

基于 PCA 和高斯混合模型的小麦病害彩色图像分割*

田杰^{1,2} 韩冬³ 胡秋霞² 马孝义^{1,4}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 3. 俄克拉荷马大学工程学院, 淘沙 74135; 4. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为了提高高斯混合模型对小麦病叶的分割精度, 减少分割时间, 提出了一种基于 PCA 和高斯混合模型的分割方法。首先充分利用图像的颜色信息, 将图像多个颜色通道进行主成分分析计算, 获得 3 个主要颜色通道; 在此基础上, 将图像分成多个分块, 根据其像素平均值排序, 各取前后多个分块组成新的像素集合进行高斯混合模型运算; 最后遍历整个图像, 将每个像素归类到已求出的高斯模型上得出分割结果。通过对小麦锈病图像的分割试验表明, 该方法的错分像素率分别比高斯混合模型、K-means 等传统分割方法低 5.46 和 13.44 个百分点。

关键词: 小麦锈病 图像分块 主成分分析 高斯混合模型

中图分类号: S435.121.4⁺3; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)07-0267-05

引言

有效的病斑分割为后续的特征提取提供更好的效果, 但农业病害图像由于其特殊性, 如病斑大小没有规则, 病斑颜色深浅不一等原因使得病斑难以准确分割。采用高科技手段如图像处理技术、计算机视觉技术等判断病害受害状况, 进而及时地采取相应的病害防治措施, 可以减少人力物力, 对今后农作物栽培管理的自动化、智能化产生深远的影响^[1]。近年来, 基于聚类算法的分割法是图像分割中常用的方法^[2-5], 其中高斯混合模型在图像分割、视频分析、图像配准和噪声消除等方面得到了广泛应用^[6]。但对于目标和背景内容均复杂的作物病害图像, 目前的高斯混合模型图像分割方法存在一定缺陷, 如处理大像素图像时运算性能较低。

本文以小麦锈病病叶为研究对象, 充分利用病害图像的颜色信息, 先利用 PCA 算法提取 RGB、HSV 颜色空间的主成分颜色通道信息, 在此基础上对选择后的图像进行分块, 即提取图像块, 随后根据各图像块的像素平均值选择少数图像块进行高斯混合模型计算, 求解出高斯模型参数, 以此参数作为整个图像的高斯模型参数, 再将整个图像像素归类到各个高斯模型所表示的类别, 得到病斑分割结果。

1 基于 PCA 的主颜色通道选择

小麦叶锈病病斑边缘与叶片颜色较为接近, 而从较多颜色模型中只依据单个颜色通道信息较难将病斑和背景叶片准确分割开。因此考虑选择多个颜色模型, 采用 PCA 算法^[7]找到主要的 3 个颜色通道, 后续的分割都建立在这 3 个主要颜色通道数据上。根据目前文献分析, 可采用广泛使用的 RGB 颜色模型和对人类视觉系统较为敏感的 HSV 颜色模型作为 PCA 算法处理的基础数据。计算过程如下:

(1) 获取图像的 R 、 G 、 B 和 H 、 S 、 V 通道数据, 分别将每个通道数据按列优先存储形成 1 列后进行归一化处理, 形成新的图像矩阵 I 。 $I = [I_1, I_2, \dots, I_6]^m$, 其中 m 为图像行数, n 为列数, I_i ($1 \leq i' \leq 6$) 表示每个颜色通道数据。归一化处理式为

$$I_{i'} = \frac{I_{i'_o} - \bar{I}_{i'_o}}{\sigma_{i'_o}} \quad (1)$$

式中 $I_{i'_o}$ 、 $\bar{I}_{i'_o}$ 、 $\sigma_{i'_o}$ ——原图像颜色通道数据、均值及方差

$I_{i'}$ ——归一化后通道数据

(2) 计算 I 的协方差阵 Σ , 计算式为

$$\Sigma = \frac{1}{mn-1} \sum_{i=1}^{mn} I^T I \quad (2)$$

(3) 计算协方差矩阵 Σ 的特征值及特征向量,

收稿日期: 2013-08-12 修回日期: 2013-11-12

* 国家自然科学基金资助项目(61003151)、“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAD08B01)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2014YB069)

作者简介: 田杰, 博士生, 讲师, 主要从事图像分析研究, E-mail: tianblank@126.com

通讯作者: 马孝义, 教授, 博士生导师, 主要从事农业水土工程研究, E-mail: xiaoyimasl@yahoo.com.cn

公式为

$$\begin{cases} \Sigma W = \lambda W \\ W = [w_1, w_2, \dots, w_6] \\ \lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6) \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\lambda_{i'}$ ($1 \leq i' \leq 6$) —— Σ 的特征值

$w_{i'}$ —— 特征值 $\lambda_{i'}$ 对应的特征向量

(4) 筛选出 λ 中 3 个较大特征值作为主要特征值, 其对应的颜色通道作为表征图像像素分布的主成分颜色通道。

2 基于高斯混合模型的小麦叶部病斑分割

在获取主要颜色通道后, 使用高斯混合模型对病害图像进行分割。传统高斯混合模型在处理大像素图像时运算性能较低, 为了解决这个问题, 考虑将图像划分成多个小块, 以图像块的像素作为高斯混合模型的输入进行计算得分割结果。

2.1 图像分块

将图像划分成多个小块, 随后根据各图像块的像素平均值选择少数图像块, 将这些图像块的像素组成高斯混合模型运算的原始输入数据, 具体过程如下:

(1) 计算选择的主成分颜色通道与其相应特征值的积, 形成新的矩阵 $A(m \times n, 3)$

$$A_{ij} = I_{ij} \lambda_j \quad (1 \leq j \leq 3) \quad (4)$$

式中 I_{ij} —— 被选出的第 i 个像素第 j 个通道的值

λ_j —— 第 j 个通道的特征值

(2) 按照 m_1 对 A 每行求均值, 形成一列向量, 再重建成矩阵 $B(m, n)$ 。将该矩阵划分为 $N \times N$ ($9 \leq N \leq 15$) 的小块 $C(N, N)$, 使得任何 2 个图像块没有重叠的元素, 划分的图像块数记为 i_c , $c = \min\{i_c, N \times N\}$ 。

$$m_1 = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 I_j \lambda_j \quad (5)$$

(3) 如果两个图像块的像素分布一样, 只需其中一个块。划分出的图像块的像素平均值为

$$m_2 = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N^2} C_i(N, N) \quad (6)$$

(4) 对图像块排序

对于任意 s , 令 $p_s(1), p_s(2), \dots, p_s(c)$ 为一个满足 $m_{2s, p_s(1)} \geq m_{2s, p_s(2)} \geq \dots \geq m_{2s, p_s(c)}$ 的排列, 选择像素均值最大的前 $\lfloor c/2 \rfloor$ 个图像块和最小的后 $\lfloor c/2 \rfloor$ 个图像块, 这些图像块所包含的像素点构成参与高斯混合模型运算的数据。

2.2 高斯混合模型运算

高斯混合模型^[8-14]计算过程描述如下。

设图像 I 可分为 K 类按高斯分布的同质区域

$\omega_i, i = 1, \dots, K$, 则每个高斯分布 ω_i 的概率密度函数为

$$p(I|\omega_i, \theta_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(I-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (i=1, \dots, K) \quad (7)$$

高斯模型参数为 $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i)$, μ_i 为图像像素均值, σ_i 为方差。设 ω_i 的先验概率为 $P(\omega_i)$, 则图像 I 的像素分布的混合概率函数为

$$P(I|\Theta, P) = \sum_{i=1}^K P(\omega_i) p(I|\omega_i, \theta_i) \quad (\Theta = \theta_1, \dots, \theta_k; P = P(\omega_1), \dots, P(\omega_k)) \quad (8)$$

式中 Θ —— 混合模型的高斯分布参数

P —— 对应的高斯分布的先验概率

为了得到图像像素的混合模型的统计参数, 定义整个图像数据的自然对数似然函数为

$$L(I|\Theta, P) = \lg p(I_1, \dots, I_M | \Theta, P) = \sum_{m=1}^M \lg p(I_m | \Theta, P) = \sum_{m=1}^M \lg \sum_{i=1}^K P(\omega_i) p(I_m | \omega_i, \theta_i) \quad (9)$$

式中 M —— 图像的总像素数

记 (Θ_0, P_0) 为适合当前图像的混合模型参数, 则

$$(\Theta_0, P_0) = \arg \max L(\Theta, P) \quad (10)$$

通常使用 EM 算法^[13-14]对式(10)求解, EM 算法计算过程中大量使用矩阵运算, 这在处理大像素图像时运算量及要求的内存资源特别大, 往往导致高斯混合模型计算时间较长, 对有的大像素图像甚至无法计算出分割结果。所以对大像素图像将部分分块所包含的像素进行高斯混合模型运算, 而不采用全部像素运算, 这样可以降低计算量。

本文将病斑图像分为病斑区域和背景区域, 将图像像素点用 2 个高斯模型表示, 其中 1 个表示病斑区域, 另 1 个表示背景区域。从而分割问题转换为求解这 2 个高斯模型参数问题, 即求解式(7)中的 $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i), i = 1, 2$ 。将 1.2 节中得到的图像块所包含的像素点的主成分颜色通道值作为高斯混合模型运算的输入数据, 计算出相应的高斯参数 θ 。

2.3 图像像素分类

遍历整个图像, 将图像每个像素点主成分颜色通道像素值代入 2.2 节得到的高斯模型中, 看其更符合哪个高斯模型, 就将其归类到该高斯模型所表示的类别。

2.4 算法实现

按照上述思想, 本文提出的基于 PCA 和高斯混合模型的小麦叶部病斑图像分割算法归纳如下:

(1) 获取图像 R 、 G 、 B 和 H 、 S 、 V 通道数据, 分别归一化处理, 形成新的图像矩阵 I 。

(2) 用 PCA 方法对 I 运算, 获得 6 个特征值及特征向量, 进而获得前 3 个主成分颜色通道。

(3) 将前 3 个主成分颜色通道分别与其对应的特征值相乘, 形成新的矩阵 A 。随后对每行求平均值, 形成一列向量, 再重建成新的 $m \times n$ 矩阵 B 。

(4) 对 B 进行分块, 每块包含 $N \times N$ 个 ($9 \leq N \leq 15$) 像素, 使得任何两块之间没有重叠像素, 得到的块数为 i_c , 取 $N \times N$ 和 i_c 中的小者, 记为 $c = \min\{i_c, N \times N\}$ 。

(5) 对所有像素块求均值, 随后按均值大小将像素块排序, 取前 $\lfloor c/2 \rfloor$ 和后 $\lfloor c/2 \rfloor$ 个块组成新的矩阵, 对该矩阵用高斯混合模型聚类为 2 类, 求解相应的高斯模型参数。

(6) 遍历整个原图像, 将所有像素归类到已求得的高斯模型。计算方法是像素 3 个主成分分量值分别代入 2 个类别的高斯模型中, 比较其应属于哪个高斯模型表示的类别, 即得到分割结果。

3 试验结果与分析

以小麦锈病叶部病斑图像为对象, 分别用本文方法、高斯混合模型方法和 KMEANS 方法进行病斑图像分割对比试验。试验计算机 CPU 为 Intel (R) Core2 P9400 2.4 GHz, 内存 2.0 GB, 操作系统为 Windows XP, 用 Matlab 7.0 编程实现小麦叶部病害图像的分割, 文中所用高斯混合模型 EM 求解算法采用文献 [15] 方法计算。供试小麦病斑叶片图像大小为 345 像素 \times 245 像素, 共拍照 200 张, 随机挑选 60 张进行试验, 计算结果为 60 张图像的平均值。

先对参数 N 的取值进行试验。为了对分割结果进行量化评价, 可用病叶错分像素率评价图像的分割效果。错分像素率越低则表明算法的分割性能越好, 反之亦然。人工计算 (用 Photoshop 软件计算) 得到的为真实病斑区域, 提出算法得到的是算法识别出的病斑区域, 进一步得到 2 个病斑区域的交集区域。则病叶错分像素率 γ 定义为 [16]

$$\gamma = \left(1 - \frac{|F_a \cap F_t| + |B_a \cap B_t|}{|B_a| + |F_a|} \right) \times 100\% \quad (11)$$

式中 F_a 、 B_a ——人工计算得到的病斑和背景区域

F_t 、 B_t ——算法得到的病斑和背景区域

当 $4 \leq N \leq 17$ 时, 其试验分割性能结果如表 1 所示。每个分块包含的像素数的多少对错分像素率和运行时间都有直接影响。表 1 描述了算法在不同 N 值下获得的图像块数、高斯模型计算所需的像素数及错分像素率和单个图像运行时间的对比情况。

表 1 不同 N 值时本文算法分割性能评价

Tab.1 Quantitative evaluation of image segmentation for each N

序号	N	图像块数	高斯模型计算的像素数	错分像素率/%	时间/s
1	4	5 246	256	7.22	6.96
2	5	3 381	625	6.63	4.48
3	6	2 280	1 296	6.52	2.95
4	7	1 715	2 401	6.45	2.35
5	8	1 290	4 096	6.39	1.85
6	9	1 026	6 561	6.27	1.63
7	10	816	10 000	6.40	1.42
8	11	682	14 641	6.44	1.38
9	12	560	20 736	6.44	1.29
10	13	468	28 561	6.40	1.39
11	14	408	38 416	6.39	1.50
12	15	368	50 625	6.45	1.65
13	16	315	65 536	6.40	2.23
14	17	280	80 920	6.44	2.18

从表 1 可看出, 随着 N 的增大, 图像块数逐渐变小, 而计算高斯模型所需的像素数越来越多。当 N 为 17 时, 所需像素数 80 920 已经很接近图像总像素数 84 525, 所以 N 选取到 17 即可停止。 N 较小时, 错分像素率较高。当 N 为 4 时, 错分像素率达到 7.22%, 因为此时参与高斯混合模型运算的像素数过少, 不能较为准确表示整个图像的高斯分布; 而 N 为 9 时, 错分像素率达到最低的 6.27%。表 1 中显示错分像素率在 6.40% 附近波动的最多。而从运行时间来看, N 较小时, 分割单个图像所用时间较多。当 N 为 4 时, 所用时间最多, 为 6.94 s。当 $9 \leq N \leq 15$ 时, 运行时间相对较少, 但当 $N \geq 16$ 时, 运行时间在 2.0 s 附近。综上所述, 对本文试验来说, 当 $9 \leq N \leq 15$ 时, 分割性能较好。

图 1 为以 1 张小麦叶部病害图像为例展示 $N=9$ 时的小麦病斑分割结果。

从图 1 可看出, 经过 PCA 运算且各主成分分量与其相应特征值相乘后得到的图像中病斑区域与叶部背景区域的颜色对比较大, 这为后续正确分割病斑区域提供了保证。从图 1d、图 1e 和图 1f 3 种算法分割结果看, 对于这张病叶图像, 本文算法分割准确度最高, 高斯混合模型分割方法准确度最低, K-means 方法居中。

按照病叶错分像素率计算得出的小麦叶部病斑图像分割效果定性评价结果如表 2 所示。

从表 2 中可看出, 本文方法在错分像素率方面最低, 而运行时间上居中。其中在错分像素率方面, 本文方法大约是高斯混合模型的 53.45%, 是 K-means 方法的 31.81%, 分割错分率最低; 在运行

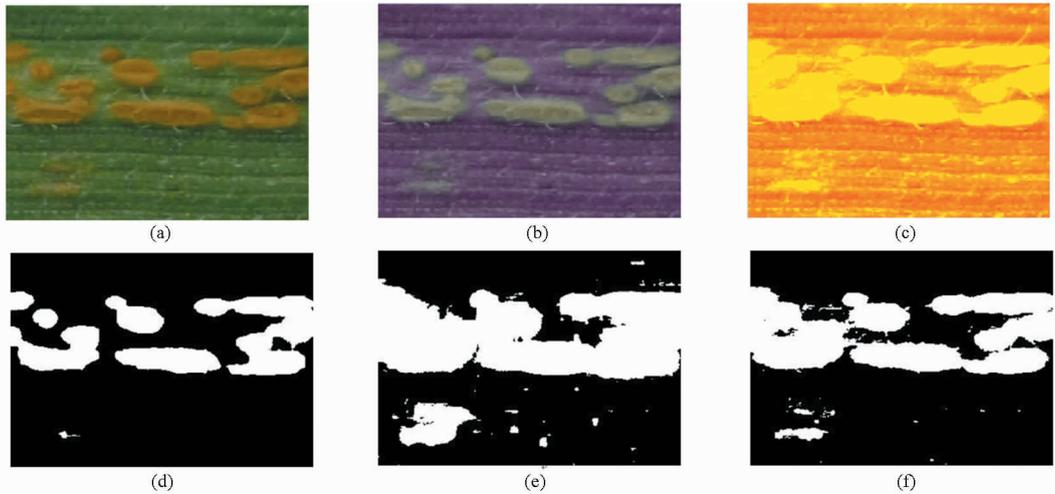


图1 小麦锈病图像分割对比图

Fig. 1 Wheat rust lesion images segmentation results

(a) 原图像 (b) 主分量图像1 (c) 主分量图像2 (d) 本文算法分割结果 (e) 高斯混合模型分割结果 (f) K-means 分割结果

时间方面,本文方法约是高斯混合模型的34.98%,比K-means方法慢0.46s,实时性居中。综合考虑,本文提出的基于高斯混合模型的小麦叶部病斑分割方法性能更好。

表2 小麦病斑图像的分割质量评价

Tab. 2 Quantitative evaluation of image segmentation for wheat rust lesion images

方法	错分像素率/%	运行时间/s
本文方法	6.27	1.63
高斯混合模型	11.73	4.66
K-means 方法	19.71	1.17

4 结论

(1) 提出了一种基于PCA和高斯混合模型的

小麦叶部病害分割方法。使用PCA从RGB、HSV颜色通道中选取主成分颜色通道,充分利用了彩色图像多个通道的颜色信息。

(2) 对图像进行分块,只用少部分图像块数据计算高斯混合模型中的各高斯参数,减少了计算量。最后遍历整个图像将所有像素点归类到相应高斯模型所表示的类别,即得到分割结果。

(3) 试验结果表明,当 $9 \leq N \leq 15$ (图像块大小为 $N \times N$)时,小麦病斑分割性能较好,且 $N=9$ 时所提出的算法在3种方法中错分像素率最低,运行时间居中。其中错分像素率降低到6.27%,运行时间为1.63s。本文所提出的算法能够有效解决小麦锈病病斑分割问题,且实时性也比原高斯混合模型好。

参 考 文 献

- 刁智华. 大田小麦叶部病害智能诊断系统研究与应用[D]. 合肥:中国科学技术大学,2010.
Diao Zhihua. Research and application of intelligent system of field wheat leaf disease detection[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2010. (in Chinese)
- 毛罕平,张艳诚,胡波. 基于模糊C均值聚类的作物病害叶片图像分割方法研究[J]. 农业工程学报,2008,24(9):136-140.
Mao Hanping, Zhang Yancheng, Hu Bo. Segmentation of crop disease leaf images using fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(9): 136-140. (in Chinese)
- 李冠林,马占鸿,黄冲,等. 基于K-means硬聚类算法的葡萄病害彩色图像分割方法[J]. 农业工程学报,2010,26(增刊2):32-37.
Li Guanlin, Ma Zhanhong, Huang Chong, et al. Segmentation of color images of grape diseases using K-means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(Supp. 2): 32-37. (in Chinese)
- 熊俊涛,邹湘军,陈丽娟,等. 基于机器视觉的自然环境中成熟荔枝识别[J]. 农业机械学报,2011,42(9):162-166.
Xiong Juntao, Zou Xiangjun, Chen Lijuan, et al. Recognition of mature litchi in natural environment based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 162-166. (in Chinese)
- 司永胜,刘刚,高瑞. 基于K-均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(增刊):100-104.
Si Yongsheng, Liu Gang, Gao Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 100-104. (in Chinese)
- 管涛,李玲玲. 高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述[J]. 中国图象图形学报,2012,17(12):1461-1468.
Guan Tao, Li Lingling. Overview of Gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1461-1468. (in Chinese)

- 7 董莹莹,王纪华,李存军,等. 基于数据分割与主成分分析的 LAI 遥感估算[J]. 红外与毫米波学报,2011,30(2):124-130.
Dong Yingying, Wang Jihua, Li Cunjun, et al. Estimating leaf area index from remote sensing data: based on data segmentation and principal component analysis[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(2): 124-130. (in Chinese)
- 8 Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 619-634.
- 9 朱峰,张晓娜,陈健美,等. 基于多阶抽样的高斯混合模型彩色图像分割[J]. 中国图象图形学报,2011,16(4):566-571.
Zhu Feng, Zhang Xiaona, Chen Jianmei, et al. Color image segmentation based on Gaussian mixture model with multi-sampling [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 566-571. (in Chinese)
- 10 Razavi N, Gall J, Van Cool L. Scalable multi-class object detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 1505-1512.
- 11 马江洪,葛咏. 图像线状模式的有限混合模型及其 EM 算法[J]. 计算机学报,2007,30(2):288-296.
Ma Jianghong, Ge Yong. The finite mixture model and its EM algorithm for line-type image patterns[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(2): 288-296. (in Chinese)
- 12 Athanasiadis E I, Cavouras D A, Spyridonos P P, et al. Complementary DNA microarray image processing based on the fuzzy Gaussian mixture model[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(4): 419-425.
- 13 Singh R, Pal B C, Jabr R A. Statistical representation of distribution system loads using Gaussian mixture model[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1): 29-37.
- 14 Jian B, Vemuri B C. Robust point set registration using Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1633-1645.
- 15 Liu J, Huan Z, Huang H, et al. An adaptive method for recovering image from mixed noisy data[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 85(2): 182-191.
- 16 方江雄. 基于变分水平集的图像分割方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2012.
- 17 袁媛,李淼,陈晟,等. 复杂背景黄瓜叶部病害图像分割方法[J]. 农业机械学报,2013,44(10):233-237.
Yuan Yuan, Li Miao, Chen Sheng, et al. Segmentation of cucumber leaf disease images with complex background [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 233-237. (in Chinese)
- 18 虎晓红,李炳军,刘芳,等. 多颜色空间中玉米叶部病害图像图论分割方法[J]. 农业机械学报,2013,44(2):177-181.
Hu Xiaohong, Li Bingjun, Liu Fang, et al. Image segmentation based on graph theory in multi-color space for maize leaf disease [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 177-181. (in Chinese)

Segmentation of Wheat Rust Lesion Image Using PCA and Gaussian Mix Model

Tian Jie^{1,2} Han Dong³ Hu Qiuxia² Ma Xiaoyi^{1,4}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Engineering, University of Oklahoma, Tulsa 74135, USA

4. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to improve the segmentation accuracy and reduce the segmentation running time of Gaussian mixture model used on wheat lesion images, a segmentation method based on PCA and Gaussian mixture model was proposed. Firstly, in order to completely use the color information of an image, three primary color channels of the image were obtained through the principal component analysis (PCA) method from R , G , B or H , S , V color channels of this image. Secondly, the image was divided into many blocks, which were then sorted according to their mean pixel values. After sorting, those blocks lying in the front and the rear were selected to comprise a new pixel set by the Gaussian mixture model, and further, the corresponding Gaussian model parameters were obtained. Finally, the proposed method traveled all pixels in the image and classified each pixel into the corresponding Gaussian model category. Experimental results show that the proposed method has gained better promotions in segmentation error rate and running time compared with the traditional segmentation method and is effective for wheat leaf rust lesion segmentation.

Key words: Wheat rust lesion Image pitches PCA Gaussian mixture model