

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.07.018

# 基于改进 AdaBoost 算法的秸秆识别与覆盖率检测技术

杨光<sup>1</sup> 张洪熙<sup>1</sup> 方涛<sup>2</sup> 张彩丽<sup>1</sup>

(1. 长春理工大学电子信息工程学院, 长春 130022; 2. 杭州海康汽车软件有限公司乘用车产品部, 杭州 310051)

**摘要:** 针对目前秸秆覆盖率自动识别准确率低的问题, 提出了一种秸秆图像畸变校正与 Otsu 算法阈值分割相结合的图像处理算法, 并采用该方法计算田间秸秆覆盖率。首先, 通过单目摄像头采集免耕播种机的作业环境信息, 采用改进的 AdaBoost 算法对目前工作环境是否为免耕地进行自动判断; 其次, 对现场采集的秸秆覆盖图像进行预处理, 通过彩色空间距离化、图像增强等方式提高图像中秸秆的可识别特征; 然后, 建立逆向映射模型并结合最邻近插值的方法解决图像畸变问题; 最后, 裁剪出用于秸秆识别的图像部分, 通过 Otsu 算法进行阈值分割、计算秸秆覆盖率。通过实验对 AdaBoost 算法分类与秸秆覆盖率的检测效果进行验证, 结果表明, 运用 AdaBoost 算法能有效识别免耕播种机的工作环境, 采用本文图像处理算法计算田间秸秆覆盖率, 与实际测量误差在 5% 以内。

**关键词:** 免耕; 秸秆覆盖率; 识别; AdaBoost 算法; Otsu 算法

中图分类号: S24; TP751 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)07-0177-07

OSID:



## Straw Recognition and Coverage Rate Detection Technology Based on Improved AdaBoost Algorithm

YANG Guang<sup>1</sup> ZHANG Hongxi<sup>1</sup> FANG Tao<sup>2</sup> ZHANG Caili<sup>1</sup>

(1. School of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China

2. Passenger Car Product Department, Hangzhou Haikang Auto Software Co., Ltd., Hangzhou 310051, China)

**Abstract:** At present, the accuracy of automatic identification of straw coverage rate is low, an image processing algorithm was proposed, which based on the combination of straw image distortion correction and Otsu algorithm for threshold segmentation. It was used to calculate the straw coverage rate in the field. Firstly, the working environment information of the no-tillage planter was collected by monocular camera, and an improved AdaBoost algorithm was used to automatically judge whether the current working environment of no-tillage planter was no-tillage land. Under the premise of no-tillage land, an improved AdaBoost algorithm was proposed to determine the working environment of no-tillage planter. Secondly, the straw image collected in the field was preprocessed, and the recognizable features of straw in the image were improved by color space distance and image enhancement. The inverse mapping model was combined with nearest neighbor interpolation to solve the problem of image distortion. Finally, the image part for straw recognition was cut out. The Otsu algorithm was used for threshold segmentation to calculate the straw coverage rate. The accuracy of AdaBoost algorithm classification and straw coverage rate was verified by experiments. The experimental results showed that the working environment of no-tillage planter was effectively indentified by AdaBoost algorithm, and the error of straw coverage rate between the image processing algorithm calculated and the actual measurement value was less than 5%, which verified the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** no-tillage; straw coverage rate; recognition; AdaBoost algorithm; Otsu algorithm

## 0 引言

目前, 保护性耕作技术已经成为我国农业主推

耕作技术, 吉林省将该技术列为农业生产先进技术重点推广项目。推广实施保护性耕作技术的关键是提供性能和质量可靠的专用配套机具, 免耕播种机

收稿日期: 2020-07-23 修回日期: 2020-12-14

基金项目: 吉林省教育厅科学计划项目(JJKH20200778KJ)和吉林省科技厅科学计划项目(20180201090GX)

作者简介: 杨光(1975—), 男, 副教授, 博士, 主要从事免耕机械智能监测系统研究, E-mail: guangyang1975@126.com

是其中最重要的配套装备。而秸秆覆盖率的识别与检测是我国免耕播种机实行大面积推广过程中需要解决的主要问题。

检测秸秆覆盖率比较典型的方法有纹理法及以秸秆和土壤亮度作为检测基础的二值化方法<sup>[1-14]</sup>。文献[9]提出一种基于纹理的秸秆覆盖率检测方法,并将BP神经网络方法融入检测算法之中,实现了秸秆覆盖率的高精度检测,但是BP神经网络需要进行训练,在不同实际情况下都需要重新训练权值,效率偏低。文献[10-13]使用自动阈值分割算法进行秸秆覆盖率检测,主要根据土壤和秸秆亮度不同通过二值化处理计算出覆盖率,但对于光照不均的情况适应性较差。文献[14]提出一种Sauvola和Otsu相结合的方法对图像进行二值化处理,再计算出秸秆覆盖率,其检测速度快,能准确测算秸秆覆盖率,但对光照变化带来的影响适应性较差。

针对秸秆覆盖率识别存在的问题,本文在已有技术方法的基础上,提出一种改进后的AdaBoost算法,对工作环境是否为免耕地进行自动检测,以期提高秸秆覆盖率计算的准确性。

## 1 免耕播种机工作环境自动识别技术

免耕播种机在工作时通过单目摄像机采集作业环境,因此对作业环境的分类显得极其重要,本文提出了一种基于haar特征的AdaBoost算法的自动识别技术<sup>[15-17]</sup>。

AdaBoost算法是由多个分类效果较差的弱分类器逐步迭代组成一个分类效果较好的强分类器的过程<sup>[17]</sup>。如图1所示,单个弱分类器的分类效果不好,位置靠前的弱分类器的分类结果会影响位置靠后的弱分类器。AdaBoost算法在组成强分类器的过程中弱分类器不是并行的,而是一个弱分类器分类完成后,下一个才进行。本文关注的是上一个弱分类器分类错误的的数据样本,也就是用当前分类器来弥补上一个弱分类器分类错误的的数据样本。

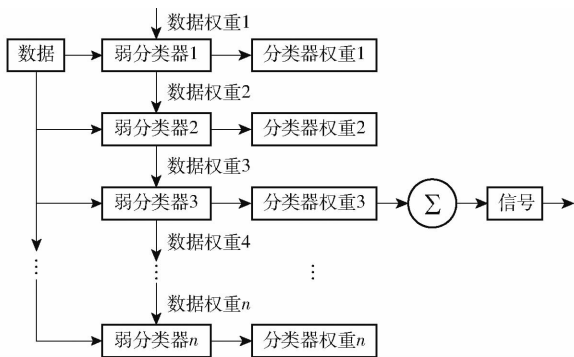


图1 AdaBoost算法流程图

Fig. 1 AdaBoost algorithm flow chart

弱分类器的训练过程是针对每一个特征 $r$ 计算所有训练样本的特征值,目的是将弱分类器 $g(x, l, p, \theta)$ 分类误差 $\varepsilon$ 降到最小。其中最关键的参数有阈值 $\theta$ 和偏置 $p$ 。

$$g(x, l, p, \theta) = \begin{cases} 1 & (pl(x) < p\theta) \\ -1 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $x$ ——待检测窗口

$l(x)$ ——计算特征值的函数

现行AdaBoost算法的样本权重更新公式为

$$\omega_{t+1, i} = \frac{\omega_{t, i} \exp(-\alpha_t y_i g_t(x_i))}{Z_t} \quad (2)$$

其中  $Z_t = \sum_{i=1}^n \omega_{t, i} \exp(-\alpha_t y_i g_t(x_i))$

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right)$$

式中  $\varepsilon_t$ ——弱分类器分类误差

$Z_t$ ——归一化因子  $\omega_{t, i}$ ——样本权重

$y_i$ ——样本数据

$g_t(x_i)$ ——最佳弱分类器

由式(2)可知,若当前弱分类器 $g_t(x)$ 没有对某训练样本 $x_i$ 正确分类,则 $g_t(x_i) = 1, y_i = -1$ ,或 $g_t(x_i) = -1, y_i = 1$ ,即 $y_i g_t(x_i) = -1$ ,则有

$$\omega_{t+1, i} = \frac{\omega_{t, i} \exp(\alpha_t)}{Z_t} \quad (3)$$

又有 $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right), \varepsilon_t < \frac{1}{2}$ ,则 $\exp(\alpha_t) > 1$ ,不考虑归一化因子 $Z_t$ ,有 $\omega_{t+1, i} > \omega_{t, i}$ 。

若当前弱分类器 $g_t(x)$ 对某训练样本 $x_i$ 正确分类,则 $g_t(x_i) = -1, y_i = -1$ ,或 $g_t(x_i) = 1, y_i = 1$ ,即 $y_i g_t(x_i) = 1$ ,则有

$$\omega_{t+1, i} = \frac{\omega_{t, i} \exp(-\alpha_t)}{Z_t} \quad (4)$$

又有 $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right), \varepsilon_t < \frac{1}{2}$ ,则 $\exp(-\alpha_t) > 1$ ,不考虑归一化因子 $Z_t$ ,有 $\omega_{t+1, i} > \omega_{t, i}$ 。

由上述分析可知,AdaBoost算法的样本权重更新规律保证了专注于困难样本,赋予错分样本一个更大的样本权重,即学习算法后续会更加重视被错分的样本,但缺点也较为明显:①AdaBoost算法在训练样本中遇到噪声或一些困难样本时,算法会专注分析这些困难样本,导致困难样本的权重急剧增加,最终使算法出现退化现象。②由于AdaBoost算法使用了权重归一化,如果存在噪声与困难样本,将导致已经被正确分类的样本的权重呈指数减小,导致算法性能降低。

本文改进了AdaBoost算法权重的更新规则,在每次弱分类器的训练过程中都计算样本权重平均值

$m$  和标准差  $\sigma$ , 当样本权重与权重平均值  $m$  的偏差大于  $3\sigma$  时, 则该样本权重不再增大。具体算法如下:

(1) 给定训练样本  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ , 其中  $y_i = 1$  代表免耕地(正样本),  $y_i = -1$  代表非免耕地(负样本); 确定弱分类器  $g(x, l, p, \theta)$  及迭代次数  $T$  (即弱分类器的个数)。

(2) 初始化样本权重

$$\begin{cases} \mathbf{D}_1 = (\omega_{11}, \omega_{12}, \dots, \omega_{1i}, \dots, \omega_{1n}) \\ \omega_{1i} = \frac{1}{n} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (5)$$

式中  $n$ ——训练样本总数

(3) for  $t = 1: T$ 。①调用弱分类器算法, 计算加权分类误差, 找到最小分类误差对应的弱分类器, 记录  $l, p, \theta$  分别为  $l_t, p_t, \theta_t$ 。此最佳弱分类器的分类误差  $\varepsilon_t$  可表示为

$$\varepsilon_t = \min_{l, p, \theta} \left\{ \sum_{i=1}^n \omega_i I_{|g(x_i, l, p, \theta) = -1, y_i = 1|} (x_i) + k \sum_{i=1}^n \omega_i I_{|g(x_i, l, p, \theta) = 1, y_i = -1|} (x_i) \right\} \quad (6)$$

式中  $\omega_i$ ——第  $i$  个样本权重

$I$ ——示性函数

②令  $g_t(x) = g(x, l_t, p_t, \theta_t)$ , 其中  $l_t, p_t, \theta_t$  为  $\varepsilon_t$  的最小化因子。

③令

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad (7)$$

计算当前轮样本权重平均值  $m$  和标准差  $\sigma$

$$\begin{cases} m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_{t,i} \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\omega_{t,i}^2 - m^2)} \end{cases} \quad (8)$$

④更新样本权重

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i}}{Z_t} \begin{cases} \exp(-\alpha_t) & (y_i = g_t(x_i)) \\ \exp(\alpha_t) & (y_i \neq g_t(x_i) \text{ 且 } \omega_{t,i} - m \leq 3\sigma) \\ 1 & (y_i \neq g_t(x_i) \text{ 且 } \omega_{t,i} - m > 3\sigma) \end{cases} \quad (9)$$

(4) 得到最终的强分类器

$$G(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T \alpha_i g_i(x) \right) \quad (10)$$

式中  $\text{sign}$ ——符号函数

## 2 秸秆识别技术

免耕播种机采集到图像信息由第1节改进的 AdaBoost 算法进行自动分类后, 如果确定为免耕播种作业环境, 系统会对其进行秸秆覆盖率检测计算<sup>[18]</sup>。

由于单目摄像头在采集信息时会受到环境的污染, 并且采集到的图像会存在图像畸变的问题, 因此本文在进行秸秆覆盖率计算之前会先对图像进行预处理<sup>[19]</sup>。

### 2.1 图像预处理

#### 2.1.1 降噪处理

由于摄像头本身的原因, 环境中的光、灰尘、噪声都会影响免耕播种机采集图像的质量, 从而影响最终的计算结果。因此本文通过图像降噪的方式解决图像上的噪声问题<sup>[20]</sup>。

常见的滤波方式有均值滤波、中值滤波、高斯滤波等。

图2a是单目摄像头采集到的免耕播种机作业环境。图2b是将图2a经过均值滤波处理后的图像, 该图像与原图像相比较, 滤除了大部分的噪声, 但同时使图像中秸秆部分的细节信息变得模糊。图2c是经过中值滤波处理后的图像, 相比较均值滤波较好地保存了细节的信息, 但也使局部的图像发生了畸变, 不利于后期处理。图2d是高斯滤波后的图像, 经高斯滤波处理后, 降低了图像噪声, 保存了图像的细节特征, 更真实地反映了免耕播种机的作业环境信息。所以本文选择高斯滤波进行图像的降噪处理。

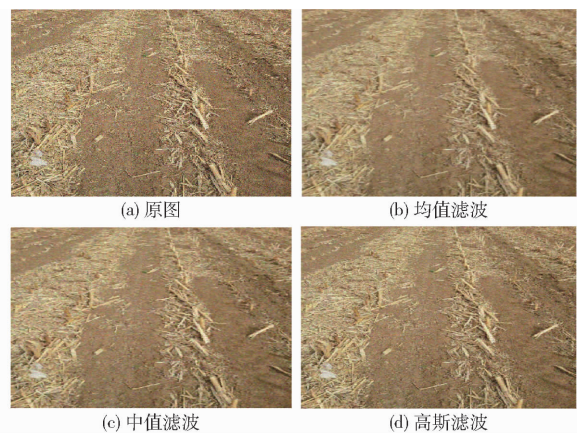


图2 降噪处理后的图像

Fig.2 Image after noise reduction

#### 2.1.2 目标与背景区域分离

彩色向量空间距离目标区分的原理是在 RGB 颜色空间中分别把图像的  $R, G, B$  3 通道的颜色特征统计出来, 然后对其进行处理, 通过空间距离法来区分目标与背景。当图像的目标背景区分出来之后再对图像进行灰度处理。

提高免耕播种机秸秆覆盖率识别准确率的有效且简单的方法可以通过距离化使其目标与背景区域分离出来, 图3b是将经过高斯滤波后的图像(图3a)进行彩色空间距离化后的图像, 图3c是将图3a进行

灰度化,图3d是将图3b进行灰度化,两者相比,图3d中秸秆与土地的差异更大,更利于后期的计算处理。因此选择彩色空间距离化后再对其进行灰度化。

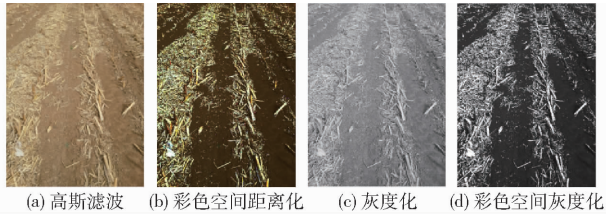


图3 目标与背景分离

Fig.3 Separation of target from background

2.1.3 图像校正

由于采用单目摄像头进行拍摄,目标会在图像中呈现近大远小的透视畸变,严重影响了计算秸秆覆盖率的准确性。因此,文中采用逆向映射与最邻近插值法相结合的方式对图像进行处理<sup>[10]</sup>。

2.1.3.1 逆向映射模型建立

畸变图像到校正图像的过程就是前向映射。而逆向映射是相对前向映射而言的

$$\begin{cases} [x,y] = [U(X,Y),V(X,Y)] \\ [X,Y] = [W(x,y),Y(x,y)] \end{cases} \quad (11)$$

式(11)中 $[x,y]$ 是畸变图像的像素坐标值, $[X,Y]$ 表示校正后的图像的像素坐标值。 $U、V、W、Y$ 为像素坐标之间的函数关系。其中 $U、V$ 为前向映射关系, $W、Y$ 为逆向映射关系。

用双线性几何畸变的方法进行坐标变换。变换公式为

$$\begin{cases} X_1 = ax_1 + by_1 + cx_1y_1 + d \\ Y_1 = ex_1 + fy_1 + gx_1y_1 + h \\ X_2 = ax_2 + by_2 + cx_2y_2 + d \\ Y_2 = ex_2 + fy_2 + gx_2y_2 + h \\ X_3 = ax_3 + by_3 + cx_3y_3 + d \\ Y_3 = ex_3 + fy_3 + gx_3y_3 + h \\ X_4 = ax_4 + by_4 + cx_4y_4 + d \\ Y_4 = ex_4 + fy_4 + gx_4y_4 + h \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中, $a、b、c、d、e、f、g、h$ 是前向映射中的待定系数。因此可推得逆向映射关系式为

$$\begin{bmatrix} x & y & xy & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x & y & xy & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ e \\ f \\ g \\ h \end{bmatrix}^{-1} \quad (13)$$

在摄像头采集的畸变图像上标注4个点,如图4所示。由于摄像头的角度和高度固定,所以拍摄的地表图像的范围固定,近大远小的比例也相同。在田间每列秸秆是沿直线种植的,因此在图像中沿着两列秸秆做了2条辅助纵线,可知每行的2个秸秆在实际中是在一条水平线上,因此沿着2行秸秆,做了2条辅助横线。

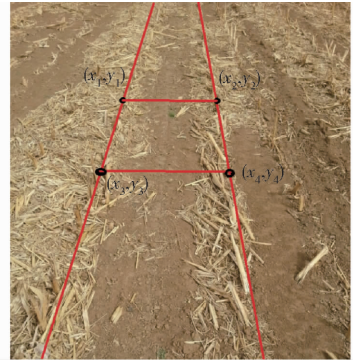


图4 拍摄图像取点示意图

Fig.4 Diagram of point taking in image

如图5所示,这4个点中, $(x_1,y_1)$ 点与 $(x_3,y_3)$ 点在一条纵线上, $(x_1,y_1)$ 点与 $(x_2,y_2)$ 点在一横线上,但由于摄像头畸变的影响,坐标点在拍摄图像中围成了一个近似梯形的四边形,然后计算 $(x_1,y_1)$ 与 $(x_2,y_2)$ 之间的像素数 $L$

$$L = \text{round}(\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}) \quad (14)$$

式中  $\text{round}$ ——取整函数

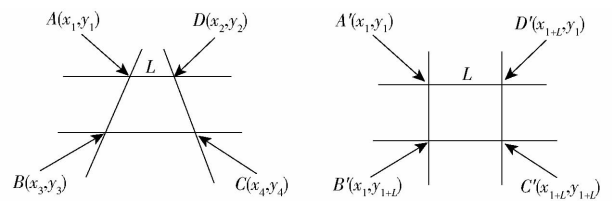


图5 拍摄图像坐标变换

Fig.5 Coordinate transformation of photographing image

将 $A、B、C、D$ 4个点代入式(14)中可以求得校正后的 $A'、B'、C'、D'$ 4个顶点坐标,将其代入逆向映射关系式中,便得到图像坐标点对应的畸变图像的坐标点,如图6所示。

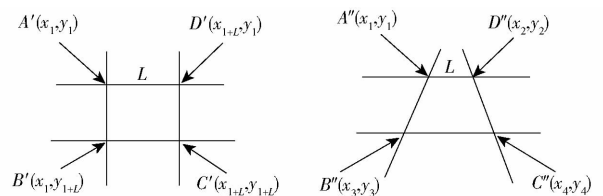


图6 逆向映射坐标变换

Fig.6 Inverse mapping coordinate transformation

2.1.3.2 最邻近插值法

摄像头采集到的图像上的像素点 $(x,y)$ 经过逆



向映射模型处理后变为  $(X, Y)$ , 但当  $(X, Y)$  不为整数时, 无法得到该像素点的灰度, 因此采用最邻近插值法进行弥补<sup>[17-19]</sup>。最邻近插值法的工作量小但却可以最大限度地保留图像中的灰度信息。经过最邻近插值法处理后的图像如图 7 所示。

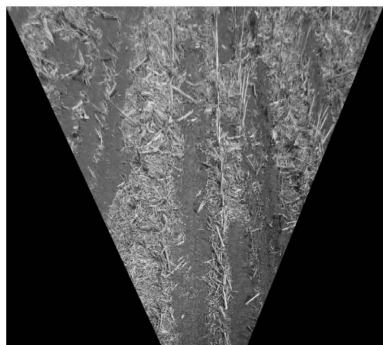


图 7 最邻近插值图像

Fig. 7 Nearest neighbor interpolation image

从图 7 中可以看出, 经过图形校正后, 很好地解决了摄像机拍摄免耕地引起的近大远小的问题, 有利于提高秸秆覆盖率计算的准确性。

## 2.2 秸秆覆盖率计算

采用 Otsu 算法计算秸秆覆盖率, 但经过最邻近插值后的图像会出现 2 块黑色区域, 这将会影响 Otsu 算法的计算。因此在计算前需要先将其进行图像裁剪。然后通过 Otsu 算法求得最适阈值, 并通过该值对图像进行二值化处理, 分离秸秆和土地, 秸秆覆盖率计算公式为

$$K = \frac{N}{M} \times 100\% \quad (15)$$

式中  $K$ ——秸秆覆盖率, %

$N$ ——二值化处理后统计值为 1 的点数

$M$ ——图像中总的点数

通过裁剪及 Otsu 算法处理后的图像如图 8 所示。

人工测量法采用以覆盖秸秆的面积占土地总面积的百分比作为秸秆覆盖率。图 9 为人工认定秸秆面积图, 图中的红线包围区域是人工判定的秸秆覆盖区域, 通过在田间计算其实际面积为  $S$ , 土地总面积为  $A$ , 计算得出人工秸秆覆盖率  $Z$  为<sup>[20-25]</sup>

$$Z = \frac{S}{A} \times 100\% \quad (16)$$

## 2.3 对比实验

通过摄像头拍摄田间的图像, 然后取不同覆盖率区间的图像 20 幅对其进行算法处理, 并与人工测量的秸秆覆盖率结果进行对比。

选取的 20 幅图像中秸秆覆盖率区间在 20% ~ 30%、30% ~ 50%、50% ~ 60%、60% ~ 70%、70% ~ 90% 各 4 幅, 对 2 种方式的测量值绘制曲线 (图 10), 可得出本文算法在秸秆覆盖率为 30% ~ 80% 时, 测

量更为精准, 误差小于 5%。



图 8 裁剪及 Otsu 算法处理

Fig. 8 Cutting and Otsu algorithm processing



图 9 人工认定秸秆面积图

Fig. 9 Manual identification of straw area map

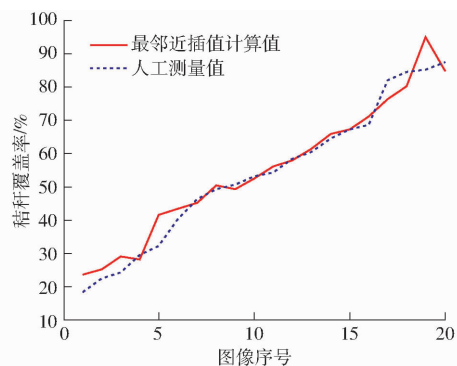


图 10 秸秆覆盖率对比曲线

Fig. 10 Contrast curves of straw coverage

## 3 结论

(1) 利用摄像头采集图像信息, 然后对采集到的图像通过 AdaBoost 算法进行分类, 判断免耕播种机的工作环境是否属于免耕地, 该方法有效地解决了免耕播种机的工作环境识别问题。

(2)在符合免耕作业的条件下,通过滤波对其进行降噪,通过彩色空间距离化、灰度化使图像中秸秆与土地分离,采用逆向映射模型与最邻近插值法相结合的方式,解决了图像中秸秆近大远小的问题。

(3)采用 Otsu 算法计算出秸秆覆盖率,并通过实验验证了算法的有效性,解决了秸秆覆盖率计算的问题,在秸秆覆盖率为 30% ~ 80% 时,检测误差小于 5%。

### 参 考 文 献

- [1] 于国庆,郝若帆,马洪涛,等. 基于图像处理和支撑向量机的粉碎性秸秆覆盖率的图像识别方法研究[J]. 河南农业科学, 2018,47(11):155-160.  
YU Guoqing, HAO Ruofan, MA Hongtao, et al. Research on image recognition method based on SVM algorithm and ESN algorithm for crushed straw mulching rate[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2018,47(11):155-160. (in Chinese)
- [2] 徐胜勇,段宏兵,李东臣,等. 小麦茎秆截面参数显微图像测量系统[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(7):46-52.  
XU Shengyong, DUAN Hongbing, LI Dongchen, et al. Measurement system for parameters of wheat stem section based on microimage processing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(7):46-52. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170706&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170706&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.006. (in Chinese)
- [3] 时永刚,程坤,刘志文. 结合深度学习和支撑向量机的海马子区图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2018,23(4):542-551.  
SHI Yonggang, CHENG Kun, LIU Zhiwen. Segmentation of hippocampal subfields by using deep learning and support vector machine[J]. Journal of Image and Graphics, 2018,23(4):542-551. (in Chinese)
- [4] 杜志伟,郝凤琦,程广河,等. 基于物联网的农机状态监控系统研究[J]. 中国农机化学报, 2019,40(11):189-194.  
DU Zhiwei, HAO Fengqi, CHENG Guanghe, et al. Research on agricultural machinery state monitoring terminal based on internet of things[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019,40(11):189-194. (in Chinese)
- [5] 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)
- [6] 苗伟,张铁,杨学军,等. 基于图像自适应分类算法的花生出苗质量评价方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(3):28-35.  
MIAO Wei, ZHANG Tie, YANG Xuejun, et al. Quality evaluation method of peanut seeding based on image adaptive classification algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3):28-35. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180303&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180303&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.003. (in Chinese)
- [7] 李佳,吕程序,苑严伟,等. 快速傅里叶变换结合 SVM 算法识别地表玉米秸秆覆盖率[J]. 农业工程学报, 2019,35(20):194-201.  
LI Jia, LÜ Chengxu, YUAN Yanwei, et al. Automatic recognition of corn straw coverage based on fast Fourier transform and SVM[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(20):194-201. (in Chinese)
- [8] 王金武,唐汉,王金峰. 东北地区作物秸秆资源综合利用现状与发展分析[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(5):1-21.  
WANG Jinwu, TANG Han, WANG Jinfeng. Comprehensive utilization status and development analysis of crop straw resource in northeast China[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(5):1-21. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170501&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170501&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.001. (in Chinese)
- [9] 李洪文,李慧,何进,等. 基于人工神经网络的田间秸秆覆盖率检测系[J]. 农业机械学报, 2009,40(6):58-62.  
LI Hongwen, LI Hui, HE Jin, et al. System for residue cover rate in field based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(6):58-62. (in Chinese)
- [10] 刘媛媛,王跃勇,于海业,等. 基于多阈值图像分割算法的秸秆覆盖率检测[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(12):27-35,55.  
LIU Yuanyuan, WANG Yueyong, YU Haiye, et al. Detection of straw coverage rate based on multi-threshold image segmentation algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(12):27-35,55. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20181204&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181204&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000.1298.2018.12.004. (in Chinese)
- [11] 李志婷,王昌昆,潘贤章,等. 基于模拟 Landsat-8 OLI 数据的小麦秸秆覆盖度估算[J]. 农业工程学报, 2016,32(增刊1):145-152.  
LI Zhiting, WANG Changkun, PAN Xianzhang, et al. Estimation of wheat residue cover using simulated Landsat-8 OLI datas[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(Supp.1):145-152. (in Chinese)
- [12] 郝若帆. 基于分散样本图像的区域秸秆覆盖率估算研究[D]. 石家庄:河北科技大学, 2019.  
HAO Ruofan. Research on estimation of regional straw coverage based on scattered sample images[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [13] 苏艳波,张东远,李洪文,等. 基于自动取阈分割算法的秸秆覆盖率检测系统[J]. 农机化研究, 2012,34(8):138-142.  
SU Yanbo, ZHANG Dongyuan, LI Hongwen, et al. Measuring system for residue cover rate based on automation threshold[J].

- Journal of Agricultural Mechanization Research,2012,34(8):138-142. (in Chinese)
- [14] 王丽丽,徐岚俊,魏舒,等. 基于 Sauvola 与 Otsu 算法的秸秆覆盖率图像检测方法[J]. 农业工程,2017,7(4):29-35.  
WANG Lili,XU Lanjun,WEI Shu, et al. Straw coverage detection method based on Sauvola and Otsu segmentation algorithm [J]. Agricultural Engineering,2017,7(4):29-35. (in Chinese)
- [15] 吴汤婷,刘丽晶,陈江楠,等. 低成本 U-blox 接收机单频 BDS RTK 定位性能评估[J]. 东华理工大学学报,2020,43(2):170-173.  
WU Tangting,LIU Lijing,CHEN Jiangnan, et al. Assessment of single frequency BDS RTK positioning with low-cost U-blox receivers[J]. Journal of East China University of Technology,2020,43(2):170-173. (in Chinese)
- [16] 郑智旗,王树东,何进,等. 基于自动监测径流场的秸秆覆盖坡耕地产流产沙过程[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(12):160-164,138.  
ZHENG Zhiqi,WANG Shudong,HE Jin, et al. Process of run off and sediment yield in straw covered sloping fields based on automatic run off monitoring field[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(12):160-164,138. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20141224&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141224&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.024. (in Chinese)
- [17] 方涛. 基于 ARM 的深松深度及秸秆覆盖率监测系统研究[D]. 长春:长春理工大学,2020.  
FANG Tao. Research on monitoring system of subsoil depth and straw coverage based on ARM [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology,2020. (in Chinese)
- [18] 刘媛媛,张硕,于海业,等. 基于语义分割的复杂场景下的秸秆检测[J]. 光学精密工程,2020,28(1):200-211.  
LIU Yuanyuan,ZHANG Shuo,YU Haiye, et al. Straw detection algorithm based on semantic segmentation in complex farm scenarios[J]. Optics and Precision Engineering,2020,28(1):200-211. (in Chinese)
- [19] 徐胜勇,彭程里,陈可,等. 基于扇环形区域图像分割的小麦秸秆截面参数测量方法[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(4):53-59.  
XU Shengyong,PENG Chengli,CHEN Ke, et al. Measurement method of wheat stalks cross section parameters based on sector ring region image segmentation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(4):53-59. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180406&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180406&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.006. (in Chinese)
- [20] XIAO B,TANG H,JIANG Y, et al. Brightness and contrast controllable image enhancement based on histogram specification [J]. Neurocomputing, 2018,275:2798-2809.
- [21] SINGH H,KAUR R. Implementation scaling image using bilinear interpolation [C] // International Journal of Technology and Computing (IJTC). Techlive Solutions,2017.
- [22] 李世卫,李洪文. 基于计算机视觉的田间秸秆覆盖率计算[J]. 农机化研究,2009,31(1):20-22,25.  
LI Shiwei,LI Hongwen. A counting method for residue cover rate in field based on computer vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2009,31(1):20-22,25. (in Chinese)
- [23] 刘继龙,李佳文,周延,等. 秸秆覆盖与耕作方式对土壤水分特性的影响[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(7):333-339.  
LIU Jilong,LI Jiawen,ZHOU Yan, et al. Effects of straw mulching and tillage on soil water characteristics[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(7):333-339. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190736&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190736&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.036. (in Chinese)
- [24] 王韦韦,吴晓芳,王晴晴,等. 免耕直播下秸秆还田方式对夏玉米苗期生长的影响[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(5):315-323.  
WANG Weiwei,WU Xiaofang,WANG Qingqing, et al. Effects of different seedbed straw treatments on summer maize seedling growth under no-tillage direct seeding[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):315-323. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20200534&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200534&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.034. (in Chinese)
- [25] 闫宗正,陈素英,张喜英,等. 秸秆覆盖时间和覆盖量对冬小麦田温度效应及地上地下生长的影响[J]. 中国生态农业学报,2017,25(12):1779-1791.  
YAN Zongzheng,CHEN Suying,ZHANG Xiying, et al. Effects of amount and time of straw mulching on soil temperature, root growth and yield of winter wheat[J]. Chinese Journal of Eco Agriculture,2017,25(12):1779-1791. (in Chinese)