

基于 Lab 颜色空间的非监督 GMM 水稻无人机图像分割

曹英丽^{1,2} 林明童¹ 郭忠辉¹ 肖文¹ 马殿荣³ 许童羽^{1,2}

(1. 沈阳农业大学信息与电气工程学院, 沈阳 110866; 2. 辽宁省农业信息化工程技术中心, 沈阳 110866;
3. 沈阳农业大学农业农村部东北水稻生物学与遗传育种重点实验室, 沈阳 110866)

摘要: 为解决传统水稻冠层图像分割算法性能在很大程度上依赖于训练数据集的质量,且分割效果易受田间多变光照强度影响,导致水稻生产参数估计精度不高等问题,提出一种基于 Lab 颜色空间的非监督贝叶斯方法,用于田间水稻无人机图像分割。模型参数从每个独立、未标记的无人机图像直接学习获得,无需训练。不同图像会有不同的模型参数,该算法能够适应各种不同环境拍摄的图像。将提出的算法应用于分蘖后期田间水稻的无人机图像分割,并与 RGB - GMM、HSV - GMM 和 All - GMM 算法进行对比,在高度 10 m 图像中平均查全率、平均查准率和平均 F1 值分别为 0.842 7、0.757 0 和 0.794 8,在高度 15 m 图像中分别为 0.875 6、0.713 3 和 0.778 8,优于 RGB - GMM、HSV - GMM 和 All - GMM 算法。研究表明,本文提出的方法可以从复杂大田环境拍摄的无人机影像中准确提取水稻像素。

关键词: 水稻; 无人机; 图像分割; 颜色空间; 高斯混合模型

中图分类号: S127; TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)01-0162-08 OSID: 

Unsupervised GMM for Rice Segmentation with UAV Images
Based on Lab Color Space

CAO Yingli^{1,2} LIN Mingtong¹ GUO Zhonghui¹ XIAO Wen¹ MA Dianrong³ XU Tongyu^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China
2. Liaoning Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Shenyang 110866, China
3. Key Laboratory of Northeast Rice Biology, Genetics and Breeding, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

Abstract: Rice image segmentation is a key step to obtain rice growth parameters, and plays an important role in rice production. The performance of traditional rice canopy image segmentation algorithm largely depends on the quality of the training data set, and the segmentation result is easily affected by the variable light intensity in the field, which leads to the poor estimation accuracy of rice growth information. In order to solve the above problems, an unsupervised Bayesian method based on Lab color space was proposed for field UAV image segmentation. With the unsupervised learning approach, the model parameters were directly learned by using unlabeled data from each individual UAV image. Different images had different model parameters, and this made the algorithm adaptable to images taken under a wide variety of conditions. The proposed algorithm was applied to UAV image segmentation of rice field in late tillering stage, and compared with RGB - GMM, HSV - GMM and All - GMM algorithms. Applying the algorithm on diverse UAV images in 10 m height achieved an average recall, precision and F1 score of 0.842 7, 0.757 0 and 0.794 8, respectively. Applying the algorithm on diverse UAV images in 15m height achieved an average recall, precision and F1 score of 0.875 6, 0.713 3 and 0.778 8, respectively. These numbers outperformed the RGB - GMM, HSV - GMM and All - GMM algorithms. The experimental result demonstrated that the proposed method can accurately identify rice pixels in UAV images taken under diverse conditions.

Key words: rice; unmanned aerial vehicle; image segmentation; color space; Gaussian mixture model

收稿日期: 2020 - 07 - 08 修回日期: 2020 - 08 - 14
基金项目: 辽宁省重点研发计划项目(2020JH2/10200038)和国家重点研发计划项目(2017YFD0300700)
作者简介: 曹英丽(1977—),女,副教授,主要从事无人机农业定量遥感机理模型研究,E-mail: caoyingli@163.com
通信作者: 许童羽(1967—),男,教授,博士生导师,主要从事无人机遥感与精准农业相关技术研究,E-mail: yatongmu@163.com

0 引言

农田作物信息的快速获取与解析是开展精准农业实践的前提和基础,是突破制约中国精准农业应用发展瓶颈的关键。作物生长期预测^[1]、作物品种检测^[2]、覆盖作物识别^[3]、叶病检测^[4-5]和作物生物量监测^[6]都高度依赖于作物分割算法的性能。作物分割在农业信息自动化中起到基础性的作用^[7]。

文献[8-9]提出了基于多色彩空间和支持向量机的 Multi-SVM 分割方法,将支持向量机(SVM)和最大类间方差法(OTSU)相结合,用于水稻冠层图像分割。文献[10]采用卷积神经网络和超像素优化的深度学习方法,提出稻穗分割算法 Panicle-SEG。文献[11]综合考虑分割性能和计算速度,提出基于 SegNet 的 PanicleNet 算法,其精度远优于 Panicle-SEG 算法,且计算速度约为 Panicle-SEG 算法的 35 倍。有研究者将改进的全卷积神经网络应用于云杉图像分割^[12]、柑橘分割^[13]、牧草识别^[14]和棉田分割^[15]。文献[16]提出一种弱监督深度学习方

法,可以使用少量的弱监督标签对农田图像进行分割。

以上研究均基于监督学习,需要大量的标记训练数据,消耗大量的人力和物力。监督学习算法的性能在很大程度上依赖于训练数据集的质量。由于作物种植环境复杂,不同图像的像素具有不同的统计特性。例如,光照和天气条件对不同图像稻穗像素的统计分布有极大的影响。即使采用大量不同环境下拍摄的图像对监督算法进行训练,单一训练模型也难以捕捉到不同图像间的巨大差异。在一个图像集上训练的算法,在其他不同环境下拍摄的图像集上可能会表现不佳。因此,迫切需要开发一种非监督学习算法,能够学习、识别和适应每个图像的潜在统计特性,从而在多种情况下能够取得很好的表现,且不需要对大量图像进行标记。

近年来,非监督的作物图像分割方法取得了一些进展。文献[17]将 K-means 聚类与图分割相结合(KCG),从背景图象中分离出水稻籽粒,从而预测水稻产量。针对背景和杂草干扰下的果树图像冠层提取问题,文献[18]提出了一种基于 M-LP 特征加权 K-means 聚类的冠层分割算法。文献[19]研究了一种基于自适应聚类数的改进 K-means 算法,对番茄叶片图像进行分割。文献[20]提出一种非监督贝叶斯学习方法,基于 RGB 图像对水稻穗图像进行分割,该算法通过识别同一图像中穗像素和非穗像素统计分布的内在差异实现穗检测,不需要训

练。在该非监督学习方法中,用一个多元高斯混合模型(GMM)代表一个图像的像素强度,GMM 的每个分量对应一个可能的类别。模型参数从每个独立、未标记的无人机 RGB 图像直接学习获得。不同的图像会有不同的模型参数,该算法能够适应各种不同环境拍摄的图像。但是,在田间作业条件下,水稻冠层图像的 RGB 颜色特征显著受光强影响,基于 RGB 颜色空间的分割方法的稳健性和精确度较低^[21]。Lab 颜色空间将颜色属性从光强属性中独立出来,可以在一定程度上降低野外多变光强环境的影响^[22]。

为解决以上问题,本文提出一种基于 Lab 颜色空间的非监督贝叶斯 GMM 田间水稻无人机图像分割方法,自动分析未标记图像像素的统计特性,无需训练,降低田间多变光照强度的影响,以期精准农业航空研究提供支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计与数据采集

田间试验于 2019 年在沈阳市沈阳农业大学(SYAU)路南试验田(123°57'44" E,41°83'36" N)进行。沈阳市属温带半湿润大陆性气候,地势平坦,年平均气温 6.2~9.7℃,降雨量 600~800 mm。

试验设置 4 个氮处理梯度和 5 个水稻品种,共 20 个小区,如图 1 所示。4 个氮肥水平为: N0(0 kg/hm²)、N1(50 kg/hm²)、N2(100 kg/hm²)、N3(150 kg/hm²)。选取辽宁地区 5 个主栽水稻品种: V1(399)、V2(盐丰 47)、V3(桥润粳)、V4(美丰稻)、V5(盐粳糯 66)。每小区种植 10 行,行距 0.25 m,列距 0.2 m,不同氮肥小区间用土埂隔离,粳稻生长过程中其他试验条件保持一致。

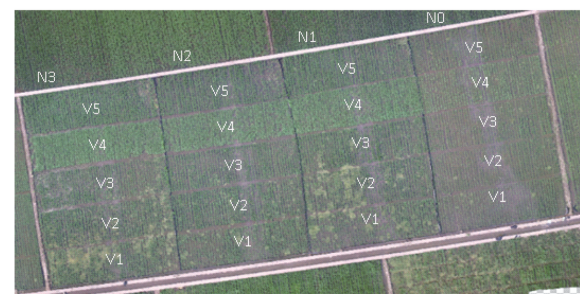


图 1 试验田俯视图

Fig.1 Top view of test field

于 2019 年 6 月 25 日(水稻分蘖后期)使用无人机拍摄正射影像。图像采集时间在 10:00—12:00,飞行高度分别设置为 10 m 和 15 m。试验期间天气晴朗,无风或微风。采用大疆精灵 4 (PHANTOM4) 型无人机作为遥感平台,最大可承受风速为 10 m/s,

悬停精度为垂直 -0.1 ~ 0.1 m、水平 -0.3 ~ 0.3 m。高清数码相机焦距为 35 mm, 图像尺寸为 4 000 像素 × 3 000 像素。共得到拍摄高度 10 m 图像 259 幅, 拍摄高度 15 m 图像 178 幅。使用 Pix4DMapper 软件分别对 10 m 和 15 m 图像进行拼接处理, 获取水稻试验田高度 10 m 和 15 m 全景图。在高度 10 m 试验田全景图中, 利用 Photoshop 软件随机截取 5 幅 300 像素 × 300 像素的图像; 在高度 15 m 试验田全景图中, 随机截取 5 幅 200 像素 × 200 像素的图像, 共截取 10 幅图像。

1.2 关键颜色特征集构建

田间多变光强条件显著影响拍摄图像的 RGB 颜色空间像素值, 从而影响图像分割算法的精确性和稳定性。Lab 颜色空间能在一定程度上降低光强变化的影响。对于彩色图像处理, 颜色空间的建立及选择非常重要, 颜色空间是彩色图像处理、分析和理解的基础, 颜色空间的选取将直接影响彩色图像的处理方法及效果。

计算无人机图像的颜色特征 L 、 a 、 b , 另外获取其 R 、 G 、 B 和 H 、 S 、 V 颜色特征。获取的无人机图像以 RGB 颜色空间存储, 将 RGB 颜色空间图像转换为 HSV 和 Lab 颜色空间图像, 得到 H 、 S 、 V 、 L 、 a 、 b 以及 R 、 G 、 B 共 9 个颜色特征子空间, 即原始 RGB 彩色图像被分解为 9 个灰度图像。其中颜色特征 H 、 S 、 V 与 R 、 G 、 B 的转换关系为

$$V = \frac{1}{3}(R + G + B) \tag{1}$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min(R, G, B) \tag{2}$$

$$H = \begin{cases} 0 & (R = G = B) \\ \theta & (B \leq G) \\ 2\pi - \theta & (B > G) \end{cases} \tag{3}$$

其中

$$\theta = \arccos \frac{R - G + R - B}{2 \sqrt{(R + G)^2 + (R - B)(G - B)}} \tag{4}$$

另外, 颜色特征 L 、 a 、 b 与 R 、 G 、 B 的转换关系可表示为

$$L = 116f(Y) - 16 \tag{5}$$

$$a = 500 \left(f\left(\frac{X}{0.982}\right) - f(Y) \right) \tag{6}$$

$$b = 200 \left(f(Y) - f\left(\frac{Z}{1.183}\right) \right) \tag{7}$$

其中

$$f(x) = \begin{cases} 1.187x + 0.138 & (x \leq 0.008\,856) \\ x^{\frac{1}{3}} & (x > 0.008\,856) \end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.490 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.812 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \tag{9}$$

本文分别选取颜色特征 L 、 a 、 b 用于非监督贝叶斯方法的图像分割, 另外将 R 、 G 、 B 、 H 、 S 、 V 和全部 9 个颜色特征的分割结果进行比较。分割方法分别记为 Lab - GMM 和 RGB - GMM、HSV - GMM、All - GMM。

1.3 贝叶斯框架下的图像分割模型

监督学习算法需要大量的标记训练图像, 这需要极大的人工成本。且单一的训练模型难以捕捉不同图像间的巨大差异。在一个图像集上训练的算法, 在其他不同环境下拍摄的图像集上可能效果不佳。本文采用非监督贝叶斯方法进行图像分割, 不需要标记训练数据。在贝叶斯框架下, 用一个多元高斯混合模型(GMM)代表一个图像的像素强度, GMM 的每个分量对应一个可能的类别。在该非监督学习方法中, 模型的参数直接从每个独立的未标记图像获得, 不同的图像对应不同的模型参数, 这使得该算法能够适应不同环境下拍摄的图像。

假设每个无人机图像包含 N 个像素, 则可将图像表示为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_i \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N] \tag{10}$$

其中 $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \quad x_{i2} \quad \cdots \quad x_{ip}]^T \tag{11}$

式中 p ——颜色特征数

若选取颜色特征 L 、 a 、 b , 则 $p = 3$, 且 x_{i1} 、 x_{i2} 、 x_{i3} 分别对应第 i 个像素的颜色特征 L 的值、颜色特征 a 的值和颜色特征 b 的值。

图像中的每个像素都被分为 K 个类别之一, 如水稻、泥土等。 K 由人为给定, 在本文中 K 为 2。定义隐变量 $\mathbf{Z}$ 指示图像像素的类别

$$\mathbf{Z} = [z_1 \quad z_2 \quad \cdots \quad z_i \quad \cdots \quad z_N] \tag{12}$$

式中 z_i ——像素 i 所属类别

假设观测数据 $\mathbf{X}$ 由高斯混合模型生成

$$P(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\Theta}) = \sum_{k=1}^K q_k f(x_i | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Phi}_k) \tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{\Theta} = \{ \{q_1, q_2, \cdots, q_k\}, \{\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \cdots, \boldsymbol{\mu}_k\}, \{\boldsymbol{\Phi}_1, \boldsymbol{\Phi}_2, \cdots, \boldsymbol{\Phi}_k\} \} \tag{14}$

式中 q_i ——像素属于第 i 类的概率

$\boldsymbol{\mu}_i$ ——第 i 类对应多元高斯分布的均值向量

$\boldsymbol{\Phi}_i$ ——第 i 类对应多元高斯分布的协方差矩阵

本文的目标是基于无人机数码图像 $\mathbf{X}$, 通过非监督贝叶斯分类器识别所有像素的类别 $\mathbf{Z}$ 。最大后验概率(MAP)决策方法能够最大化 z_i 的后验概率

$$\hat{z}_i = \operatorname{argmax}_{k \in \{1,2,\dots,K\}} P(z_i = k | \mathbf{X}) = \operatorname{argmax}_{k \in \{1,2,\dots,K\}} P(z_i = k | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\Theta}) \quad (15)$$

式中, $\boldsymbol{\Theta}$ 通过 EM 算法进行估计。

1.4 期望最大化算法

EM (Expectation - Maximization) 算法是一种迭代优化算法,常用于包含隐变量的概率模型的参数估计。本文采用 EM 算法,最大化高斯混合模型参数的对数似然函数 $L(\boldsymbol{\Theta})$ 来估计模型参数,具体步骤如下:

(1) 初始化模型参数 $q_k^{(0)}$ 、 $\boldsymbol{\mu}_k^{(0)}$ 、 $\boldsymbol{\Phi}_k^{(0)}$ 。本文利用 K-means 算法的结果初始化参数。

(2) E 步

$$\gamma_{ik}^{(m)} = P(z_i = k | \mathbf{x}_i, \boldsymbol{\Theta}) = \frac{q_k f(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Phi}_k)}{\sum_{v=1}^K q_v f(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\mu}_v, \boldsymbol{\Phi}_v)} \quad (16)$$

(3) M 步

$$q_k^{(m+1)} = \frac{N_k}{N} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(m+1)} = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\Phi}_{ik}^{(m)} \mathbf{x}_i \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\Phi}_k^{(m+1)} = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N \gamma_{ik}^{(m)} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(m+1)}) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(m+1)})^T \quad (19)$$

其中
$$N_k = \sum_{i=1}^N \gamma_{ik}^{(m)} \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (20)$$

(4) 重复步骤(2)和步骤(3),直到参数收敛。

为了开始迭代过程,需要对模型参数进行初始化。本文利用 K-means 算法的结果初始化模型参数。利用 K-means 算法,像素 i 的类别标记为 z_i ,参数 $q_k^{(0)}$ 、 $\boldsymbol{\mu}_k^{(0)}$ 、 $\boldsymbol{\Phi}_k^{(0)}$ 分别初始化为

$$q_k^{(0)} = \frac{N_k}{N} \quad (21)$$

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(0)} = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N I(z_i = k) \mathbf{x}_i \quad (22)$$

$$\boldsymbol{\Phi}_k^{(0)} = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^N I(z_i = k) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(0)}) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(0)})^T \quad (23)$$

其中
$$N_k = \sum_{i=1}^N I(z_i = k) \quad (24)$$

$$I(\xi) = \begin{cases} 1 & (\xi \text{ 为 True}) \\ 0 & (\xi \text{ 为 False}) \end{cases} \quad (25)$$

1.5 精度评价

为评估该非监督贝叶斯学习方法的精度,将无人机图像像素人工标记为植被和非植被。通过软件

分析发现,图像中不存在纯红像素 ($R = 255, G = 0, B = 0$),故在 Photoshop 软件将水稻像素标记为纯红色,则未标记部分即为非水稻像素。人工标记的结果作为评估的基准,通过逐个像素比较人工标记结果和自动分割图像来定量评估算法的结果。

根据分割结果和人工标记结果计算查全率 R (Recall)、查准率 P (Precision) 和 F1 值,另外绘制 ROC 曲线并计算 ROC 曲线下的面积 AUC 值,全面分析算法精度。

2 结果与分析

2.1 非监督贝叶斯方法分割结果

将原始 RGB 无人机图像进行颜色空间转换得到颜色特征向量集,包含 $R, G, B, H, S, V, L, a, b$ 共 9 个颜色特征向量。建立基于 Lab 颜色空间、RGB 颜色空间、HSV 颜色空间以及全部 9 个颜色特征的贝叶斯模型 (Lab - GMM、RGB - GMM、HSV - GMM 和 All - GMM)。高度 10、15 m 不同植被覆盖度梯度的图像分割结果如图 2、3 所示。

图 2、3 的视觉比较表明自动检测结果和人工标记结果有很强的相关性。HSV - GMM 和 All - GMM 仅大致分辨出植被像素和非植被像素,效果一般;RGB - GMM 和 Lab - GMM 均能较准确地对图像进行分割,分割结果与人工标记结果有很强的相关性。

2.2 水稻冠层图像分割结果定量评价

为验证基于不同颜色特征集的高斯混合模型对获取的水稻冠层无人机图像的分割效果,以人工分割的水稻冠层图像作为基准,计算 Lab - GMM 和 RGB - GMM、HSV - GMM、All - GMM 分割方法的查全率 R 、查准率 P 和 F1 值,其结果如表 1 和表 2 所示。

HSV - GMM 和 All - GMM 的查全率较高,对于高度 10 m 图像,HSV - GMM 的平均查全率达到 0.824 4,All - GMM 的平均查全率达到 0.873 7;对于高度 15 m 图像,HSV - GMM 的平均查全率达到了 0.878 9,All - GMM 的达到了 0.902 4。然而,这 2 种算法的查准率偏低,对于高度 10 m 图像,平均查准率仅为 0.619 4 和 0.619 1;对于高度 15 m 图像,仅为 0.561 6 和 0.572 4。HSV - GMM 和 All - GMM 查全率高而查准率低的情况导致了较低的 F1 值,对于高度 10 m 图像,2 种算法的平均 F1 值仅为 0.646 6 和 0.692 7;对于高度 15 m 图像,为 0.653 8 和 0.676 0。HSV - GMM 和 All - GMM 的分割效果不太理想。

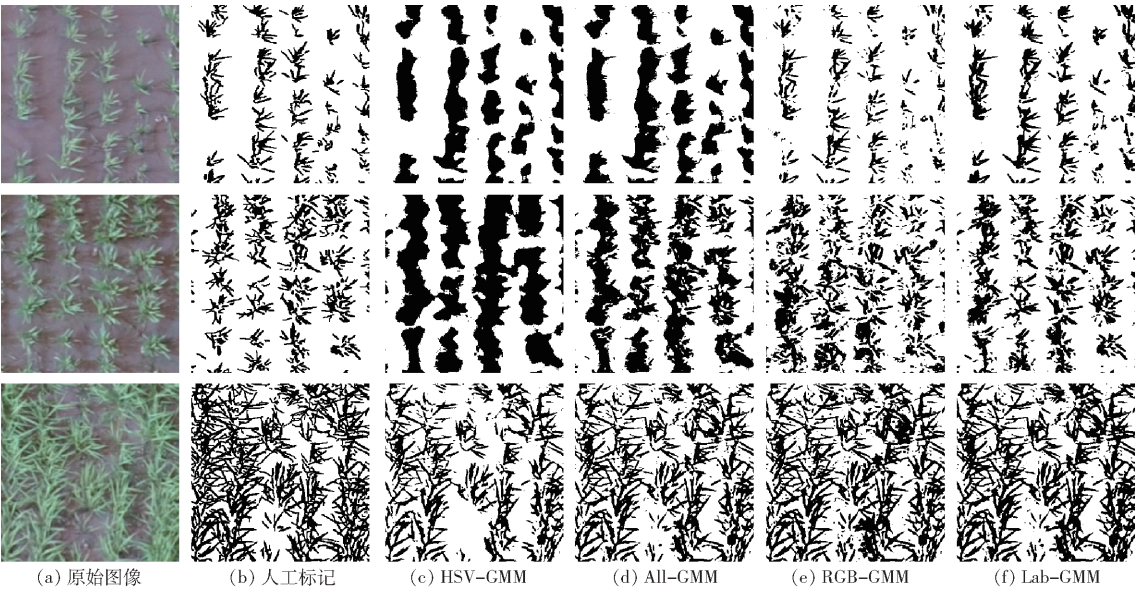


图 2 高度 10 m 3 种不同梯度的水稻分割效果图

Fig. 2 Rice segmentation results of three different gradients at 10 m height

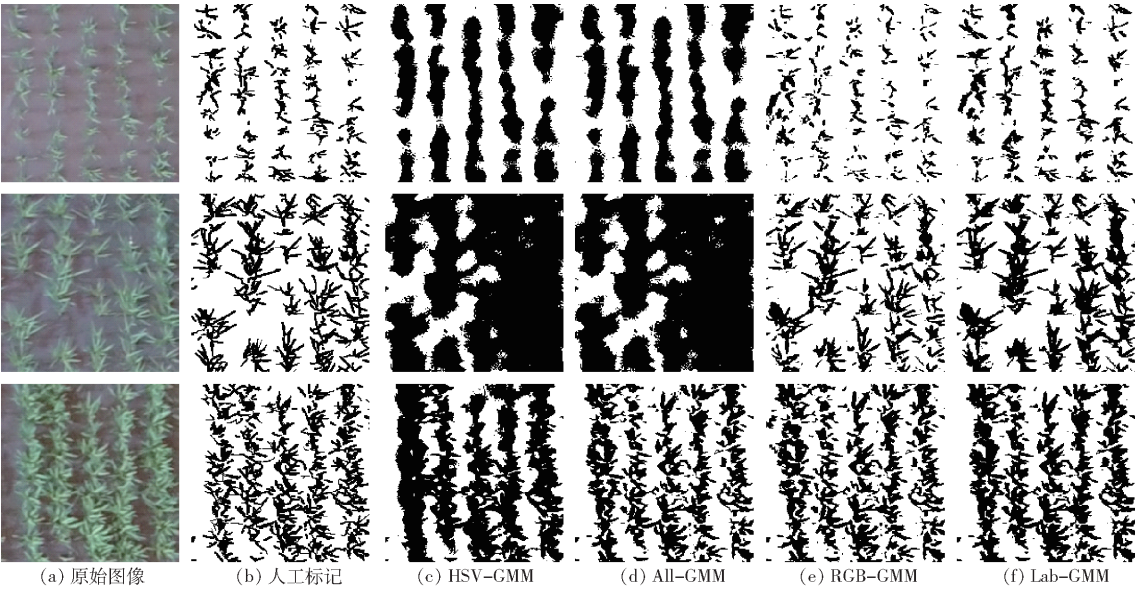


图 3 高度 15 m 3 种不同梯度的水稻分割效果图

Fig. 3 Rice segmentation results of three different gradients at 15 m height

表 1 高度 10 m 图像分割结果对比

Tab.1 Comparing results of images segmentation at 10 m height

评价指标	分割算法	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4	图像 5	平均值
R	HSV - GMM	0. 897 4	0. 983 0	0. 944 8	0. 637 8	0. 658 8	0. 824 4
	All - GMM	0. 936 4	0. 959 6	0. 929 1	0. 736 3	0. 807 3	0. 873 7
	RGB - GMM	0. 704 9	0. 701 0	0. 798 1	0. 780 5	0. 804 3	0. 757 8
	Lab - GMM	0. 853 7	0. 850 6	0. 846 3	0. 797 6	0. 865 1	0. 842 7
P	HSV - GMM	0. 474 4	0. 317 9	0. 443 5	0. 937 4	0. 923 6	0. 619 4
	All - GMM	0. 466 9	0. 373 5	0. 534 5	0. 896 0	0. 824 8	0. 619 1
	RGB - GMM	0. 852 6	0. 650 7	0. 578 6	0. 838 5	0. 801 8	0. 744 4
	Lab - GMM	0. 761 2	0. 640 1	0. 728 8	0. 864 4	0. 790 3	0. 757 0
F1 值	HSV - GMM	0. 620 7	0. 480 5	0. 603 6	0. 759 1	0. 769 1	0. 646 6
	All - GMM	0. 623 1	0. 537 7	0. 678 6	0. 808 3	0. 815 9	0. 692 7
	RGB - GMM	0. 771 8	0. 674 9	0. 670 9	0. 808 5	0. 803 1	0. 745 8
	Lab - GMM	0. 804 8	0. 730 5	0. 783 2	0. 829 7	0. 826 0	0. 794 8

表 2 高度 15 m 图像分割结果对比

Tab.2 Comparing results of images segmentation at 15 m height

评价指标	分割算法	图像 6	图像 7	图像 8	图像 9	图像 10	平均值
R	HSV - GMM	0.883 5	0.899 8	0.951 0	0.984 1	0.676 0	0.878 9
	All - GMM	0.902 9	0.927 3	0.862 2	0.987 0	0.832 4	0.902 4
	RGB - GMM	0.653 5	0.802 0	0.857 9	0.774 6	0.823 7	0.782 3
	Lab - GMM	0.817 5	0.893 7	0.901 4	0.872 2	0.893 0	0.875 6
P	HSV - GMM	0.377 6	0.544 5	0.606 5	0.381 6	0.897 8	0.561 6
	All - GMM	0.378 1	0.499 9	0.793 2	0.382 1	0.808 5	0.572 4
	RGB - GMM	0.830 7	0.324 5	0.790 3	0.837 9	0.811 4	0.719 0
	Lab - GMM	0.784 8	0.473 8	0.766 4	0.780 0	0.761 5	0.713 3
F1 值	HSV - GMM	0.529 0	0.678 4	0.740 6	0.549 9	0.771 3	0.653 8
	All - GMM	0.532 9	0.649 6	0.826 3	0.550 9	0.820 3	0.676 0
	RGB - GMM	0.731 5	0.462 1	0.822 7	0.805 0	0.817 5	0.727 8
	Lab - GMM	0.800 8	0.619 3	0.828 4	0.823 5	0.822 0	0.778 8

RGB - GMM 能较准确地识别出水稻像素,对于高度 10 m 图像,RGB - GMM 的平均查全率、平均查准率和平均 F1 值分别为 0.757 8、0.744 4 和 0.745 8;对于高度 15 m 图像,分别为 0.782 3、0.719 0 和 0.727 8。RGB - GMM 的查全率和查准率均较高,这使得 F1 值也较高。RGB - GMM 的分割效果较好,明显优于 HSV - GMM 和 All - GMM。

Lab - GMM 算法能够准确分割图像。对于高度 10 m 图像,Lab - GMM 的平均查全率、平均查准率和平均 F1 值分别为 0.842 7、0.757 0 和 0.794 8,分别比 RGB - GMM 高 0.084 9、0.012 6 和 0.049;对于高度 15 m 图像,Lab - GMM 的平均查全率、平均查

准率和平均 F1 值分别为 0.875 6、0.713 3 和 0.778 8,平均查全率比 RGB - GMM 高 0.093 3,平均查准率比 RGB - GMM 低 0.005 7,平均 F1 值比 RGB - GMM 高 0.051。显然,Lab - GMM 的性能显著优于 RGB - GMM,能够准确识别无人机图像中的水稻像素,具有良好的鲁棒性。

为了更加直观地比较算法之间的性能差异,以 FPR(假正例率)为横轴,TPR(真正例率)为纵轴,绘制受试者工作特征曲线(ROC 曲线),如图 4 和图 5 所示。另外计算了各 ROC 曲线下的面积,即 AUC 值,如表 3、4 所示。

算法在图像 4、5、8、10 上的表现基本一致。

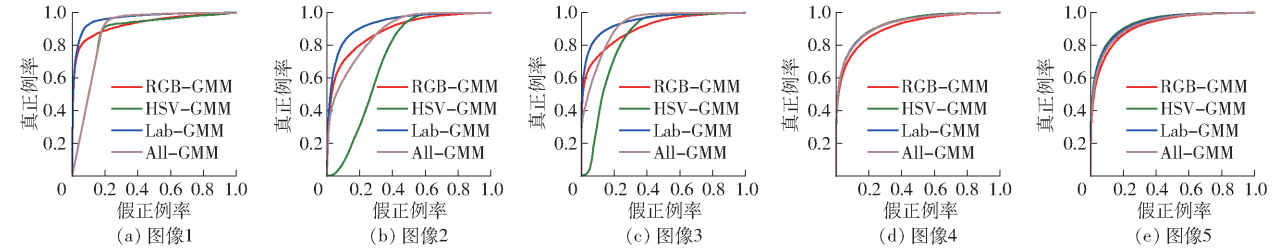


图 4 高度 10 m 图像分割结果的 ROC 曲线

Fig.4 ROC curves of 10 m image segmentation results

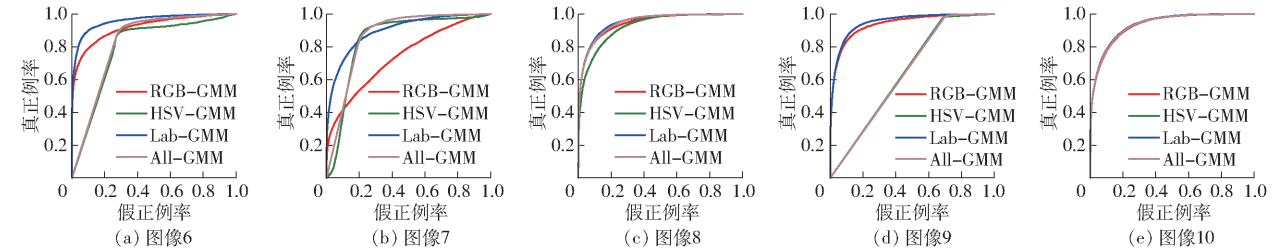


图 5 高度 15 m 图像分割结果的 ROC 曲线

Fig.5 ROC curves of 15 m image segmentation results

HSV - GMM 和 All - GMM 算法在图像 1、2、3、6、9 上的识别效果较差,性能波动大。在高度 10 m 图像上,HSV - GMM 的 AUC 值最小为 0.725 5,平均值为 0.859 7;All - GMM 的 AUC 值最小为 0.879 1,平均值为 0.908 8。在高度 15 m 图像上,HSV - GMM 的

AUC 值最小为 0.646 8,平均值为 0.829 6;All - GMM 的 AUC 值最小为 0.645 5,平均值为 0.843 7。RGB - GMM 算法的性能较好,在高度 10 m 图像上的平均 AUC 值达到了 0.910 1,在高度 15 m 图像上为 0.894 7,优于 HSV - GMM 和 All - GMM 算法。

表 3 高度 10 m 图像分割结果的 AUC 值

Tab.3	AUC value of 10 m images segmentation result			
图像序号	HSV - GMM	All - GMM	RGB - GMM	Lab - GMM
图像 1	0.870 7	0.891 7	0.932 1	0.966 8
图像 2	0.725 5	0.879 1	0.887 7	0.931 8
图像 3	0.836 2	0.921 3	0.905 0	0.948 8
图像 4	0.928 9	0.926 0	0.909 7	0.927 1
图像 5	0.937 4	0.926 0	0.915 8	0.932 6
平均值	0.859 7	0.908 8	0.910 1	0.941 4

表 4 高度 15 m 图像分割结果的 AUC 值

Tab.4	AUC value of 15 m images segmentation result			
图像序号	HSV - GMM	All - GMM	RGB - GMM	Lab - GMM
图像 6	0.796 4	0.826 5	0.919 7	0.959 4
图像 7	0.846 0	0.864 9	0.740 3	0.898 6
图像 8	0.924 7	0.949 0	0.943 7	0.951 3
图像 9	0.646 8	0.645 5	0.938 8	0.950 2
图像 10	0.934 2	0.932 6	0.931 0	0.934 4
平均值	0.829 6	0.843 7	0.894 7	0.938 8

但是 RGB - GMM 在图像 7 上的性能显著下降,AUC 值只有 0.740 3,这可能是图像 7 的光照强度不均匀造成的。Lab - GMM 算法在全部 10 幅图像上均表现出良好的性能,在高度 10 m 和 15 m 图像上的最小 AUC 值分别达到 0.927 1 和 0.898 6,平均 AUC 值达到了 0.941 4 和 0.938 8,比 RGB - GMM 分别高 0.031 3 和 0.044 1。

Lab - GMM 和 RGB - GMM 算法在 10 幅图像中的 ROC 曲线变化较小,性能较稳定,且 Lab - GMM 始终优于 RGB - GMM。这是由于 RGB 颜色空间易受到光照强度的影响,而光照强度对 Lab 颜色空间的影响较小。HSV - GMM 和 All - GMM 的 ROC 曲线基本一致,这是因为在 All - GMM 中 H 、 S 、 V 颜色特征起主要作用。另外,HSV - GMM 和 All - GMM 在图像 4、5、8、10 上的 ROC 曲线与 Lab - GMM 基本一致,而在其余图像中 HSV - GMM 和 All - GMM 的 ROC 曲线明显在 Lab - GMM 下方。比较 10 幅无人机图像,图像 4、5、8、10 的水稻生长状况明显优于其余图像,使得图像的植被覆盖度较高,其他图像植被覆盖度较低且存在较多水稻阴影。HSV - GMM 和 All - GMM 易将水稻阴影区域分割到水稻类别中,导致图像分割效果不佳。

显然,Lab - GMM 算法优于 RGB - GMM、HSV - GMM 和 All - GMM 算法,对不同高度和植被覆盖度下获取的水稻冠层图像的分割效果均最佳,具有优

越的分割精确度和稳定性,能够准确地识别水稻像素,适用于本文中的无人机图像分割。

2.3 类别区分

本文提出的非监督贝叶斯方法,能够自动分割水稻无人机图像,无需标记训练数据。该算法通过分析像素统计特性的差异,将每个图像的像素分为 2 类,即水稻和非水稻,但并不能区分 $k = 1$ 为水稻或 $k = 2$ 为水稻。

定义 m_i 表示第 i 类像素在颜色通道 G 上的均值,其中 $i \in \{1, 2\}$ 。基于试验结果,水稻像素在颜色通道 G 上的均值总是最大,如图 6 所示。因此,水稻类别可以检测为

$$c = \operatorname{argmax}_i m_i \tag{26}$$

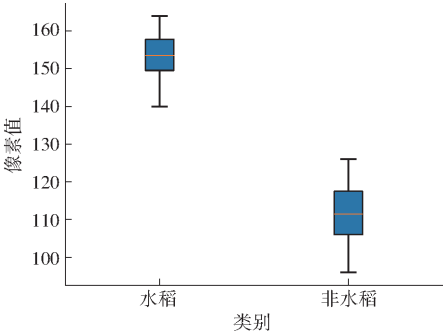


图 6 水稻和非水稻在颜色通道 G 上的平均像素值分布情况
Fig.6 Average pixel distribution of rice and non rice on color feature G

3 结论

(1)研究了基于 Lab 颜色空间的非监督贝叶斯 GMM 田间水稻无人机图像分割方法。Lab 颜色空间将颜色属性从光强属性中独立出来,在一定程度上可以降低野外多变光强环境的影响。本文采用的非监督学习方法可以对未标记图像直接进行分割,无需训练,这在处理复杂多样的环境和不同高度拍摄的图像时非常有用。试验表明,该算法能够精确识别水稻像素,对不同图像的识别精度稳定,优于现有的基于 RGB 颜色空间的非监督分割方法。

(2)所提出的算法在高度 10 m 图像中的平均查全率、平均查准率和平均 F1 值分别为 0.842 7、0.757 0 和 0.794 8,在高度 15 m 图像中分别为 0.875 6、0.713 3 和 0.778 8,优于 RGB - GMM、HSV - GMM 和 All - GMM 算法。

参 考 文 献

[1] NGOUAJIO M, LEROUX G D, LEMIEUX C. Influence of images recording height and crop growth stage on leaf cover estimates and their performance in yield prediction models[J]. Crop Protection, 1999, 18(8): 501 - 508.
[2] VIDOVIC I, SCITOUSKI R. Center-based clustering for line detection and application to crop rows detection[J]. Computers and

- Electronics in Agriculture,2014,109:212 – 220.
- [3] CRUZ-RAMIREZ M,HERVAS-MARTINEZ C,JURADO-EXPOSITO M,et al. A multi-objective neural network based method for cover crop identification from remote sensed data[J]. Expert Systems with Applications,2012,39(11):10038 – 10048.
- [4] ALI H,LALI M I,NAWAZ M Z,et al. Symptom based automated detection of citrus diseases using color histogram and textural descriptors[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2017,138:92 – 104.
- [5] 兰玉彬,邓小玲,曾国亮. 无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展[J]. 智慧农业,2019,1(2):1 – 19.
- LAN Yubin,DENG Xiaoling,ZENG Guoliang. Advances in diagnosis of crop diseases, pests and weeds by UAV remote sensing[J]. Smart Agriculture,2019,1(2):1 – 19. (in Chinese)
- [6] BENDIG J,YU K,AASEN H,et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2015,39:79 – 87.
- [7] HAMUDA E,GLAVIN M,JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2016,125:184 – 199.
- [8] 黄巧义,樊小林,张木,等. 水稻冠层图像分割方法对比研究[J]. 中国生态农业学报,2018,26(5):710 – 718.
- HUANG Qiaoyi,FAN Xiaolin,ZHANG Mu,et al. Comparative study of image segmentation algorithms for rice canopy[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture,2018,26(5):710 – 718. (in Chinese)
- [9] 黄巧义,张木,李苹,等. 支持向量机和最大类间方差法结合的水稻冠层图像分割方法[J]. 中国农业科技导报,2019,21(4):52 – 60.
- HUANG Qiaoyi,ZHANG Mu,LI Ping,et al. Ricecanopy image segmentation using support vector machine and Otsu's method[J]. Journal of Agricultural Science and Technology,2019,21(4):52 – 60. (in Chinese)
- [10] XIONG Xiong,DUAN Lingfeng,LIU Lingbo,et al. Panicle-SEG: a robust image segmentation method for rice panicles in the field based on deep learning and superpixel optimization[J]. Plant Methods,2017,13(1):104.
- [11] 段凌凤,熊雄,刘谦,等. 基于深度全卷积神经网络的大田稻穗分割[J]. 农业工程学报,2018,34(12):202 – 209.
- DUAN Lingfeng,XIONG Xiong,LIU Qian,et al. Field rice panicles segmentation based on deep full convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(12):202 – 209. (in Chinese)
- [12] 陈锋军,王成翰,顾梦梦,等. 基于全卷积神经网络的云杉图像分割算法[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(12):188 – 194,210.
- CHEN Fengjun,WANG Chenghan,GU Mengmeng,et al. Spruceimage segmentation algorithm based on fully convolutional networks[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(12):188 – 194,210. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181224&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 12. 024. (in Chinese)
- [13] 熊俊涛,郑镇辉,梁嘉恩,等. 基于改进YOLO v3网络的夜间环境柑橘识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(4):199 – 206.
- XIONG Juntao,ZHENG Zhenhui,LIANG Jiaen,et al. Citrusdetection method in night environment based on improved YOLO v3 network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):199 – 206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200423&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2020. 04. 023. (in Chinese)
- [14] 肖志云,赵晓陈. 基于双池化与多尺度核特征加权CNN的典型牧草识别[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(5):182 – 191.
- XIAO Zhiyun,ZHAO Xiaochen. Typical forage recognition based on double pooling and multi-scale kernel feature weighted convolution neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):182 – 191. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200520&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2020. 05. 020. (in Chinese)
- [15] 刘立波,程晓龙,赖军臣. 基于改进全卷积网络的棉田冠层图像分割方法[J]. 农业工程学报,2018,34(12):193 – 201.
- LIU Libo,CHENG Xiaolong,LAI Junchen. Segmentation method for cotton canopy image based on improved fully convolutional network model[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(12):193 – 201. (in Chinese)
- [16] WANG S,CHEN W,XIE S M,et al. Weakly supervised deep learning for segmentation of remote sensing imagery[J]. Remote Sensing,2020,12(2):207.
- [17] REZA M N,NA I S,BAEK S W,et al. Rice yield estimation based on K-means clustering with graph-cut segmentation using low-altitude UAV images[J]. Biosystems Engineering,2019,177:109 – 121.
- [18] 程演演,祁力钧,程一帆,等. 基于M-LP特征加权聚类的果树冠层图像分割方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(4):191 – 198,260.
- CHENG Zhenzhen,QI Lijun,CHENG Yifan,et al. Fruit tree canopy image segmentation method based on M-LP features weighted clustering[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):191 – 198,260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200422&journal_id=jcsam. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2020. 04. 022. (in Chinese)
- [19] TIAN K,LI J H,ZENG J G,et al. Segmentation of tomato leaf images based on adaptive clustering number of K-means algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2019,165:104962.
- [20] HAYAT M A,WU Jingxian,CAO Yingli. Unsupervised Bayesian learning for rice panicle segmentation with UAV images[J]. Plant Methods,2020,16(1):18.
- [21] 张志斌,罗锡文,臧英,等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报,2011,27(7):183 – 189.
- ZHANG Zhibin,LUO Xiwen,ZANG Ying,et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants[J]. Transactions of the CSAE,2011,27(7):183 – 189. (in Chinese)
- [22] 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,2013,96:58 – 66.