



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105938564 A

(43)申请公布日 2016.09.14

(21)申请号 201610281122.1

G06N 3/02(2006.01)

(22)申请日 2016.04.29

(71)申请人 无锡中科智能农业发展有限责任公司

地址 214000 江苏省无锡市锡山区无锡现代高科技农业示范园

(72)发明人 韩强 李淼 张健 高会议 董俊 陈雷 袁媛

(74)专利代理机构 合肥天明专利事务所 34115 代理人 奚华保

(51)Int.Cl. G06K 9/62(2006.01) G06K 9/40(2006.01) G06K 9/46(2006.01) G06K 9/54(2006.01)

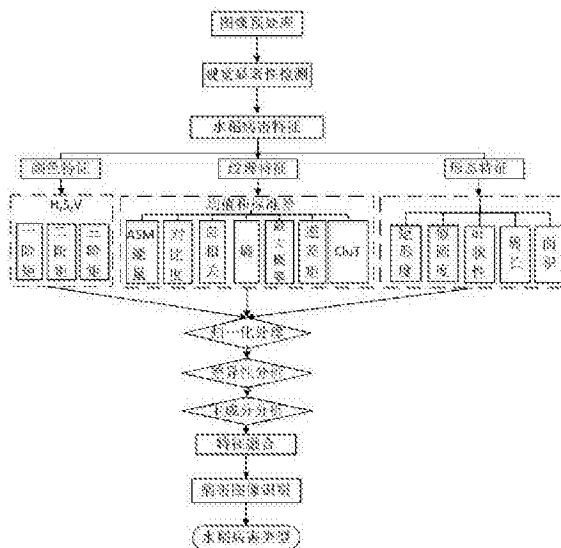
权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法及系统

(57)摘要

本发明涉及一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,包括:获取水稻病害图像数据,并进行图像预处理;进行视觉显著性检测,从显著图序列中找到理想病斑轮廓的水稻病害图像;对水稻病害图像从颜色、形态和纹理这三个方面提取特征,进行差异性分析和主成分分析,找到不同的特征组合;对不同的特征组合进行机器学习模型的构建,将预测结果反馈至客户端。本发明还公开了一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别系统。本发明通过采集图像信息,并将该图像通过网络传输给服务器端,通过服务器端对所采集的组培图像进行预处理和病斑检测,并根据检测的结果,通过手机短信和信号灯以及PC端,提醒管理人员。



1. 一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,该方法包括下列顺序的步骤:

(1) 获取通过农业专家进行病斑标注的水稻病害图像数据;

(2) 对获取的水稻病斑图片进行图像预处理;

(3) 对预处理后的水稻病斑图像进行视觉显著性检测,构建谱尺度空间,根据一定的信息熵准则从显著图序列中找到理想病斑轮廓的水稻病害图像;

(4) 对水稻病害图像从颜色、形态和纹理这三个方面提取特征,进行差异性分析,从这三个方面分别对差异效果差的特征组合进行基于特征数阈值调整的主成分分析,从而找到不同的特征组合;

(5) 对不同的特征组合进行机器学习模型的构建,同时调整权重迭代参数,找出准确率最高的权重迭代参数和特征组合,反过来利用这样的权重迭代参数和特征组合所构建的理想模型预测水稻病害的类型,从而将预测结果反馈至客户端。

2. 根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在于:所述图像预处理是指对获取的图像信息进行高斯滤波处理,对整幅图像进行加权平均的过程,每一个像素点的值,都由其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后得到;用一个模板扫描图像中的每一个像素,用模板确定的邻域内像素的加权平均灰度值去替代模板中心像素点的值。

3. 根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在于:所述视觉显著性检测包括以下步骤:

a) 将原始图像表示成四元数图像形式,如式(1)所示,

$$f(n,m) = w_1 f_1 + w_2 f_2 i + w_3 f_3 j + w_4 f_4 k \quad (1)$$

式中, $w_1 \sim w_4$ 是权重, $f_1 \sim f_4$ 是特征图, f_1 是运动特征, f_2 是亮度特征, f_3 和 f_4 是颜色特征;对于静止输入图像而言,显然 $f_1 = 0$; $f_2 \sim f_4$ 的计算,如式(2)至式(4)所示:

$$f_2 = (r+g+b)/2 \quad (2)$$

$$f_3 = R-G, R = r - (g+b)/2, G = g - (r+b)/2 \quad (3)$$

$$f_4 = B-Y, B = b - (r+g)/2, Y = (r+g)/2 - |r-g|/2 - b \quad (4)$$

式(1)、(2)、(3)、(4)中, r, g, b 表示彩色图像的三通道, $w_1 = 0, w_2 = 0.5, w_3 = w_4 = 0.25$;

b) 将四元数图像表示成傅里叶变换形式,四元数图像傅里叶变换的极坐标形式如式(5)所示:

$$F_H[u, v] = ||F_H[u, v]|| e^{uP(u, v)} \quad (5)$$

式中 $|| \cdot ||$ 表示超复数矩阵每一个元素的模, $F_H[u, v]$ 是 $f(n, m)$ 的频率域表示;

$$A(u, v) = ||F_H[u, v]|| \quad (6)$$

$$P(u, v) = \tan^{-1} \frac{||V(FF(u, v))||}{||S(FF(u, v))||} \quad (7)$$

$$\chi(u, v) = \frac{V(FF(U, V))}{||V(FF(U, V))||} \quad (8)$$

式中,FF表示四元数图像的傅里叶变换形式,S表示四元数图像的实部,V表示其虚部;A

(u,v)表示幅度谱、P(u,v)表示傅里叶变换的相角、x(u,v)表示频谱中虚部的规整；

c)构建谱尺度空间

高斯核函数以及谱尺度空间定义,如式(9)所示:

$$g(u, v, k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}2^{k-1}t_0} e^{-\frac{(u^2+v^2)}{(2^{2k-1}t_0^2)}} \quad (9)$$

$$\Lambda(u, k, k) = (g(\cdot, \cdot; k)A)(u, v) \quad (10)$$

式中,k是空间尺度参数,k=1,2,3...K(K=[log*min{H,W}]+1),t₀表示高斯分布的方差性质,一般取值为0.5;

d)计算不同尺度上的显著图

根据已经计算出的幅度谱和相位谱,计算出不同尺度上的显著图,如式(11)所示:

$$s_k = g * \left\| F_H^{-1} \{ \Lambda_k(u, v) e^{jP(u, v)} \} \right\|^2 \quad (11)$$

式中,g是一个固定尺度的高斯核函数,s_k是k尺度下的显著图,这样就得到一系列的显著图{s_k};

e)最终确认显著图

首先,依据设定的熵准则选择出最合适的尺度k_p,如式(12)所示:

$$k_p = \arg \min \{ \lambda_k^{-1} H_{2D}(s_k) \} \quad (12)$$

式中, $\lambda_k = \sum \sum k(n, m) \text{Norm}(s_k(n, m))$,k是一个和最终显著图同尺寸的2D中心高斯掩膜, $\sum \sum k(n, m) = 1$;H_{2D}(x)是一个经过低通高斯核函数g_n二位信号x卷积后计算出的熵,H_{2D}(x)=H{g_n*x},然后根据k_p最小化原则从中选择出最终显著图;

f)定位显著区域

将最终的显著图作为掩膜图像和原始输入图像进行点乘,即可得到图像中显著区域。

4.根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在于:所述的特征是从三个方面进行提取的,颜色方面提取HSV模型下的一阶矩、二阶矩和三阶矩;形态方面提取矩形度、似圆度、面积、周长和叶状性;纹理方面提取灰度共生矩阵下三个方向的能量、对比度、自相关、信息熵、最大概率、逆差矩和CluT。

5.根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在于:所述的主成分分析是指对水稻颜色特征中差异性不明显的4个特征分量进行主成分分析,其有效特征值个数为2~3个;对水稻形状特征中差异性不明显的7个特征分量进行PCA计算,其有效特征值为2~3个;对水稻纹理特征中差异性不明显的14维特征值进行PCA计算,其有效特征值为4~6个;因此,颜色方面的特征值个数N(λ₁)取值为2和3,纹理方面特征值个数N(λ₂)取值为2和3,纹理方面特征值个数N(λ₃)取值为4,5和6。

6.根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在于:所述的特征组合是指通过基于有效特征值个数阈值调整的PCA计算,将4个颜色特征分量和颜色主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量分别标记为Y1,Y2,Y3;将7个形状特征分量和纹理主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量标记为X1,X2,X3;将14维纹理特征分量和表纹理主成分矩阵线性计算得到的6个主成分分量分别标记为W1,W2,W3,W4,W5,W6.这样,通过不同的特征值个数阈值调整和取值,得到12个不同的特征组合,将其

特征集分别标记为 $T_1 \sim T_{12}$ 。

7. 根据权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,其特征在在于:所述的机器学习模型是指分别对12个特征组合,通过对权重迭代参数进行调整,构建RBF神经网络,最后根据训练集和测试集上的识别准确率得出最佳模型参数以及特征组合,反过来利用理想的特征组合和最优参数来通过RBF神经网络预测未知的水稻病害图像。

8. 实现权利要求1所述的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法的系统,其特征在在于:包括:

服务器端,接收所采集到的图像信息,对图像的每一帧进行预处理、视觉显著性检测和病斑检测,并将检测结果通过有线/无线网络发送至客户端;

客户端,用于接收服务器端的判断结果,通过手机短信、信号灯、PC机将判断结果提供给管理人员,并发出预警。

9. 根据权利要求8所述的系统,其特征在在于:所述服务器端包括:

图像信息预处理模块,对获取的图像进行平滑处理,去除噪声部分,使得图像显得更加清晰,图像的背景部分更加单一;

视觉显著性检测模块,用于获取水稻病斑轮廓,便于进行下一步水稻病害识别;

主成分分析和特征融合模块,通过PCA可以达到降维的目的,使得模式识别处理速度更快,通过三个方面的PCA处理,将结果特征进行组合,得到一个完整的特征向量;

模式判别模块,通过RBF神经网络模型进行分类,判别水稻病害类型。

10. 根据权利要求8所述的系统,其特征在在于:所述客户端包括:

手机短信通知模块,用于将病害图像判别结果发送到农户手机上,使得农户可以及时得到图像的病害类型,以便进行有针对性的治疗;

信号灯,用于对水稻病害结果反馈的一种信号提示,专门针对有病害的图像而言;

PC机,用于获取在服务器上进行识别的病害图像信息,通过服务器的处理,将处理结果发送到农户的计算机上,以便于农户可以通过PC端来查看水稻病害情况。

基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及图像识别技术领域,尤其是一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法及系统。

背景技术

[0002] 图像识别技术已经应用在各个领域,目前比较成熟的就有指纹识别、人脸识别和智能交通,也体现在智能农业、地图与地形配准、自然资源分析、天气预报、环境监测和生理病变研究等许多领域。在农业方面,如作物病虫害检测,能够通过图像识别技术,检测农作物的病虫害情况和生长情况。

[0003] 目前,应用在在农业方面的图像识别技术多是针对自然生长的部分作物进行研究处理,而且还没有专门针对水稻的病虫害检测系统,多是依赖人工进行病虫害检测,缺乏智能化,自动化。由于水稻病害识别准确率低或者征维度大,二者的此消彼长给水稻病害识别系统的开发带来一定的代价。

发明内容

[0004] 本发明的首要目的在于提供一种能够自动、高效地检测水稻图像的病害情况,提供预警信息的基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法。

[0005] 为实现上述目的,本发明采用了以下技术方案:一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,该方法包括下列顺序的步骤:

[0006] (1)获取通过农业专家进行病斑标注的水稻病害图像数据;

[0007] (2)对获取的水稻病斑图片进行图像预处理;

[0008] (3)对预处理后的水稻病斑图像进行视觉显著性检测,构建谱尺度空间,根据一定的信息熵准则从显著图序列中找到理想病斑轮廓的水稻病害图像;

[0009] (4)对水稻病害图像从颜色、形态和纹理这三个方面提取特征,进行差异性分析,从这三个方面分别对差异效果差的特征组合进行基于特征数阈值调整的主成分分析,从而找到不同的特征组合;

[0010] (5)对不同的特征组合进行机器学习模型的构建,同时调整权重迭代参数,找出准确率最高的权重迭代参数和特征组合,反过来利用这样的权重迭代参数和特征组合所构建的理想模型预测水稻病害的类型,从而将预测结果反馈至客户端。

[0011] 所述图像预处理是指对获取的图像信息进行高斯滤波处理,对整幅图像进行加权平均的过程,每一个像素点的值,都由其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后得到;用一个模板扫描图像中的每一个像素,用模板确定的邻域内像素的加权平均灰度值去替代模板中心像素点的值。

[0012] 所述视觉显著性检测包括以下步骤:

[0013] a)将原始图像表示成四元数图像形式,如式(1)所示,

[0014] $f(n,m) = w_1f_1 + w_2f_2i + w_3f_3j + w_4f_4k$ (1)

[0015] 式中, $w_1 \sim w_4$ 是权重, $f_1 \sim f_4$ 是特征图, f_1 是运动特征, f_2 是亮度特征, f_3 和 f_4 是颜色特征; 对于静止输入图像而言, 显然 $f_1 = 0$; $f_2 \sim f_4$ 的计算, 如式(2)至式(4)所示:

$$[0016] \quad f_2 = (r+g+b)/2 \quad (2)$$

$$[0017] \quad f_3 = R-G, R = r-(g+b)/2, G = g-(r+b)/2 \quad (3)$$

$$[0018] \quad f_4 = B-Y, B = b-(r+g)/2, Y = (r+g)/2 - |r-g|/2 - b \quad (4)$$

[0019] 式(1)、(2)、(3)、(4)中, r, g, b 表示彩色图像的三通道, $w_1 = 0, w_2 = 0.5, w_3 = w_4 = 0.25$;

[0020] b) 将四元数图像表示成傅里叶变换形式, 四元数图像傅里叶变换的极坐标形式如式(5)所示:

$$[0021] \quad F_H[u, v] = \|F_H[u, v]\| e^{iP(u, v)} \quad (5)$$

[0022] 式中 $\|\cdot\|$ 表示超复数矩阵每一个元素的模, $F_H[u, v]$ 是 $f(n, m)$ 的频率域表示;

$$[0023] \quad A(u, v) = \|F_H[u, v]\| \quad (6)$$

$$[0024] \quad P(u, v) = \tan^{-1} \frac{\|V(FF(u, v))\|}{\|S(FF(u, v))\|} \quad (7)$$

$$[0025] \quad \chi(u, v) = \frac{V(FF(U, V))}{\|V(FF(U, V))\|} \quad (8)$$

[0026] 式中, FF 表示四元数图像的傅里叶变换形式, S 表示四元数图像的实部, V 表示其虚部; $A(u, v)$ 表示幅度谱、 $P(u, v)$ 表示傅里叶变换的相角、 $\chi(u, v)$ 表示频谱中虚部的规整;

[0027] c) 构建谱尺度空间

[0028] 高斯核函数以及谱尺度空间定义, 如式(9)所示:

[0029]

$$g(u, v, k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} 2^{k-1} t_0} e^{-(u^2+v^2)/(2^{2k-1} t_0^2)} \quad (9)$$

$$[0030] \quad \Lambda(u, k, k) = (g(\cdot, \cdot; k)A)(u, v) \quad (10)$$

[0031] 式中, k 是空间尺度参数, $k = 1, 2, 3, \dots, K (K = [\log * \min\{H, W\}] + 1)$, t_0 表示高斯分布的方差性质, 一般取值为 0.5;

[0032] d) 计算不同尺度上的显著图

[0033] 根据已经计算出的幅度谱和相位谱, 计算出不同尺度上的显著图, 如式(11)所示:

$$[0034] \quad s_k = g * \left\| F_H^{-1} \{ \Lambda_k(u, v) e^{iP(u, v)} \} \right\|^2 \quad (11)$$

[0035] 式中, g 是一个固定尺度的高斯核函数, s_k 是 k 尺度下的显著图, 这样就得到一系列的显著图 $\{s_k\}$;

[0036] e) 最终确认显著图

[0037] 首先, 依据设定的熵准则选择出最合适的尺度 k_p , 如式(12)所示:

$$[0038] \quad k_p = \arg \min \{ \lambda_k^{-1} H_{2D}(s_k) \} \quad (12)$$

[0039] 式中, $\lambda_k = \sum \sum k(n, m) \text{Norm}(s_k(n, m))$, k 是一个和最终显著图同尺寸的2D中心高斯掩膜, $\sum \sum k(n, m) = 1$; $H_{2D}(x)$ 是一个经过低通高斯核函数 g_n 二位信号 x 卷积后计算出的熵, $H_{2D}(x) = H\{g_n * x\}$, 然后根据 k_p 最小化原则从中选择出最终显著图;

[0040] f) 定位显著区域

[0041] 将最终的显著图作为掩膜图像和原始输入图像进行点乘, 即可得到图像中显著区域。

[0042] 所述的特征是从三个方面进行提取的, 颜色方面提取HSV模型下的一阶矩、二阶矩和三阶矩; 形态方面提取矩形度、似圆度、面积、周长和叶状性; 纹理方面提取灰度共生矩阵下三个方向的能量、对比度、自相关、信息熵、最大概率、逆差矩和CluT。

[0043] 所述的主成分分析是指对水稻颜色特征中差异性不明显的4个特征分量进行主成分分析, 其有效特征值个数为2~3个; 对水稻形状特征中差异性不明显的7个特征分量进行PCA计算, 其有效特征值为2~3个; 对水稻纹理特征中差异性不明显的14维特征值进行PCA计算, 其有效特征值为4~6个; 因此, 颜色方面的特征值个数 $N(\lambda_1)$ 取值为2和3, 纹理方面特征值个数 $N(\lambda_2)$ 取值为2和3, 纹理方面特征值个数 $N(\lambda_3)$ 取值为4, 5和6。

[0044] 所述的特征组合是指通过基于有效特征值个数阈值调整的PCA计算, 将4个颜色特征分量和颜色主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量分别标记为 Y_1, Y_2, Y_3 ; 将7个形状特征分量和纹理主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量标记为 X_1, X_2, X_3 ; 将14维纹理特征分量和表纹理主成分矩阵线性计算得到的6个主成分分量分别标记为 $W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6$ 。这样, 通过不同的特征值个数阈值调整和取值, 得到12个不同的特征组合, 将其特征集分别标记为 $T_1 \sim T_{12}$ 。

[0045] 所述的机器学习模型是指分别对12个特征组合, 通过对权重迭代参数进行调整, 构建RBF神经网络, 最后根据训练集和测试集上的识别准确率得出最佳模型参数以及特征组合, 反过来利用理想的特征组合和最优参数来通过RBF神经网络预测未知的水稻病害图像。

[0046] 本发明的另一目的在于提供一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别系统, 包括:

[0047] 服务器端, 接收所采集到的图像信息, 对图像的每一帧进行预处理、视觉显著性检测和病斑检测, 并将检测结果通过有线/无线网络发送至客户端;

[0048] 客户端, 用于接收服务器端的判断结果, 通过手机短信、信号灯、PC机将判断结果提供给管理人员, 并发出预警。

[0049] 所述服务器端包括:

[0050] 图像信息预处理模块, 对获取的图像进行平滑处理, 去除噪声部分, 使得图像显得更加清晰, 图像的背景部分更加单一;

[0051] 视觉显著性检测模块, 用于获取水稻病斑轮廓, 便于进行下一步水稻病害识别;

[0052] 主成分分析和特征融合模块, 通过PCA可以达到降维的目的, 使得模式识别处理速度更快, 通过三个方面的PCA处理, 将结果特征进行组合, 得到一个完整的特征向量;

[0053] 模式判别模块, 通过RBF神经网络模型进行分类, 判别水稻病害类型。

[0054] 所述客户端包括:

[0055] 手机短信通知模块, 用于将病害图像判别结果发送到农户手机上, 使得农户可以

及时得到图像的病害类型,以便进行有针对性的治疗;

[0056] 信号灯,用于对水稻病害结果反馈的一种信号提示,专门针对有病害的图像而言;

[0057] PC机,用于获取在服务器上进行识别的病害图像信息,通过服务器的处理,将处理结果发送到农户的计算机上,以便于农户可以通过PC端来查看水稻病害情况。

[0058] 由上述技术方案可知,本发明通过采集图像信息,并将该图像通过网络传输给服务器端,通过服务器端对所采集的组培图像进行预处理和病斑检测,并根据检测的结果,通过手机短信和信号灯以及PC端,提醒管理人员,发现有水稻病害类型,管理人员可以根据提示信息进行相应的操作。本发明可以对输入图像信息自动检测,能够高效地检测水稻图像的病害情况。

附图说明

[0059] 图1为本发明的方法流程图;

[0060] 图2为本发明的系统结构框图。

具体实施方式

[0061] 如图1所示,一种基于主成分分析和神经网络的水稻病害识别方法,该方法包括下列顺序的步骤:(1)获取通过农业专家进行病斑标注的水稻病害图像数据;(2)对获取的水稻病斑图片进行图像预处理;(3)对预处理后的水稻病斑图像进行视觉显著性检测,构建谱尺度空间,根据一定的信息熵准则从显著图序列中找到理想病斑轮廓的水稻病害图像;(4)对水稻病害图像从颜色、形态和纹理这三个方面提取特征,进行差异性分析,从这三个方面分别对差异效果差的特征组合进行基于特征数阈值调整的主成分分析,从而找到不同的特征组合;(5)对不同的特征组合进行机器学习模型的构建,同时调整权重迭代参数,找出准确率最高的权重迭代参数和特征组合,反过来利用这样的权重迭代参数和特征组合所构建的理想模型预测水稻病害的类型,从而将预测结果反馈至客户端。

[0062] 如图1所示,所述图像预处理是指对获取的图像信息进行高斯滤波处理,对整幅图像进行加权平均的过程,每一个像素点的值,都由其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后得到;用一个模板扫描图像中的每一个像素,用模板确定的邻域内像素的加权平均灰度值去替代模板中心像素点的值。模板或称卷积、掩模。

[0063] 如图1所示,所述视觉显著性检测包括以下步骤:

[0064] a)将原始图像表示成四元数图像形式,如式(1)所示,

$$[0065] \quad f(n,m) = w_1 f_1 + w_2 f_2 i + w_3 f_3 j + w_4 f_4 k \quad (1)$$

[0066] 式中, $w_1 \sim w_4$ 是权重, $f_1 \sim f_4$ 是特征图, f_1 是运动特征, f_2 是亮度特征, f_3 和 f_4 是颜色特征;对于静止输入图像而言,显然 $f_1 = 0$; $f_2 \sim f_4$ 的计算,如式(2)至式(4)所示:

$$[0067] \quad f_2 = (r+g+b)/2 \quad (2)$$

$$[0068] \quad f_3 = R-G, R = r-(g+b)/2, G = g-(r+b)/2 \quad (3)$$

$$[0069] \quad f_4 = B-Y, B = b-(r+g)/2, Y = (r+g)/2 - |r-g|/2 - b \quad (4)$$

[0070] 式(1)、(2)、(3)、(4)中, r, g, b 表示彩色图像的三通道, $w_1 = 0, w_2 = 0.5, w_3 = w_4 = 0.25$;

[0071] b)将四元数图像表示成傅里叶变换形式,四元数图像傅里叶变换的极坐标形式如

式(5)所示:

$$[0072] \quad F_H[u, v] = \left\| F_H[u, v] \right\| e^{uP(u, v)} \quad (5)$$

[0073] 式中 $\|\cdot\|$ 表示超复数矩阵每一个元素的模, $F_H[u, v]$ 是 $f(n, m)$ 的频率域表示;

$$[0074] \quad A(u, v) = \left\| F_H[u, v] \right\| \quad (6)$$

$$[0075] \quad P(u, v) = \tan^{-1} \frac{\left\| V(FF(u, v)) \right\|}{\left\| S(FF(u, v)) \right\|} \quad (7)$$

$$[0076] \quad \chi(u, v) = \frac{V(FF(U, V))}{\left\| V(FF(U, V)) \right\|} \quad (8)$$

[0077] 式中, FF 表示四元数图像的傅里叶变换形式, S 表示四元数图像的实部, V 表示其虚部; $A(u, v)$ 表示幅度谱, $P(u, v)$ 表示傅里叶变换的相角, $\chi(u, v)$ 表示频谱中虚部的规整;

[0078] c) 构建谱尺度空间

[0079] 高斯核函数以及谱尺度空间定义, 如式(9)所示:

[0080]

$$g(u, v, k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} 2^{k-1} t_0} e^{-(u^2+v^2)/(2^{2k-1} t_0^2)} \quad (9)$$

$$[0081] \quad \Lambda(u, k, k) = (g(\cdot, \cdot; k)A)(u, v) \quad (10)$$

[0082] 式中, k 是空间尺度参数, $k=1, 2, 3, \dots, K$ ($K=[\log * \min\{H, W\}] + 1$), t_0 表示高斯分布的方差性质, 一般取值为0.5;

[0083] d) 计算不同尺度上的显著图

[0084] 根据已经计算出的幅度谱和相位谱, 计算出不同尺度上的显著图, 如式(11)所示:

$$[0085] \quad s_k = g * \left\| F_H^{-1} \{ \Lambda_k(u, v) e^{\chi^P(u, v)} \} \right\|^2 \quad (11)$$

[0086] 式中, g 是一个固定尺度的高斯核函数, s_k 是 k 尺度下的显著图, 这样就得到一系列的显著图 $\{s_k\}$;

[0087] e) 最终确认显著图

[0088] 首先, 依据设定的熵准则选择出最合适的尺度 k_p , 如式(12)所示:

$$[0089] \quad k_p = \arg \min \{ \lambda_k^{-1} H_{2D}(s_k) \} \quad (12)$$

[0090] 式中, $\lambda_k = \sum \sum k(n, m) \text{Norm}(s_k(n, m))$, k 是一个和最终显著图同尺寸的2D中心高斯掩膜, $\sum \sum k(n, m) = 1$; $H_{2D}(x)$ 是一个经过低通高斯核函数 g_n 二位信号 x 卷积后计算出的熵, $H_{2D}(x) = H\{g_n * x\}$, 然后根据 k_p 最小化原则从中选择出最终显著图;

[0091] f) 定位显著区域

[0092] 将最终的显著图作为掩膜图像和原始输入图像进行点乘, 即可得到图像中显著区域。

[0093] 如图1所示, 所述的特征是从三个方面进行提取的, 颜色方面提取HSV模型下的一阶矩、二阶矩和三阶矩; 形态方面提取矩形度、似圆度、面积、周长和叶状性; 纹理方面提取

灰度共生矩阵下三个方向的能量、对比度、自相关、信息熵、最大概率、逆差矩和CluT (Cluster tendency)。

[0094] 所述的主成分分析是指对水稻颜色特征中差异性不明显的4个特征分量进行主成分分析,其有效特征值个数为2~3个;对水稻形状特征中差异性不明显的7个特征分量进行PCA计算,其有效特征值为2~3个;对水稻纹理特征中差异性不明显的14维特征值进行PCA计算,其有效特征值为4~6个;因此,颜色方面的特征值个数 $N(\lambda_1)$ 取值为2和3,纹理方面特征值个数 $N(\lambda_2)$ 取值为2和3,纹理方面特征值个数 $N(\lambda_3)$ 取值为4,5和6。

[0095] 所述的特征组合是指通过基于有效特征值个数阈值调整的PCA计算,将4个颜色特征分量和颜色主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量分别标记为Y1,Y2,Y3;将7个形状特征分量和纹理主成分矩阵线性计算得到的3个主成分特征分量标记为X1,X2,X3;将14维纹理特征分量和表纹理主成分矩阵线性计算得到的6个主成分分量分别标记为W1,W2,W3,W4,W5,W6。这样,通过不同的特征值个数阈值调整和取值,得到12个不同的特征组合,将其特征集分别标记为T₁~T₁₂。

[0096] 所述的机器学习模型是指分别对12个特征组合,通过对权重迭代参数进行调整,构建RBF神经网络,最后根据训练集和测试集上的识别准确率得出最佳模型参数以及特征组合,反过来利用理想的特征组合和最优参数来通过RBF神经网络预测未知的水稻病害图像。

[0097] 如图2所示,本系统包括:服务器端,接收所采集到的图像信息,对图像的每一帧进行预处理、视觉显著性检测和病斑检测,并将检测结果通过有线/无线网络发送至客户端;客户端,用于接收服务器端的判断结果,通过手机短信、信号灯、PC机将判断结果提供给管理人员,并发出预警。

[0098] 所述服务器端包括:图像信息预处理模块,对获取的图像进行平滑处理,去除噪声部分,使得图像显得更加清晰,图像的背景部分更加单一;视觉显著性检测模块,用于获取水稻病斑轮廓,便于进行下一步水稻病害识别;主成分分析和特征融合模块,通过PCA可以达到降维的目的,使得模式识别处理速度更快,通过三个方面的PCA处理,将结果特征进行组合,得到一个完整的特征向量;模式判别模块,通过RBF神经网络模型进行分类,判别水稻病害类型。

[0099] 所述客户端包括:手机短信通知模块,用于将病害图像判别结果发送到农户手机上,使得农户可以及时得到图像的病害类型,以便进行有针对性的治疗;信号灯,用于对水稻病害结果反馈的一种信号提示,专门针对有病害的图像而言;PC机,用于获取在服务器上进行识别的病害图像信息,通过服务器的处理,将处理结果发送到农户的计算机上,以便于农户可以通过PC端来查看水稻病害情况。

[0100] 综上所述,本发明通过采集图像信息,并将该图像通过网络传输给服务器端,通过服务器端对所采集的组培图像进行预处理和病斑检测,并根据检测的结果,通过手机短信和信号灯以及PC端,提醒管理人员,发现有水稻病害类型,管理人员可以根据提示信息进行相应的操作。

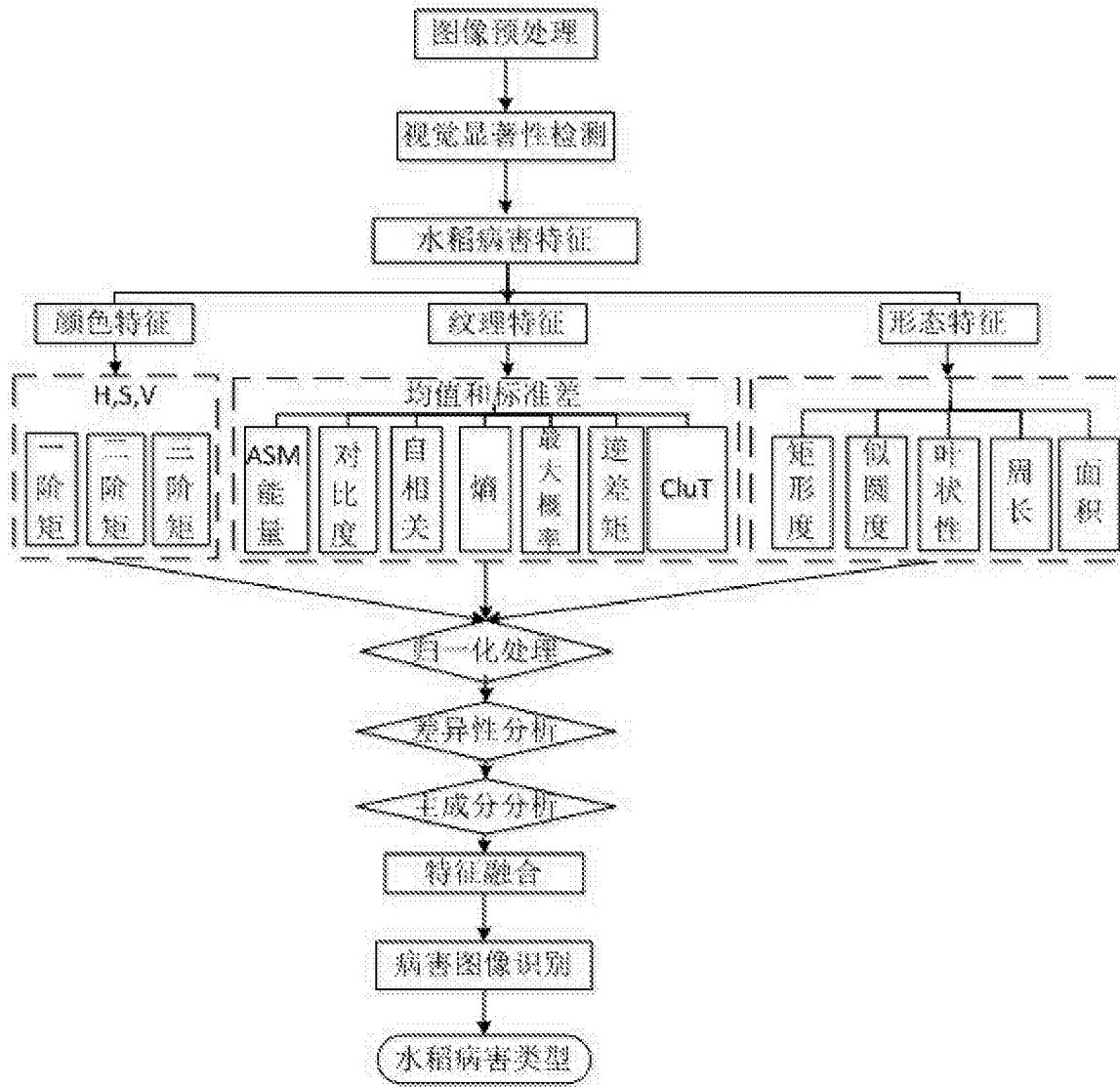


图1

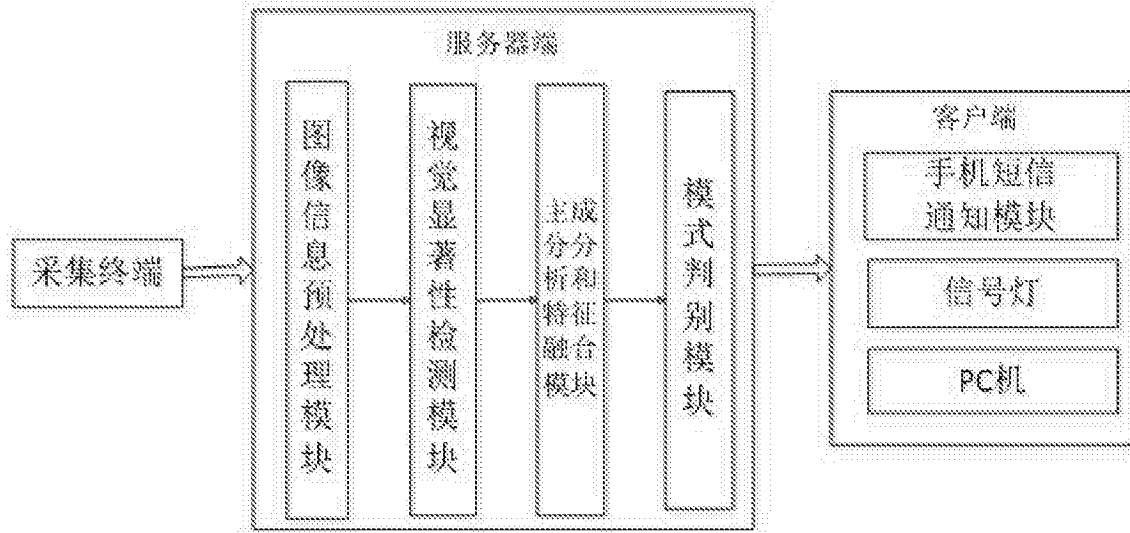


图2