doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.026

基于图像处理的温室黄瓜霜霉病诊断系统

马浚诚[1]　温皓杰[2]　李鑫星[1,2]　傅泽田[2]　吕雄杰[3]　张领先[1]

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;
2. 食品质量与安全北京实验室, 北京 100083; 3. 天津市农业科学院信息研究所, 天津 300192)

摘要: 为进一步提高温室黄瓜霜霉病诊断的准确率,构建了一个基于图像处理的温室黄瓜霜霉病诊断系统。针对温室黄瓜栽培现场采集的病害图像,采用基于条件随机场(Conditional random fields,CRF)的图像分割方法进行病斑图像分割,并采用决策树模型扩展一元势函数,提高病斑图像分割的准确性;将分割后的病斑图像转换到 HSV 颜色空间并提取其颜色、纹理和形状等 25 个特征,利用粗糙集方法进行特征选择与优化;构建了基于径向基核函数的 SVM 分类器,准确地识别与诊断温室黄瓜霜霉病。系统试验验证结果表明,该系统采用的病斑分割方法,能够克服复杂背景和光照条件的影响,准确地提取病斑图像;采用粗糙集方法能够有效地选择分类特征,将 25 个初始特征减少到 12 个,提高了运行效率;黄瓜霜霉病识别准确率达到 90%,能够满足设施蔬菜叶部病害诊断的需求。

关键词: 温室黄瓜; 霜霉病; 诊断系统; 图像处理; 条件随机场; 决策树

中图分类号: S436.36; TN941.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2017)02-0195-08

Downy Mildew Diagnosis System for Greenhouse Cucumbers Based on Image Processing

MA Juncheng[1]　WEN Haojie[2]　LI Xinxing[1,2]　FU Zetian[2]　LÜ Xiongjie[3]　ZHANG Lingxian[1]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Beijing Laboratory of Food Quality and Safety*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Information Institute*, *Tianjin Academy of Agricultural Sciences*, *Tianjin* 300192, *China*)

Abstract: Downy mildew is one of the most common diseases suffered by greenhouse cucumbers, which may decrease the quality of greenhouse cucumbers and cause great economical loss to the farmers. In order to increase the accuracy of downy mildew diagnosis for greenhouse cucumbers, a downy mildew diagnosis system for greenhouse cucumbers was designed based on image processing. Focusing on the disease spots images captured in greenhouse field, the conditional random fields (CRF) based on segmentation method was utilized for the system to achieve disease spots images. When building the CRF model, decision tree model was used to extend unary potential function, which could effectively improve the accuracy of segmentation. The post-segmentation images and the disease spots images were transferred to HSV color space, and then 25 features, including color, texture and morphology features, were extracted. A subset of features was generated by rough set method. Finally, the RBF based SVM was used for the system to identify the greenhouse cucumber downy mildew. Taking cucumber downy mildew images obtained in greenhouse from agricultural innovation base of institute of plant protection, Tianjin academy of agricultural sciences as an example, the system was tested. The results showed that the segmentation method used by the system could effectively segment the disease spots images, which managed to overcome the noise caused by the illumination and complex background. A subset of 12 features was obtained by rough set method from the original feature set of 25 features, which improved the

收稿日期: 2016-05-11　修回日期: 2016-08-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(31271618)、北京市叶类蔬菜产业创新团队建设项目(BAIC07-2016)和天津市科技支撑计划项目(15ZCZDNC00120)

作者简介: 马浚诚(1987—),男,博士生,主要从事农业信息技术研究,E-mail: majunchengll@126.com

通信作者: 张领先(1970—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息化技术研究,E-mail: zhanglx@cau.edu.cn

efficiency of the system. The identification accuracy of cucumber downy mildew reached 90%, which indicated that the downy mildew diagnosis system could meet the requirement of identification for greenhouse cucumbers.

Key words: greenhouse cucumbers; downy mildew; diagnosis system; image processing; conditional random fields; decision tree

引言

温室黄瓜种植过程中,因受到环境胁迫、微生物、病毒、细菌等影响会产生各种病害[1-4],导致蔬菜品质下降与经济损失,霜霉病是黄瓜主要病害之一[5-6]。在田间生产过程中,尽管有农业专家进行现场指导,但是由于时间与精力限制,农民获得的帮助有限。农民更多的是凭借自己的感观,根据经验来判断蔬菜病害种类及其防治方法,主观性较强,效果较差,并且盲目地喷洒过量农药来防治病害,常常造成农药残留[7-9]。因此,提供一种易用、可靠的设施蔬菜病害诊断工具,具有重要的现实意义。

随着物联网技术的发展,国内外学者应用计算机视觉和图像处理技术,开展了大量作物病害的自动诊断研究[10-13],研究表明,采用计算机视觉等先进信息技术进行农作物病害诊断能够达到一定的准确率,具有可行性,同时为先进信息技术在病害诊断应用进行了有益的探索。

本文构建一种基于图像处理的温室黄瓜霜霉病诊断系统。该系统充分考虑温室黄瓜栽培现场环境以及温室黄瓜霜霉病图像的特点,采用基于条件随机场(Conditional random fields)的图像分割方法进行病斑图像分割。在条件随机场框架下,用决策树模型扩展一元势函数,能够在克服光照的影响下,准确地从复杂背景图像中提取病斑,为准确地诊断温室黄瓜霜霉病,提供有效的数据源。同时,结合温室黄瓜栽培环境及霜霉病病斑图像特征,提出基于图像处理技术的温室黄瓜霜霉病诊断整体解决方案,提高温室黄瓜霜霉病诊断的适用性及其诊断准确率。

1 系统设计

1.1 设计目标

基于物联网技术,结合温室黄瓜栽培现场环境以及温室黄瓜霜霉病图像的特点,本系统旨在实现温室黄瓜霜霉病的准确识别诊断,提高先进信息技术在温室黄瓜霜霉病诊断中的适用性,为植保专家提供可靠的参考,降低植保专家技术层面内的工作量,同时提供一种易用、可靠的病害诊断工具。

1.2 系统结构功能设计

根据设计目标,基于模块化的思想进行系统功能设计并将系统功能划分为病斑分割、特征提取、病害识别诊断和系统管理4个相互独立的模块(图1),各功能模块的主要功能如下[4]:

(1)病斑分割:该模块的功能主要是进行温室黄瓜霜霉病病斑的分割提取,从温室黄瓜栽培现场采集的病害图像中提取病斑图像。

(2)特征提取:该模块功能主要是从分割的病斑图像中提取病斑的特征信息,主要包括颜色、纹理和形状特征。同时,该模块还具有特征选择的功能,选择对病害识别贡献较大的特征,剔除冗余特征。

(3)病害识别诊断:该模块主要功能是实现病害的识别诊断,利用病斑特征信息训练分类器,实现病害的诊断。

(4)系统管理:该模块由系统管理员对用户相关信息及登录权限进行管理,同时负责系统的日常事务管理和维护以及数据库的管理,以提高系统的安全性和数据的完整性。

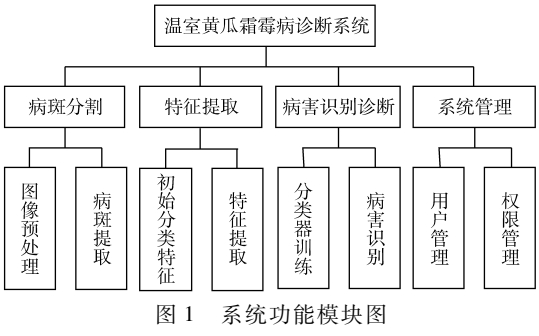


图1 系统功能模块图

Fig. 1 Function module structure of system

1.3 病斑分割算法

由于病斑的数量多且面积小,因此其颜色特征并非整个图像的主导颜色特征,难以通过自动确定的方法来定位病斑的位置。同时,图像不但噪声较多且光照条件对图像的影响较大,忽略空间关系的直接分割有可能会导致病斑区域内部不均匀,边缘稀疏不明确等问题。因此,病斑分割方法需要在克服光照条件的影响下,充分考虑病斑像素与其邻域像素之间的空间关系,确保分割的准确性。因此,本文采用基于条件随机场[14-15]的方法进行病斑图像分割,同时在条件随机场框架中融合决策树模型,不但能够充分考虑到病斑像素与其领域像素的空间关系,还能够结合决策树模型快速、易用的优点。本文

采用人工选择训练数据集的方法，克服光照条件的影响，最大程度保证分割的准确性。具体流程如图 2 所示。

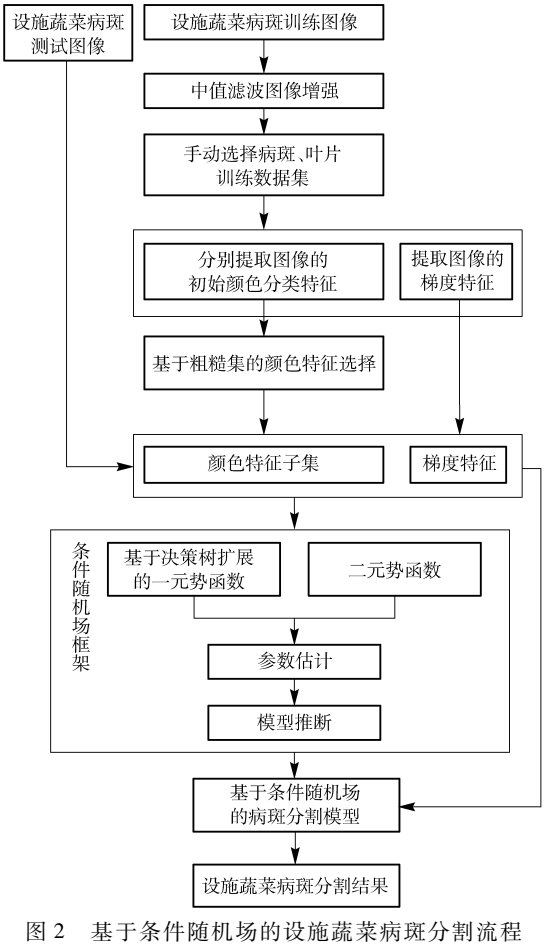


图 2　基于条件随机场的设施蔬菜病斑分割流程

Fig. 2　Flow chart of disease spots segmentation model

一个典型的二维条件随机场模型为

$$P(y|x)=\frac{1}{Z}\prod_{i\in I}\phi(y_i,x_i)\prod_{i\in I}\prod_{j\in N_i}\exp(y_iy_{ij}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{f}_{ij}(\boldsymbol{x})) \tag{1}$$

式中　I——输入图像

x_i——第 i 个像素点的特征集合

N_i——第 i 个像素点的所有邻域像素

y_i——第 i 个像素点的类别

y_{ij}——第 i 个像素点的第 j 个邻域像素点的类别

$\boldsymbol{K}$——待估参数向量　　Z——归一化函数

$\boldsymbol{f}_{ij}(\boldsymbol{x})$——联合特征向量

式中，$\phi(y_i,x_i)$为一元势函数，表示该像素在其特征条件下属于某一类别的概率，$\exp(y_iy_{ij}\boldsymbol{\lambda}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{f}_{ij}(\boldsymbol{x}))$为二元势函数，表示该像素在其领域像素作用下属于某一类别的概率。因此，采用条件随机场方法进行温室黄瓜霜霉病病斑图像分割，不仅能够考虑到病斑区域像素本身的特征，还能考虑到病斑区域像素与其邻域像素之间的相互关系。为了进一步提高病斑分割的准确率，本文拟采用决策树方法扩展条件随机场的一元势函数，进一步克服光照条件对病斑分割的影响。

在构建条件随机场一元势函数时，本文结合温室黄瓜霜霉病病斑图像的特点，采用决策树模型扩展条件随机场一元势函数，公式为

$$\phi(y_i,x_i)=\frac{1}{1+\exp\left(-y_i\dfrac{D_{T(x_i)}}{\tau}\right)} \tag{2}$$

式中　$D_{T(x_i)}$——图像第 i 个像素点对应的决策树分类结果

τ——待估参数

决策树模型的构建，本文拟采用(Classification and regression tree，CART)[16-17]算法。对于二元势函数 $\exp(y_iy_{ij}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{f}_{ij}(\boldsymbol{x}))$，本文采用欧氏距离来定义

$$\boldsymbol{f}_{ij}(\boldsymbol{x})=[1\quad\|x_i-x_j\|]^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

式中　$\|\cdot\|$——欧氏距离

模型参数估计和推理分别采用最大似然估计和最大后验概率实现。

1.4　病斑特征提取及选择

1.4.1　颜色特征

由于 RGB 颜色空间中 R、G、B 分量容易受到外界干扰，本研究在提取病斑颜色特征前，将病斑图像转到 HSV 颜色空间，具体如下[5,18-19]：

给定 RGB 颜色空间中的值(r,g,b)，r、g、$b\in[0,255]$，设 $v'=\max(r,g,b)$，定义

$$\begin{cases}r'=\dfrac{v'-r}{v'-\min(r,g,b)}\\ g'=\dfrac{v'-g}{v'-\min(r,g,b)}\\ b'=\dfrac{v'-b}{v'-\min(r,g,b)}\end{cases} \tag{4}$$

$$h'=\begin{cases}5+b' & (r=\max(r,g,b),g=\min(r,g,b))\\ 1-g' & (r=\max(r,g,b),g\neq\min(r,g,b))\\ 1+r' & (g=\max(r,g,b),b=\min(r,g,b))\\ 3-b' & (g=\max(r,g,b),b\neq\min(r,g,b))\\ 3+g' & (b=\max(r,g,b),r=\min(r,g,b))\\ 5-r' & (\text{其他})\end{cases} \tag{5}$$

则 RGB 空间到 HSV 空间的转换为

$$\begin{cases}v=\dfrac{v'}{255}\\ s=\dfrac{v'-\min(r,g,b)}{v'}\\ h=60h'\end{cases} \tag{6}$$

在获取病斑图像的 HSV 图像后，分别提取 H、S、V 3 个颜色分量的 1 阶矩(mean)、2 阶矩

(variance)、3 阶矩(skewness)作为病斑图像的颜色特征。颜色矩的数学公式为[19-20]:

一阶矩

$$\mu_i = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} P_{ij} \tag{7}$$

二阶矩

$$\sigma_i = \left[\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(P_{ij}-\mu_i)^2\right]^{\frac{1}{2}} \tag{8}$$

三阶矩

$$\zeta_i = \left[\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(P_{ij}-\mu_i)^3\right]^{\frac{1}{3}} \tag{9}$$

式中 P_{ij}——第 j 个像素点的第 i 个颜色分量

N——像素数量

1.4.2 纹理特征

灰度共生矩阵能够反映病斑图像灰度关于方向、相邻间隔和变化幅度等综合信息。本文共计算熵、能量等 5 个病斑图像的纹理特征[22-23],计算公式为:

熵
$$F_1 = -\sum_{i,j} C_{i,j}\lg C_{i,j} \tag{10}$$

能量
$$F_2 = \sum_{i,j} C_{i,j}^2 \tag{11}$$

同质性
$$F_3 = \sum_{i,j}\frac{C_{i,j}}{1+(i-j)^2} \tag{12}$$

对比度
$$F_4 = \sum_{i,j}(i-j)^2 C_{i,j} \tag{13}$$

相关性
$$F_5 = \sum_i\sum_j \frac{ijC_{i,j}-\mu_x\mu_y}{\sigma_x\sigma_y} \tag{14}$$

式中 $C_{i,j}$——灰度共生矩阵中第 i 行 j 列元素

μ_x、μ_y——均值 σ_x、σ_y——方差

1.4.3 形状特征

本研究根据病斑图像特点以及特征的分类稳定性,选择面积、周长、复杂度、圆形度共 4 个特征作为病斑的形状特征[6,24]。

病斑面积 A

$$A = \sum_{i}^{W}\sum_{j}^{H}(1-F(i,j)) \tag{15}$$

式中 $F(i,j)$——在点(i,j)处的二值图的像素(取 0 或 1)

W——二值图宽度像素数

H——二值图高度像素数

病斑周长 L:区域边界全部像素点之和。

病斑圆形度

$$e = \frac{4\pi A}{L^2} \tag{16}$$

病斑复杂度

$$F = \frac{L^2}{kA} \tag{17}$$

式中 k——常数

同时,本研究也采用了 7 个 Hu 不变矩[25]特征作为黄瓜病斑的图像识别特征。

$$\begin{cases}
\varphi_1 = \eta_{20}+\eta_{02}\\
\varphi_2 = (\eta_{20}+\eta_{02})^2+4\eta_{11}^2\\
\varphi_3 = (\eta_{30}-3\eta_{12})^2+(3\eta_{21}-\eta_{03})^2\\
\varphi_4 = (\eta_{30}+\eta_{12})^2+(\eta_{21}+\eta_{03})^2\\
\varphi_5 = (\eta_{30}-\eta_{12})(\eta_{30}+\eta_{12})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-3(\eta_{21}+\eta_{03})^2]+\\
\quad (3\eta_{21}-\eta_{03})(\eta_{21}+\eta_{03})[3(\eta_{30}+\eta_{12})^2-(\eta_{21}+\eta_{03})^2]\\
\varphi_6 = (\eta_{20}-\eta_{02})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-(\eta_{21}+\eta_{03})^2]+\\
\quad 4\eta_{11}(\eta_{30}+\eta_{12})(\eta_{21}+\eta_{03})\\
\varphi_7 = (3\eta_{21}-\eta_{03})[(\eta_{30}+\eta_{12})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-3(\eta_{21}+\eta_{03})^2]+\\
\quad (3\eta_{21}-\eta_{03})(\eta_{21}+\eta_{03})[3(\eta_{30}+\eta_{12})^2-(\eta_{21}+\eta_{03})^2]
\end{cases} \tag{18}$$

综上所述,本研究采用 9 个颜色特征,5 个纹理特征,7 个 Hu 不变矩特征和 4 个形状特征,共 25 个特征作为特征选择的输入。

1.4.4 基于粗糙集的特征选择

粗糙集算法[20]能够在不影响分类精度的前提下,保留关键属性,剔除冗余信息,在属性约简方面有很好的处理能力。因此,本研究采用基于遗传算法的粗糙集属性约简实现病斑特征的选择。

1.5 病害分类器

支持向量机涉及到的参数较少,鲁棒性较好,计算效率较高,并且具有过拟合控制策略以及良好的抗干扰和噪声能力[20]。由于支持向量机的准确度对于核函数的选择依赖程度非常高,因此,构建 SVM 分类器的重点就是选择一个合适的核函数;同时,核函数参数 g 和惩罚因子 c 也影响 SVM 的精度。本系统采用 K-fold cross validation 方法优化这 2 个参数,具体的模型构建流程如图 3 所示。

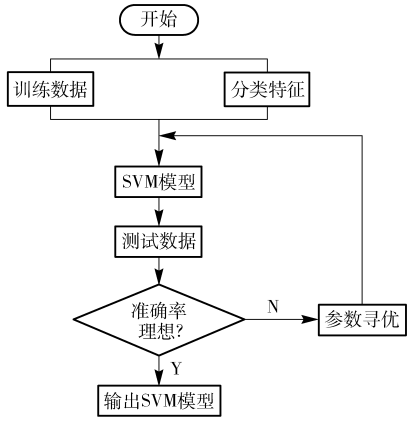


图 3 温室黄瓜病识别流程

Fig. 3 Flow chart of identification of greenhouse cucumber

2　试验

2.1　试验材料

以温室黄瓜为例，试验图像为 2016 年 4 月天津市农科院植保所农业创新基地日光温室 5 号棚的温室黄瓜霜霉病图像，共 99 幅，图像均采集于晴天，采集的图像如图 4 所示。本文将采集的数据分为 2 组：训练数据 60 幅和测试数据 39 幅。



图 4　温室黄瓜霜霉病图像

Fig. 4　Downy mildew images of greenhouse cucumber

本文温室黄瓜霜霉病诊断系统采用 Matlab 2014a 与 Microsoft Visual C ++ 编程实现。

2.2　病斑分割

在病斑分割模块，本文基于 Mark Schmidt 开发无向图模型[26]。点击导入图像，可以选择系统中黄瓜病斑图像导入系统中。导入图像后，在界面右侧选择分割采用的特征，本系统采用的初始分割特征包括：RGB 颜色空间的 R、G、B 值；HSV 颜色空间的 H、S、V 值；Lab 颜色空间的 L、a、b 值；HSI 颜色空间的 H、S、I 值；YCbCr 颜色空间的 Y、Cb、Cr 值；像素的梯度幅值 M 和方向 Q。

如图 5 所示，导入图像后，在右侧输入相应参数后点击选择训练数据集，可以采用相应大小的红色方框在导入图像中选择训练数据。完成训练数据选择后，可以选择相应的特征。



图 5　病斑分割模块

Fig. 5　Disease spots segmentation

从分割结果可以看出（图 6），无论设施现场的光照条件较强还是光照条件正常，本文算法都能够准确地从设施栽培现场复杂环境中实现病斑分割，为病害的准确识别诊断提供良好的数据来源。

为验证本文分割方法的效果，本文采用 K 均值聚类和 OTSU 方法作对比，开展对比分析，采用的数据为 39 幅测试图像，部分分割结果如图 7 所示。

从图 7 中可以看出，本文的分割效果明显优于 OTSU 阈值分割方法和 K 均值聚类方法。同时，本文以病斑错分像素率为评价指标[27]，对 3 种分割方法（本文算法、K 均值聚类算法、OTSU 算法）的分割效果进行定量评价，错分率为 5.46%、34.68%、53.72%，此结果为 39 幅图像错分率的平均值。可以看出，本文算法的错分率明显低于另外 2 种方法，OTSU 算法的错分率最高，其次是 K 均值聚类方法。评价结果进一步表明，OTSU 和K 均值聚类等自动分割算法，在设施栽培的现场通常会受到光照条件和复杂背景的干扰而无法取得理想的分割效果。而本文算法充分考虑了温室黄瓜栽培现场环境以及温室黄瓜霜霉病图像的特点，可以充分克服设施栽培现场的光照条件和复杂背景的影响，能够准确的从温室栽培现场获取的病害图像中提取病斑，为病害诊断提供良好的数据来源。

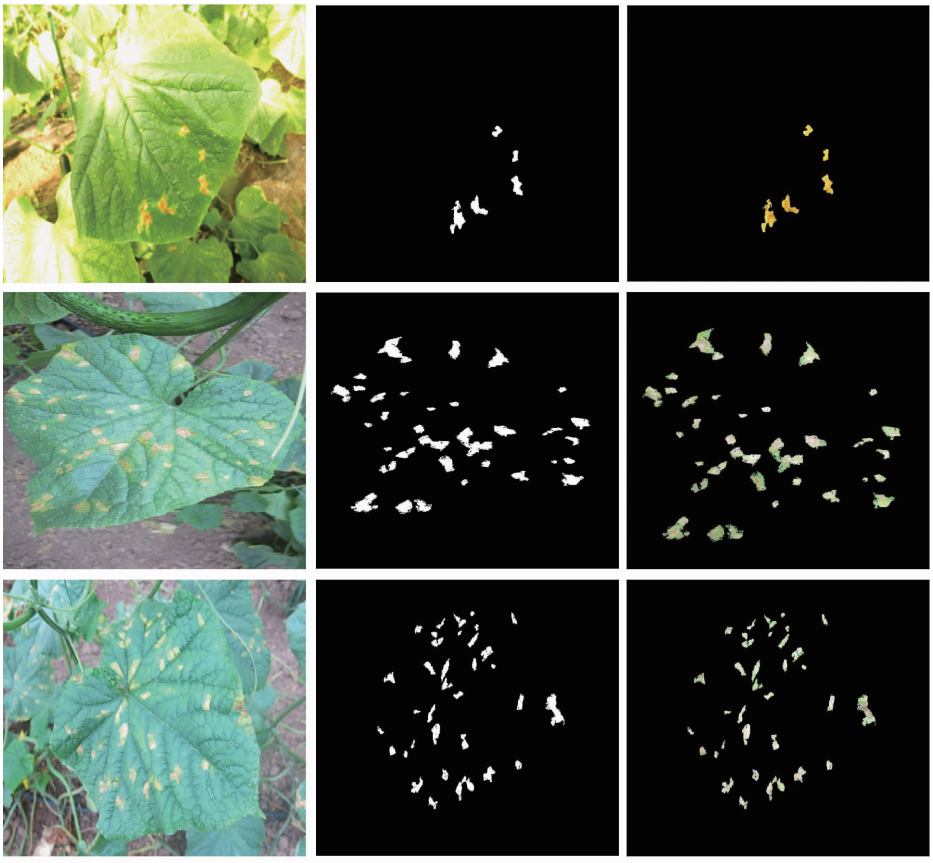
2.3　特征选择及提取

在获取病斑图像后，系统进入特征提取功能（图 8）。

点击读取图像按钮，系统将读入病斑分割结果；点击特征提取按钮，系统将计算包括颜色、纹理和形状在内的 25 个分类特征，并显示在右侧。点击存储特征按钮后，系统将特征提取结果存入数据库中。在获取完所有样本图像特征后，点击特征选择按钮，系统可根据目前数据库中存储的数据进行特征选择，并输出结果。当输入的图像为测试图像时，可直接点击提取选择特征，系统将计算测试图像的优选特征，并存储在数据库中。

2.4　蔬菜病害识别

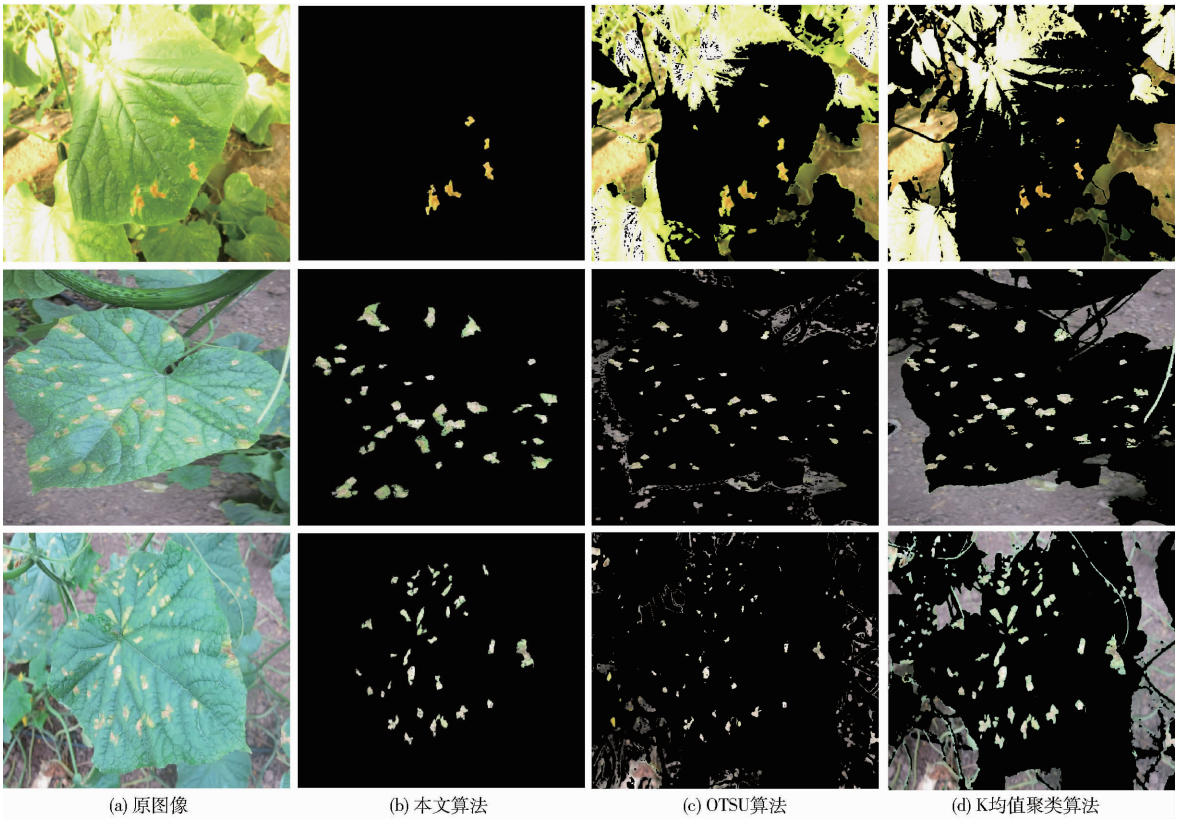
病害诊断功能采用 LIBSVM 实现[28]，通过选择不同的 SVM 核函数和惩罚因子 c 以及核函数参数 g，可以构建不同的 SVM 分类器。本系统分类器试验



(a) 原图像 (b) 二值图 (c) 分割结果

图 6 病斑分割结果

Fig. 6 Results of disease spots segmentation



(a) 原图像 (b) 本文算法 (c) OTSU算法 (d) K均值聚类算法

图 7 分割方法结果对比

Fig. 7 Segmentation results comparison of different methods



图 8　特征提取模块

Fig. 8　Features extraction

训练数据为 120 幅黄瓜叶部病害图像，其中霜霉病 60 幅，其他病害 60 幅；测试数据为 39 幅黄瓜霜霉病图像。将病害图像进行分割处理后，提取病斑图像的优选特征作为分类器的输入，试验选择的特征包括：*H* 分量一阶矩、*H* 分量二阶矩、*S* 分量二阶矩、*H* 分量三阶矩、对比度、相关性、熵、一阶不变矩、四阶不变矩、七阶不变矩、圆形度和复杂度。分类器的输出为 2 个类别：霜霉病和非霜霉病，并且系统还输出分类器的准确率。

图 9 为黄瓜霜霉病的诊断结果，在根据经验设置参数的情况下，基于径向基核函数的 SVM 分类器准确率为 85%。



图 9　病害诊断模块

Fig. 9　Diseases diagnosis

同时，系统还设置了参数寻优过程，通过交叉验证方法，对 SVM 分类器惩罚因子 *c* 以及核函数参数 *g* 进行寻优，利用优化后的 2 个参数构建 SVM 分类器，可以进一步提高分类器的准确率，图 10 为参数寻优后，黄瓜霜霉病的诊断结果。



图 10　优化参数后病害诊断

Fig. 10　Diseases diagnosis with optimized parameters

经过参数优化计算后，径向基 SVM 分类器的分类准确率达到了 90%。从总体来看，准确率基本满足要求。

3　结束语

基于图像处理及物联网技术，结合温室黄瓜栽培现场环境以及温室黄瓜霜霉病图像的特点，提出了基于条件随机场的病斑图像分割方法，构建了一套温室黄瓜霜霉病诊断系统。该方法采用决策树模型结果，扩展条件随机场一元势函数，不仅考虑到病斑像素自身特征，还兼顾病斑像素的空间位置关系；同时，克服了光照条件的影响，能够从复杂背景中准确提取病斑图像。在获取病斑图像后，本系统提取了包括颜色、纹理和形状在内的 25 个特征并进行选择。系统测试结果表明，该系统诊断准确率达到 90%，能够满足病害诊断的实际要求。

参　考　文　献

1　PUJARI J, YAKKUNDIMATH R, BYADGI A. Image processing based detection of fungal disease in plants [J]. Procedia Computer Science, 2015,46: 1802 – 1808.

2　PERTOT I, KUFLIK T, GORDON I, et al. Identificator: a web-based tool for visual plant disease identification, a proof of concept with a case study on strawberry [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 84(11):144 – 154.

3　SANKARAN S, MISHRA A, EHSANI R, et al. A review of advanced techniques for detecting plant diseases [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2010, 72(1):1 – 13.

4　马浚诚，李鑫星，张领先，等. 面向叶类蔬菜病害识别的温室监控视频采集系统[J/OL]. 农业机械学报，2015，46(3):282 – 287. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20150341&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.041.
MA Juncheng, LI Xinxing, ZHANG Lingxian, et al. Monitoring video capture system for identification of greenhouse vegetable diseases[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3):282 – 287. (in Chinese)

5　耿长兴，张俊雄，曹峥勇，等. 基于色度和纹理的黄瓜霜霉病识别与特征提取[J]. 农业机械学报，2011，42(3):170 – 174.

GENG Changxing, ZHANG Junxiong, CAO Zhengyong, et al. Recognition and features extraction of cucumber downy mildew based on color and texture [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3):170 - 174. (in Chinese)
6 彭占武, 司秀丽, 王雪,等. 基于计算机图像处理技术的黄瓜病害特征提取[J]. 农机化研究, 2014(2):179 - 182.
PENG Zhanwu, SI Xiuli, WANG Xue, et al. Feature extraction of cucumber diseases based on computer image processing technology [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014(2):179 - 182. (in Chinese)
7 KRUSE O M O, PRATS-MONTALBÁN J M, INDAHL U G, et al. Pixel classification methods for identifying and quantifying leaf surface injury from digital images [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 108:155 - 165.
8 OMRANI E, KHOSHNEVISAN B, SHAMSHIRBAND S, et al. Potential of radial basis function-based support vector regression for apple disease detection [J]. Measurement, 2014, 55(9):512 - 519.
9 ZHOU R, KANEKO S, TANAKA F, et al. Disease detection of cercospora leaf spot in sugar beet by robust template matching[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 108:58 - 70.
10 CAMARGO A, SMITH J S. Image pattern classification for the identification of disease causing agents in plants [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2009, 66(2):121 - 125.
11 ZHANG M, MENG Q. Automatic citrus canker detection from leaf images captured in field [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(15):2036 - 2046.
12 STEGMAYER G, MILONE D H, GARRAN S, et al. Automatic recognition of quarantine citrus diseases[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(9):3512 - 3517.
13 ZHANG W, TENG G, WANG C. Identification of jujube trees diseases using neural network [J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(11):1034 - 1037.
14 钱生, 陈宗海, 林名强,等. 基于条件随机场和图像分割的显著性检测[J]. 自动化学报, 2015, 41(4):711 - 724.
QIAN Sheng,CHEN Zonghai,LIN Mingqiang, et al. Saliency detection based on conditional random field and image segmentation [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(4):711 - 724. (in Chinese)
15 MUSTAFA G U, CHAO C, DIMITRIS M. An efficient conditional random field approach for automatic and interactive neuron segmentation [J]. Medical Image Analysis, 2016, 27: 31 - 44.
16 GUO W, RAGE U K, NINOMIYA S. Illumination invariant segmentation of vegetation for time series wheat images based on decision tree model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 96(6): 58 - 66.
17 CHAO W H, CHEN Y Y, CHO C W, et al. Improving segmentation accuracy for magnetic resonance imaging using a boosted decision tree[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2008, 175(2):206 - 217.
18 MA J, LI X, WEN H, et al. A key frame extraction method for processing greenhouse vegetables production monitoring video [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 111:92 - 102.
19 傅泽田,苏 叶,张领先,等. 基于自适应双阈值的蔬菜病害知识视频分割方法[J]. 农业工程学报,2013,29(9):148 - 155.
FU Zetian, SU Ye, ZHANG Lingxian, et al. Method of video segmentation for vegetable disease based on self-adaptive dual thresholds [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(9): 148 - 155. (in Chinese)
20 张建华, 祁力钧, 冀荣华,等. 基于粗糙集和 BP 神经网络的棉花病害识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7):161 - 167.
ZHANG Jianhua, QI Lijun, JI Ronghua, et al. Cotton diseases identification based on rough sets and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(7): 161 - 167. (in Chinese)
21 许良凤, 徐小兵, 胡敏, 等. 基于多分类器融合的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报,2015, 31(14): 194 - 201.
XU Liangfeng, XU Xiaobing, HU Min, et al. Corn leaf disease identification based on multiple classifiers fusion [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(14): 194 - 201. (in Chinese)
22 袁媛, 陈雷, 吴娜,等. 水稻纹枯病图像识别处理方法研究[J]. 农机化研究, 2016(6): 84 - 87,92.
YUAN Yuan, CHEN Lei, WU Na, et al. Research of rice sheath blight based on image processing [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016(6): 84 - 87,92. (in Chinese)
23 王献锋, 张善文, 王震, 等. 基于叶片图像和环境信息的黄瓜病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14): 148 - 153.
WANG Xianfeng, ZHANG Shanwen, WANG Zhen, et al. Recognition of cucumber diseases based on leaf image and environmental information [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(14): 148 - 153. (in Chinese)
24 HERNÁNDEZ-PEREIRA E, BOLÓN-CANEDO V, SÁNCHEZ-MAROÑO N, et al. A comparison of performance of K-complex classification methods using feature selection [J]. Information Sciences, 2016, 328:1 - 14.
25 陈亚军, 赵博, 李树君,等. 基于多特征的杂草逆向定位方法与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(6):257 - 262. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20150637&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.06.037.
CHEN Yajun, ZHAO Bo, LI Shujun, et al. Weed reverse positioning method and experiment based on multi-feature [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6):257 - 262. (in Chinese)
26 SCHMIDT M. UGM: A Matlab toolbox for probabilistic undirected graphical models[EB/OL][2016 - 05 - 01]. http://www.cs.ubc.ca/~schmidtm/Software/UGM.html, 2007.
27 田杰, 韩冬, 胡秋霞,等. 基于 PCA 和高斯混合模型的小麦病害彩色图像分割[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(7):267 - 271. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20140741&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.07.041.
TIAN Jie, HAN Dong, HU Qiuxia, et al. Segmentation of wheat rust lesionimage using PCA and gaussian mix model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7):267 - 271. (in Chinese)
28 CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2011, 2(3):389 - 396.