程如下:首先对原图像进行高斯平滑,平滑函数如下:

$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$, 高斯函数如下: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ 。 σ 的取值为

1.6。然后将 σ 乘以一个比例系数 k 作为新的平滑因子来平滑第一组第二层, 得到第一组第三层, 重复 5 次, 得到 5 层。他们分别对应的平滑参数为 $0, \sigma, k\sigma, k^2\sigma, k^3\sigma$ 。将最后一幅图像做比例因子为 2 的降采样, 得到第二组的第一层。然后按照第一组的操作依次得到第二组第二层、第三层, 直到第五层。重复上面的操作创建第三层、第四层、第五层, 这样就得到了一个高斯金字塔。接下来创建 DoG 金字塔。DoG 金字塔是由高斯金字塔构造出来的, 他的第一组第一层是由高斯金字塔的第一组第二层减第一组第一层, 他的第一组第二层是由高斯金字塔的第一组第三层减第一组第二层得到。每组都这样就生成了一个 DoG 金字塔。用函数表示为: $D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$, 得到 DoG 金字塔后, 寻找 $3*3*3$ 邻域的极值点, 这样就找到了空间尺度上的极值点。

[0032] Step2: 关键点精确定位。通过拟和三维二次函数以精确确定关键点的位置和尺度, 同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点, 以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。空间尺度函数泰勒展开式如下:

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (1)$$

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (2)$$

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (3)$$

对 (1) 求导, 并令其为 0, 得到精确地位置 (2)。在已经检测到的特征点中, 要去掉低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点, 去掉低对比度的点: 把公式 (2) 代入到公式 (1), 可得公式 (3)。如果 (3) 的值大于 0.03, 该特征点就保存下来, 否则丢弃。

[0033] Step3: 关键点方向匹配。利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数, 使算子具备旋转不变性。梯度大小和方向计算如下:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}(L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))$$

将 $0 \sim 360$ 度分到 36 个区间中, 每个区间的高度计算如下: $\sum m(x_i, y_i) * g(x_0, y_0, 1.5\sigma)$, 其中 σ 为当前的尺度。主方向定义为拥有最高高度的那个区间, 其他区间高度为最大高度 0.8 倍以上的区间方向可以认为是该特征点的辅方向, 这样增加了模板匹配的鲁棒性。

[0034] Step4: 当叶子模板图像和残叶图像的 SIFT 特征向量都生成后, 采用关键点特征向量的欧氏距离作为两幅图像中关键点的相似性判定度量。取残叶图像中的某个关键点, 找出其与模板图像中欧氏距离最近的前两个关键点。在这个两个关键点中, 如果最近的距离除以次近的距离小于 0.5, 则接受这一对匹配点。如果匹配点数目大于 10, 则判断叶子模板与残叶匹配。

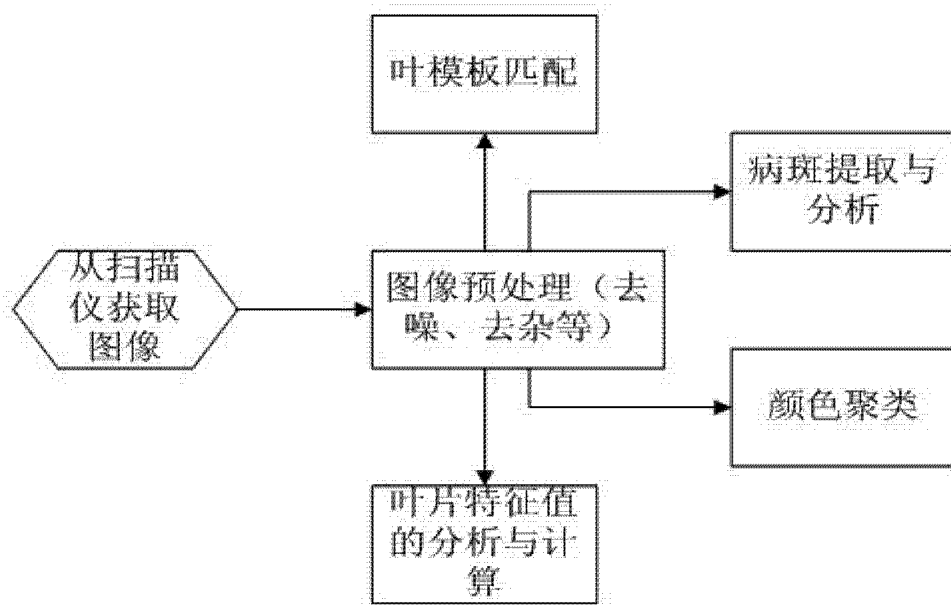


图 1

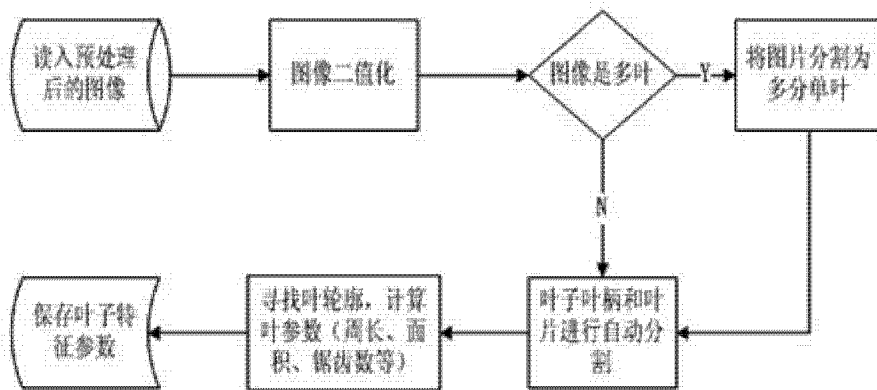


图 2

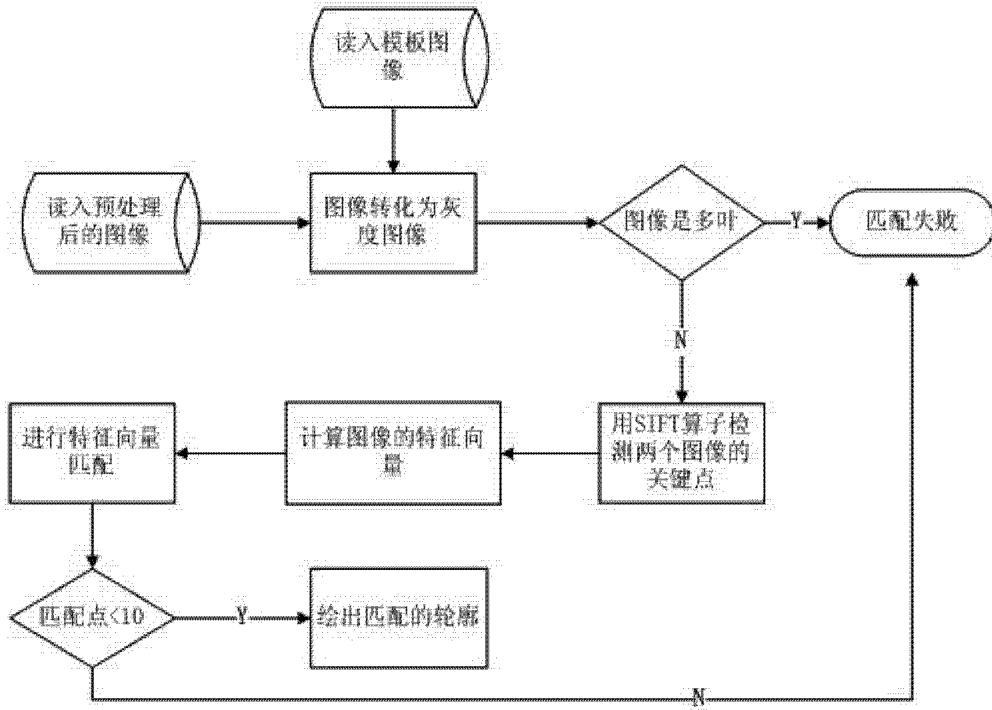


图 3

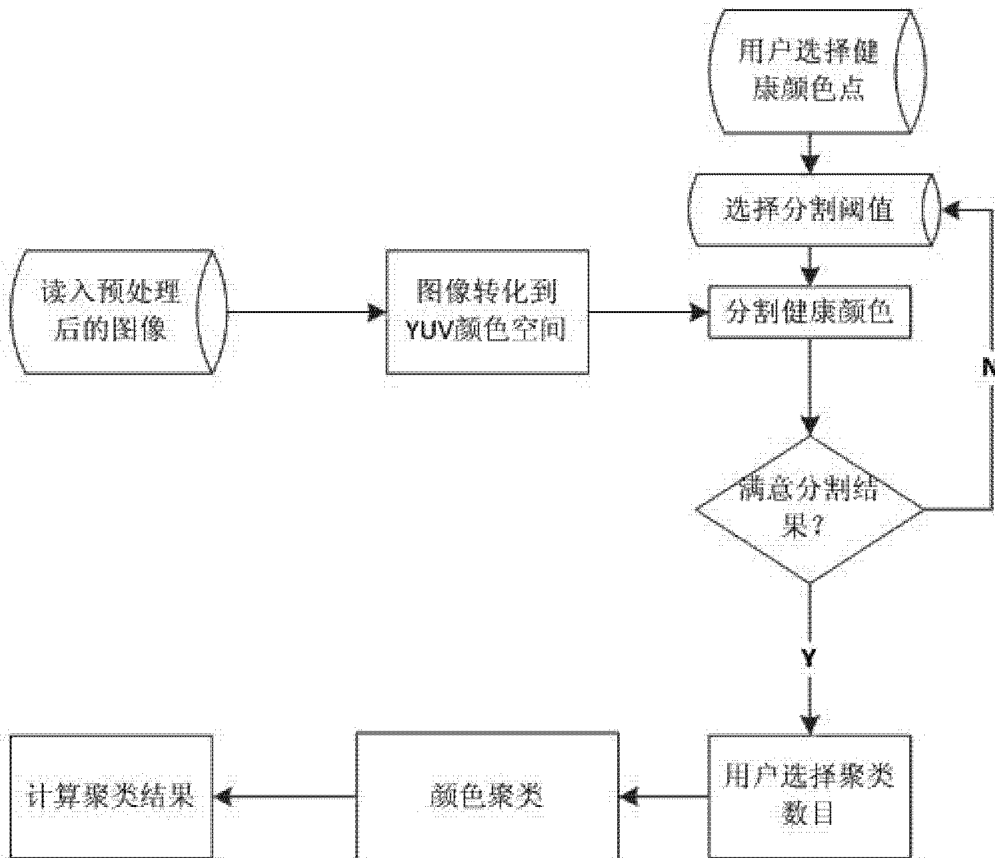


图 4

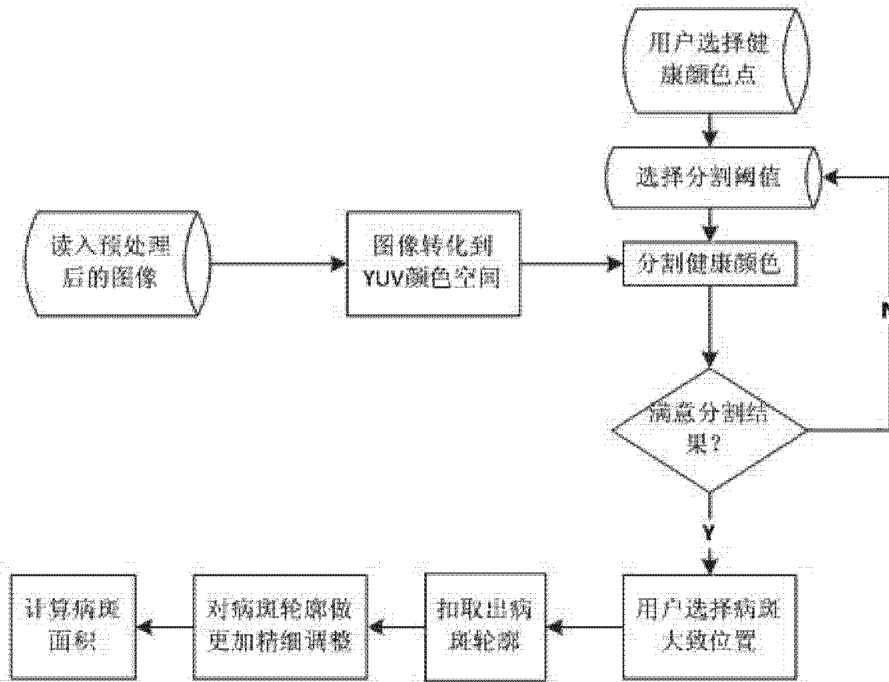


图 5

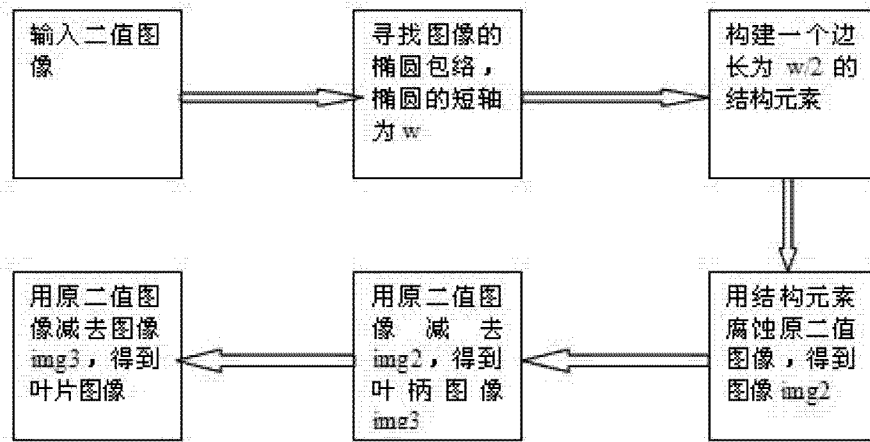


图 6

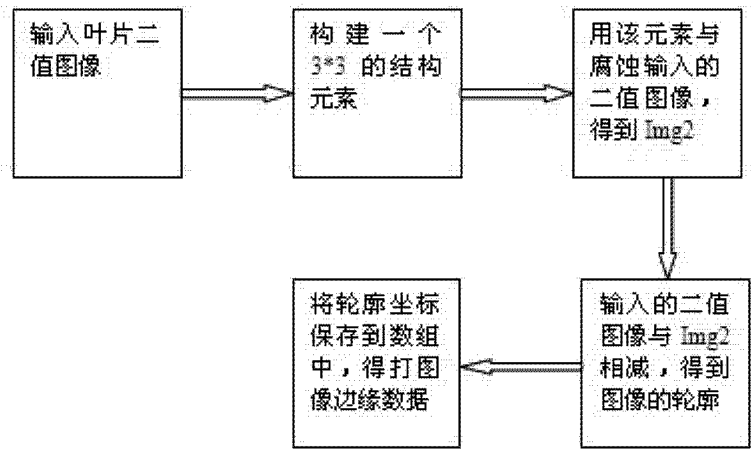


图 7