

# 作物行识别算法的虚拟试验方法

翟志强<sup>1,2</sup> 朱忠祥<sup>1</sup> 李臻<sup>1</sup> 杜岳峰<sup>1</sup> 毛恩荣<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 北京航天发射技术研究所, 北京 100076)

**摘要:** 针对作物行识别算法的传统开发过程对田间作物生长周期依赖性较强, 错过适当的田间图像采集时期将直接导致算法开发周期延长等问题, 提出一种基于虚拟场景的作物行识别算法测试方法, 即在虚拟环境下模拟农田作物行场景和图像采集系统, 运用虚拟作物行图像测试作物行的识别算法。该方法在虚拟现实环境下建立作物行场景模型; 提出一种融合建模法, 根据作物和杂草的几何特征建立对应的三维几何模型; 根据实际田间作物的空间分布特征, 建立株距、行距可调的田间作物行模型; 以 Vega Prime 为视景仿真工具, 通过配置投影模式、渲染模式、视点位姿和图像采集规格, 构建图像采集系统, 输出作物行场景图像。以苗期棉花作物行为建模对象, 对一种经过田间试验验证的双目视觉作物行识别算法进行测试试验。对比实际棉田图像对应的试验结果, 同一作物行识别算法的识别正确率、偏差角和图像处理时间均相近。结果表明, 本文建立的虚拟棉田作物行与实际棉田作物行场景相近, 能够用于作物行识别算法的测试。

**关键词:** 作物行识别; 虚拟试验; 虚拟场景; 三维建模; 双目视觉

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2018)S0-0014-09

## Virtual Test Method for Algorithm of Crop Row Detection

ZHAI Zhiqiang<sup>1,2</sup> ZHU Zhongxiang<sup>1</sup> LI Zhen<sup>1</sup> DU Yuefeng<sup>1</sup> MAO Enrong<sup>1</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Beijing Institute of Space Launch Technology, Beijing 100076, China)

**Abstract:** Crop row detection is an intrinsic issue for machine vision-based guidance of agricultural machinery. The classical development for algorithm of crop row detection is based on real field images. Real field image acquisition is related to crop growth cycle closely, which is greatly affected by local district, climate and crop growth status. If the appropriate period of real field image acquisition was missed, the development for algorithm of crop row detection would be delayed directly and the cost would also be increased. In order to improve the efficiency of development of crop row detection and save cost, a new method based on virtual reality to test the crop row detection was proposed. Crop rows were simulated in virtual test environment to provide image data for the development of crop row detection. The proposed method consisted of two parts which were simulation of crop row field and virtual image acquisition. The 3DS Max and Multigen - Creator were used to build models. The Vega Prime was used to simulate the models in virtual environment. To simulate the real crop row field, the individual characteristics and group characteristics were considered during the modeling, respectively. The simulation of a virtual crop row field was composed of the modeling of single crop and weed. A fusion method was proposed to build models of the single crop and weed. Specifically, the leaf of crop and weed whose spatial feature were anisotropy was modeled with the counterdraw method; the stem and petiole of crop and weed whose feature were concealed by leaves were modeled with the billboard method or cross method. To express the group characteristics of real crop row field, a parametric modeling method was proposed based on random sampling. The sample libraries of crop and weed were composed by several models, respectively. Every crop and weed was placed in the virtual environment at random position and rotate angle within specific thresholds. The spaces in row and column directions were set according to the

收稿日期: 2018-07-15 修回日期: 2018-08-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0700403)

作者简介: 翟志强(1989—),男,博士生,北京航天发射技术研究所工程师,主要从事机器视觉、虚拟现实技术研究,E-mail: srtkyxz@163.com

通信作者: 朱忠祥(1976—),男,副教授,博士生导师,主要从事车辆与电液控制及智能化技术研究,E-mail: zhuzhongxiang@cau.edu.cn

real field. In order to acquire the virtual field image, an image acquisition system was designed in Vega Prime. The asymmetric projection was used to simulate the lens of a real camera. The number of render window was equal to the number of lens. The attitude of viewpoint simulated the relative attitude between camera and vehicle. The specification of viewfinder was adjusted to acquire images with different sizes. After the image of virtual field was acquired, the algorithm of crop row detection could be tested. Crop rows of cotton in seeding stage were simulated as an example. A binocular vision-based algorithm of crop row detection was tested with the acquired images of virtual cotton field. The experimental results of virtual field and real field were similar. Results showed that the proposed modeling method can build the virtual cotton field conveniently, which provided sufficient images for testing the algorithm of crop row detection.

**Key words:** crop row detection; virtual test; virtual scene; three dimensional modeling; binocular vision

## 0 引言

随着图像处理技术的发展,机器视觉导航技术在农机导航领域已得到了较多的研究和应用。农田环境中,作物通常按照彼此平行的方式种植<sup>[1]</sup>。如何设计导航线识别算法,正确、快速地识别作物行或垄沟的直线特征并提取导航参数是实现机器视觉导航的关键。为提高复杂农田环境下的导航线识别精度和速度,研究人员针对导航线识别过程中的各个图像处理环节开展了深入研究工作,如:图像预处理算法<sup>[2-7]</sup>、作物行特征点提取算法<sup>[8-12]</sup>、作物行中心线拟合算法<sup>[13-16]</sup>等。作物行识别算法的传统开发过程,需要采集大量的农田作物行图像进行试验研究。农田作物行图像的采集对季节的依赖性较强,受地域、气候和作物生长状态等因素的影响较大,错过作物适当的生长时期将直接导致作物行识别算法开发周期延长和成本增加。虚拟现实技术能够在产品设计阶段评估产品性能,是提高产品开发效率、节约成本的有效手段<sup>[17]</sup>。随着商业化视景仿真工具的完善,虚拟现实技术不仅在农机产品设计制造方面应用广泛,在农机模拟作业<sup>[18-22]</sup>、果实虚拟采摘<sup>[23-25]</sup>、农机远程操纵<sup>[26]</sup>等方面也有成功应用的实例,但是在作物行识别算法的开发方面尚未见报道。

如何缩短作物行识别算法的开发周期、降低开发成本,是推广农机机器视觉导航系统的难点;运用虚拟现实技术在虚拟试验环境下模拟农田作物行场景,为作物行识别算法的测试提供图像数据,是提高开发效率的新途径。为此,本文提出一种基于虚拟现实技术的作物行识别算法测试方法,并且以苗期棉花作物行为例,说明虚拟试验场景建模方法和作物行识别算法测试方法。

## 1 虚拟试验场景建模

### 1.1 建模工具

运用 VP 软件作为虚拟试验场景的视景仿真开

发工具。VP 仅支持 Vega 二进制场景图(Vega scene graph binary, VSB)和 OpenFlight(FLT)数据格式的几何模型,其中 VSB 是 VP 特有的二进制数据格式、FLT 是 Creator 软件支持的数据格式。Creator 主要运用多边形建模方式创建几何模型,难以直接创建结构复杂的几何特征。3DS Max 软件集成了丰富的建模工具,通过简单的操作方法可实现对复杂几何特征的表达。3DS Max 能够将模型直接导出为 FLT 数据格式,但所得几何模型的层次结构和材质特征需要在 Creator 中整理后才能用于 VP 视景仿真。为节省建模工作量、提高建模速度,运用 Photoshop 软件制作纹理贴图,综合运用 3DS Max 和 Creator 建立虚拟试验场景的几何模型并存储为 FLT 格式。

### 1.2 作物单体建模

作物的 3D 几何建模方法不同于结构尺寸已知的参数化建模,只能在比例适当的条件下尽可能接近实际尺寸。在视景仿真中常采用布告板法和十字交叉贴图法建立物体的 2D 模型,采用描图法建立物体的 3D 模型。布告板法运用 1 个带透明纹理贴图的矩形模拟对象特征,通常用于在视景仿真过程中始终面对视点的对象。十字交叉贴图法在布告板法的基础上,运用 2 个垂直相交的矩形和透明纹理贴图建模,常用于具有对称性的物体。上述 2 种方法建模过程简单、模型占用内存较小,但对贴图质量要求较高,并且当视点移动时模型的视觉效果会发生畸变。描图法通过描绘图像中物体的轮廓特征并根据适当的比例建立物体的 3D 模型,所得 3D 模型的视觉效果较好但模型结构复杂,常用于相对视点运动的对象。农田场景的视景仿真中不仅要求视觉效果逼真,也要求模型结构简单以保障渲染的实时性。为此,本文提出一种融合方法,将作物的几何结构拆分成 2D 子结构和 3D 子结构,综合运用布告板法和描图法建立作物的 3D 几何模型。

以苗期棉花为例说明作物单体的建模方法。具体方法为:根据作物形态特点简化模型结构。苗期

棉花主要由主茎、叶柄和叶片组成,如图1a所示,其中主茎和叶柄的几何特征近似于截面尺寸不均匀的圆柱体;叶片近似于形状均匀的曲面。实际棉花作物行的图像具有如下特点:叶片的空间分布呈各向异性,位于主茎顶部的叶片较密;由于相机俯视作物行,主茎和叶柄的纹理特征较难分辨且大部分特征被叶片遮挡。为此,将苗期棉花的结构拆分为3类子结构,即主茎、叶片和叶柄。主茎和叶柄简化为2D模型、叶片的形态特征用3D模型表达。子结构建模和组装是运用布告板方法建立主茎和叶柄的模型,分别通过1个带透明纹理的矩形面描述对应的轮廓特征。基于描图法建立叶片的3D几何模型,用以描述叶片空间分布特征。将叶片3D模型与主茎和叶柄的2D模型组装,获得棉花的3D几何模型。

在3DS Max环境下对图1a中的棉花运用描图法和融合法建立棉花单体模型,结果分别如图1b和图1c所示。2种方法创建的棉花3D模型均能近似模拟实际棉花的形态特征。



图1 棉花图像和模型

Fig.1 Real cotton image and its models

将2种棉花模型导入Creator环境中,经面片整理后,统计模型结构数据如表1所示。基于融合法的棉花3D模型将主茎和叶柄简化为2D模型,结构较简单,共包含134个面、177个三角形和445个顶点,较基于描图法的棉花模型分别减少了86.72%、97.41%和94.97%,有效节省了内存空间和模型渲染时间。

表1 棉田模型结构统计数据

Tab.1 Statistics of structure of cotton model

| 模型 | 面数    |     | 三角形数  |     | 顶点数   |     |
|----|-------|-----|-------|-----|-------|-----|
|    | 描图法   | 融合法 | 描图法   | 融合法 | 描图法   | 融合法 |
| 棉花 | 1 009 | 134 | 6 826 | 177 | 8 844 | 445 |
| 主茎 | 236   | 1   | 1 463 | 2   | 1 936 | 4   |
| 叶柄 | 82    | 1   | 660   | 2   | 823   | 4   |
| 叶片 | 18    | 18  | 25    | 25  | 61    | 61  |

### 1.3 杂草单体建模

根据实际田间的杂草种类及其几何特征,在十字交叉法和融合法中选择适当的方法创建杂草特

征,用以模拟田间杂草干扰。以棉花田间杂草为例说明杂草单体建模方法。棉花田间的杂草种类有禾木科、菊科、酢浆草科等草本植物。禾木科麦草(以下简称麦草)和酢浆草科三叶草(以下简称三叶草)的几何特征在棉田杂草中具有代表性,其中麦草由窄长的带型叶组成,三叶草由茎上互生的小圆叶构成。为简化模型复杂度,本文选用麦草、三叶草作为杂草对象,建立杂草模型。麦草成簇生长,几何结构近似对称,符合十字交叉式模型的特点,如图2a所示。

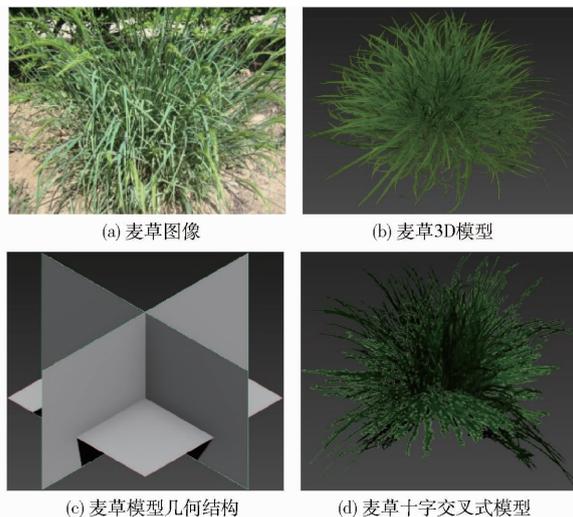


图2 麦草图像和模型

Fig.2 Real ryegrass image and its models

运用十字交叉贴图法建立麦草的几何模型,具体方法为:使用3DS Max根据麦草田间图像创建麦草的3D模型,如图2b所示。调整视点位置并导出前视、顶视的渲染图像,在Photoshop软件中制作成对应的透明纹理图像。使用3个垂直相交的矩形面描述麦草的外观特征,正面和侧面均透贴前视纹理图像、底面透贴顶视纹理图像,如图2c、2d所示。根据麦草的田间实测尺寸调节模型整体的比例,使麦草高度小于棉花高度。由图2d可见,所得麦草的十字交叉式模型结构简单且中心对称,视觉效果良好,能够适应视点位置的变化。将麦草模型导入Creator环境并存储为FLT格式即可用于视景仿真。

三叶草的主茎近似于圆柱体、叶片具有各向异性,适于通过融合法建模。运用融合法建立三叶草的几何模型,具体方法为:三叶草的主茎模型运用布告板法构建,以简化其几何结构。基于描图法构建叶片的3D模型,以表征叶片结构的各向异性。分别建立3个叶片模型并组装于主茎顶部,形成三叶草的几何模型,调整模型比例使三叶草高度小于棉花高度。由图3可见,基于融合法的三叶草模型能够较好地模拟实际田间三叶草的形态特征。将模型

导入 Creator 环境并统计结构信息。1 株三叶草的模型由 19 个面、56 个三角形和 94 个顶点组成, 模型结构简单, 能够满足视景仿真实时性的要求。



(a) 三叶草图像 (b) 三叶草3D模型

图3 三叶草图像和模型

Fig. 3 Real clover image and its model

#### 1.4 作物行建模

根据田间作物行的空间分布特征建立作物行模型。实际田间中经条播或点播的苗期作物行, 如玉米、大豆、棉花等, 具有以下特点: 作物行形状近似呈直线特征, 行与行彼此平行且保持一定的间距; 在同一时期, 正常生长的作物单体之间的几何形态不同、植株间的高度、宽度相近; 杂草不均匀地生长在作物行间。根据上述特征, 本文提出基于随机抽样原则的作物行建模方法, 实现对作物行的参数化建模。以棉花作物行为例, 具体方法为:

(1) 根据作物行的田间实测信息设置种植参数, 即作物行形态类型和范围、作物行数和列数、行距(行间距)、株距(列间距)、杂草数量和范围。为模拟复杂田间场景, 规划直线和曲线 2 种类型的作物行形态, 其中曲线轨迹运用正弦函数表示。

(2) 建立多个不同的作物单体模型、杂草模型, 形成作物样本库和杂草样本库。每株作物和杂草均采用随机抽样方法分配模型, 分别用于模拟作物植株之间、杂草之间的差异性。抽样过程为重复抽样, 样本库中各个模型样本的被抽中概率相等。

(3) 依据机械化条播或点播方式, 在虚拟试验场景中按列种植指定行数的作物。对于每一列作物, 按照从左至右的顺序, 根据种植参数和随机抽样原则为各株作物分配位姿坐标, 计算公式为

$$\begin{cases} y_c = jw_{col}^c + r_y^c + e_x \\ x_c = f(y_c) + iw_{row}^c + r_x^c + e_y \\ z_c = z_r + r_z^c + e_z \\ \theta_c = r_\theta^c \end{cases} \quad (1)$$

式中  $(x_c, y_c, z_c)$ ——作物在虚拟试验场景中地面坐标系  $OXYZ$  下的位置坐标, m

$\theta_c$ ——作物绕主茎轴线方向( $Z$ 轴)旋转角, ( $^\circ$ )

$(e_x, e_y, e_z)$ ——视点坐标系  $O_cX_cY_cZ_c$  的原点在  $OXYZ$  中的位置坐标, m

$i$ ——作物行行号,  $i = 0, 1, \dots, n-1$

$j$ ——作物行列号,  $j = 0, 1, \dots, m-1$

$w_{col}^c$ ——株距, m  $w_{row}^c$ ——行距, m

$f(y_c)$ ——作物行形态函数

$z_r$ ——路面高度, m

$r_x^c, r_y^c, r_z^c$ ——作物在宽度方向、深度方向、高度方向的随机数, m

$r_\theta^c$ ——作物绕  $Z$  轴旋转方向的随机角, ( $^\circ$ )

其中  $X, X_c$  轴,  $Y, Y_c$  轴和  $Z, Z_c$  轴分别对应宽度方向、深度方向和高度方向。

$r_x^c, r_y^c, r_z^c, r_\theta^c$  的样本服从均匀分布, 对应的概率密度函数为

$$\begin{cases} f(r_x^c) = r_{pos}^c / \Delta x_c & (|r_x^c| \leq \Delta x_c) \\ f(r_y^c) = r_{pos}^c / \Delta y_c & (|r_y^c| \leq \Delta y_c) \\ f(r_z^c) = r_{pos}^c / \Delta z_c & (-\Delta z_c < r_z^c < 0) \\ f(r_\theta^c) = r_{rot}^c / \Delta \theta_c & (|r_\theta^c| \leq \Delta \theta_c) \end{cases} \quad (2)$$

式中  $f(r_x^c), f(r_y^c), f(r_z^c), f(r_\theta^c)$ —— $r_x^c, r_y^c, r_z^c, r_\theta^c$  对应的概率密度函数

$\Delta x_c, \Delta y_c, \Delta z_c, \Delta \theta_c$ ——作物各分布区间的半长度, m 或 ( $^\circ$ )

$r_{pos}^c, r_{rot}^c$ ——作物区间分辨率

$r_{pos}^c = 0.01$  m,  $r_{rot}^c = 1^\circ$  分别表示作物样本区间的划分数目。

根据田间实测数据, 设定各分布区间的长度为

$$\begin{cases} \Delta x_c = 0.05 \text{ m} \\ \Delta y_c = 0.125 \text{ m} \\ \Delta z_c = 0.025 \text{ m} \\ \Delta \theta_c = 90^\circ \end{cases} \quad (3)$$

(4) 重复步骤(1)~(3), 直至为最后一列中的各株作物完成坐标分配。

(5) 田间杂草分布不均匀, 根据杂草范围、数量和随机抽样原则为各株杂草分配位姿坐标为

$$\begin{cases} x_w = r_x^w + e_x \\ y_w = r_y^w + e_y \\ z_w = z_r + r_z^w + e_z \\ \theta_w = r_\theta^w \end{cases} \quad (4)$$

式中  $(x_w, y_w, z_w)$ ——杂草在  $OXYZ$  的位置坐标, m

$\theta_w$ ——杂草绕  $Z$  轴的旋转角, ( $^\circ$ )

$r_x^w, r_y^w, r_z^w, r_\theta^w$ ——杂草在宽度方向、深度方向、高度方向和绕  $Z$  轴方向的随机数, m 或 ( $^\circ$ )

$r_x^w, r_y^w$  的样本服从二维均匀分布,  $r_z^w, r_\theta^w$  的样本

为一维均匀随机数列,对应的概率密度函数为

$$\begin{cases} f(r_x^w, r_y^w) = \frac{(r_{\text{pos}}^w)^2}{\Delta x_w \Delta y_w} & (|r_x^w| \leq \Delta x_w, |r_y^w| \leq \Delta y_w) \\ f(r_z^w) = \frac{r_{\text{pos}}^w}{\Delta z_w} & (-\Delta z_w < r_z^w < 0) \\ f(r_\theta^w) = \frac{r_{\text{rot}}^w}{\Delta \theta_w} & (|r_\theta^w| \leq \Delta \theta_w) \end{cases} \quad (5)$$

式中  $f(r_x^w, r_y^w)$ 、 $f(r_z^w)$ 、 $f(r_\theta^w)$ —— $r_x^w$ 、 $r_y^w$ 、 $r_z^w$ 、 $r_\theta^w$  对应的概率密度函数

$\Delta x_w$ 、 $\Delta y_w$ 、 $\Delta z_w$ 、 $\Delta \theta_w$ ——杂草各分布区间的半长度, m 或 ( $^\circ$ )

$r_{\text{pos}}^w$ 、 $r_{\text{rot}}^w$ ——杂草区间分辨率

$r_{\text{pos}}^w = 0.01 \text{ m}$ 、 $r_{\text{rot}}^w = 1^\circ$  分别表示杂草样本区间的划分数目。

$\Delta x_w$ 、 $\Delta y_w$  根据仿真要求动态调整。 $\Delta z_w$ 、 $\Delta \theta_w$  根据田间实测数据设置为

$$\begin{cases} \Delta z_w = 0.025 \text{ m} \\ \Delta \theta_w = 90^\circ \end{cases} \quad (6)$$

(6) 重复步骤(5)直至为每株杂草完成坐标分配。

(7) 将作物和杂草依据对应的位姿坐标放置在 VP 虚拟试验场景中, 形成受杂草干扰的作物行模型。

根据田间实测数据和仿真试验需求设置棉花作物行的播种参数, 如表 2 所示。表中,  $R_n$ 、 $C_n$ 、 $W_n$  为作物行数、列数、杂草数。其中, 设计了 2 种作物行形态函数, 分别为直线和正弦曲线。

表 2 棉花作物行种植参数

Tab. 2 Planting parameters of crop row

| 形态函数                         | 作物    |       |                           |                           | 杂草    |                     |                     |
|------------------------------|-------|-------|---------------------------|---------------------------|-------|---------------------|---------------------|
|                              | $R_n$ | $C_n$ | $w_{\text{row}}^c /$<br>m | $w_{\text{col}}^c /$<br>m | $W_n$ | $\Delta x_w /$<br>m | $\Delta y_w /$<br>m |
| $f(y_c) = 0$                 | 5     | 200   | 0.75                      | 0.25                      | 500   | 4                   | 10                  |
| $f(y_c) = \sin(0.04\pi y_c)$ | 5     | 200   | 0.75                      | 0.25                      | 500   | 4                   | 10                  |

根据表 2 中的参数, 在  $(e_x, e_y, e_z) = (-10, -180, 0)$  的视点位置, 按照上述方法分别生成直线作物行、曲线作物行和杂草的位姿坐标。由图 4 可见, 所得作物行的分布特点近似于实际机械化条播或点播的田间作物行; 杂草随机分布在指定区域, 能够模拟作物行中的杂草干扰。

根据作物行模型的位姿坐标, 在 VP 虚拟场景中分别建立直线和正弦曲线形态的棉花作物行模型, 调整视点方向后如图 5 所示。为区分建模效果, 图 5a 中的直线作物行模型未添加杂草。2 种形态

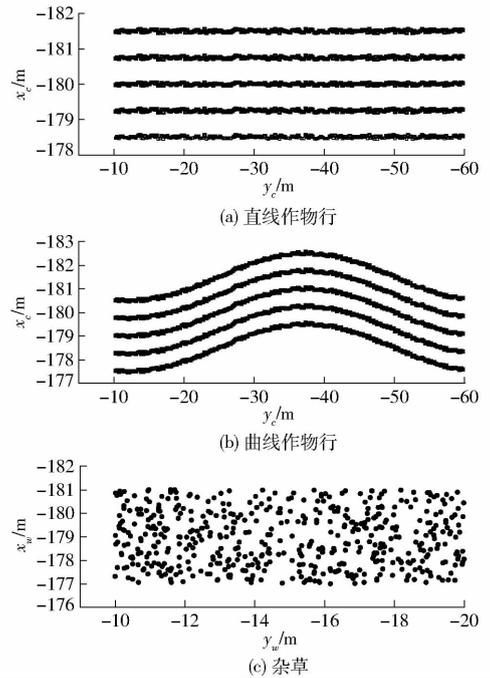


图 4 作物行模型坐标

Fig. 4 Coordinates of model of crop rows

下的棉花作物行模型中相邻行、列之间的棉花间距分别近似相等, 并且棉花叶片在空间分布中具有各向异性, 能够近似模拟实际棉花作物行场景。根据试验需求调整播种参数并建立对应的作物和杂草模型, 可形成不同的虚拟作物行模型, 为作物行识别算法的研究提供便利。

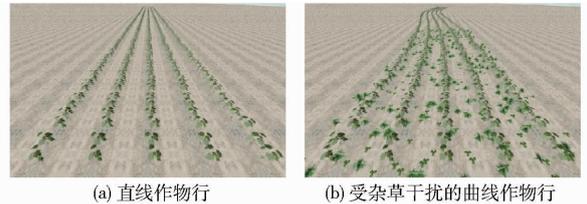


图 5 作物行模型

Fig. 5 Model of crop rows

## 2 VP 图像采集系统配置

### 2.1 投影模式

配置 VP 场景的投影模式, 近似模拟实际相机镜头的成像效果。VP 软件支持对称透视投影、非对称透视投影和正射投影方式。其中, 视景物经过正射投影后的尺寸保持不变, 与视点的位置无关; 视景物经过透视投影的形态呈现近大远小的特点, 符合人的心理习惯和实际相机的成像效果; 非对称透视投影的水平视场角 (Horizontal fields of view, Hfov) 和垂直视场角 (Vertical fields of view, Vfov) 可以独立设置, 相对于对称透视投影方式更具灵活性。为此, 根据非对称透视投影方式配置投影模式。VP 中的非对称透视投影原理如图 6 所示。图中,  $O$  为视

点;  $O_1$ 、 $O_2$  分别位于矩形平面  $ABCD$ 、 $EFGH$  的中心;  $ABCD$  为近平面;  $EFGH$  为远平面;  $OO_1$  为近平面距离, 表示相机的焦距  $f$ ,  $m$ ; 直线  $OO_1O_2$  为视点光轴。  $\angle EOF$ 、 $\angle FOG$  为  $Hfov$ 、 $Vfov$ , ( $^\circ$ )。

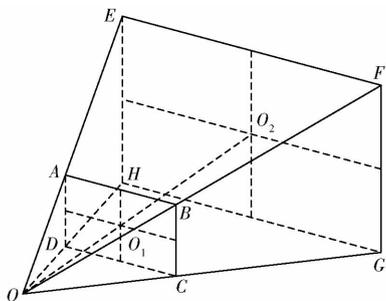


图6 VP投影模型

Fig. 6 Projection model of VP

VP 视场区域为中心对称结构, 由平面  $ABCD$ 、 $EFGH$ 、 $ADHE$ 、 $BCGF$  包围而成的平截头体构成。通过调节  $f$ 、 $\angle EOF$ 、 $\angle FOG$ , 能够近似模拟不同规格的镜头。

## 2.2 渲染模式

配置 2 个 VP 窗口渲染试验场景, 每个窗口单独占用 1 个渲染通道, 用以模拟平行双目相机的取景效果。定义渲染窗口分别为左窗口、右窗口, 对应的渲染通道为左通道和右通道。运用左、右窗口分别模拟平行双目相机中的左、右眼相机。左、右通道中的渲染场景即为左、右眼相机中的图像。将左、右通道中相对于场景渲染区域分别向左、向右移动  $0.5b_l$  的距离, 使得虚拟场景在左、右窗口中产生视差。其中,  $b_l$  为左右窗口的基线距离, 对应于左、右相机镜头的光轴中心距离,  $m$ 。设置  $b_l = 0.12 m$ , 以黑白棋盘在 VP 场景中的渲染效果为例, 展示双目图像的视差效果, 如图 7 所示。

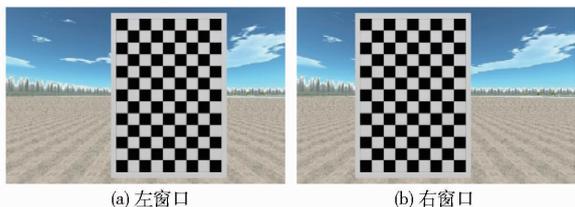


图7 VP虚拟场景

Fig. 7 Virtual scene in VP

棋盘正面面对左、右视点位置, 并且在左、右窗口视图中位于同一水平极线上。棋盘在左窗口视图中的位置靠近图像右侧, 在右窗口视图中的位置靠近图像左侧, 形成视差效果。通过调整  $b_l$  能够获得不同的视差效果。上述渲染效果符合平行双目视觉成像原理, 能够近似模拟实际平行双目视觉相机进行图像采集, 并且所得双目图像无需极线校正。

## 2.3 视点位姿

配置左、右视点的位姿, 即平行双目相机相对于车辆的安装位姿, 如图 8 所示。  $O_v X_v Y_v Z_v$  为车辆坐标系且跟随车辆运动, 原点  $O_v$  位于地面,  $Z_v$  轴穿过车身中央指向车辆前进方向(深度方向),  $X_v$  轴指向车身左侧(宽度方向),  $Y_v$  轴穿过车身质心指向地面上方(高度方向)。原点  $O_c$  位于左右视点连线的中点(即双目相机的中心位置),  $Z_c$  轴平行于视点光轴,  $X_c$  轴与  $X_v$  轴的指向相同,  $Y_c$  轴的指向符合右手定则。  $\alpha$  为  $Y_c$  轴与  $Y_v$  轴的夹角, 表示视点俯视角, ( $^\circ$ );  $h$  为视点距地面的高度,  $m$ ;  $l$  为视点距车身质心的深度距离,  $m$ 。

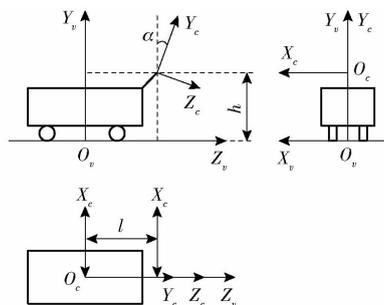


图8 VP视点配置

Fig. 8 Configurations of viewpoint in VP

通过调整  $\alpha$ 、 $h$  和  $l$ , 能够获得不同的取景效果。

$O_c X_c Y_c Z_c$  与  $O_v X_v Y_v Z_v$  的坐标变换关系为

$$\begin{bmatrix} X_v \\ Y_v \\ Z_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ h \\ l \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中  $(X_v, Y_v, Z_v)$ ——视景物在  $O_v X_v Y_v Z_v$  中的坐标,  $m$

$(X_c, Y_c, Z_c)$ ——视景物在  $O_c X_c Y_c Z_c$  中的坐标,  $m$

## 2.4 图像采集规格

配置 VP 图像采集的规格。定义单目图像采集的宽高尺寸为  $w_l$  像素  $\times$   $h_l$  像素, 以红绿蓝 (Red-green-blue, RGB) 颜色模型存储。图像采集的尺寸  $(w_l, h_l)$  不大于 VP 窗口的初始尺寸  $(w_{wi}, h_{wi})$ , 图像采集的中心位于 VP 窗口的中心, 二者的位置关系如图 9 所示。

在图像采集过程中, 根据显示设备的分辨率调节当前 VP 窗口的宽高尺寸  $(w_{wi}, h_{wi})$ , 能够获得比例适当的场景显示效果。VP 软件基于双线性插值原理, 根据窗口尺寸缩放渲染场景。为使位于图像采集区域中的农田场景在 VP 窗口尺寸变化时均能显示完整, 在图像采集时需要将当前尺寸的 VP 窗口图像根据双线性插值原理逆缩放至 VP 窗口的初始尺寸。

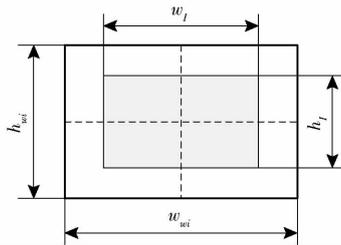


图9 VP图像采集区域

Fig. 9 Area of image acquisition in VP

VP图像采集的具体方法为:运用开放式图形库(Open graphics library, OpenGL)工具在计算机显存中读取当前VP窗口中的场景图像。若当前VP窗口的尺寸与其初始尺寸不等,根据双线性插值原理将当前图像缩放至与初始VP窗口相同的尺寸。根据图9中图像采集与VP窗口的位置关系,以当前图像中心为图像采集的中心,截取尺寸为 $(w_i, h_i)$ 的区域作为图像采集结果。

通过调节VP视场参数能够模拟多种图像采集系统。以棉花作物行虚拟场景为例,配置参数如表3所示。表中, $H_c$ 为棉花平均高度,m; $N_c$ 为棉花行数; $H_w$ 为杂草平均高度,m; $W_{cr}$ 为单条作物行平均宽度,m。棉花和杂草参数根据田间实测的棉花作物行统计数据设置。VP场景的投影参数根据实际田间试验<sup>[12]</sup>中使用的1款平行双目视觉相机(Bumblebee 2, BB2-08S2-38)设置。VP视点的位姿参数根据实际田间试验中相机的安装位姿设置。

表3 虚拟场景参数

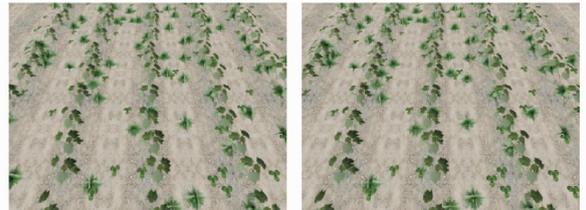
Tab. 3 Parameters of virtual scene

| 参数  | 数值            | 参数                | 数值      |
|---|---------------|-------------------|---------|
| $H_c/m$   | 0.3           | $b_l/m$           | 0.12    |
| $N_c$   | 5             | $f/m$             | 0.003 8 |
| $H_w/m$   | 0.1           | Hfov/(°)          | 66      |
| $W_{cr}/m$  | 0.30          | Vfov/(°)          | 42      |
| $w_{wi} \times h_{wi}/(\text{像素} \times \text{像素})$ | 860 × 540     | $l/m$             | 2.25    |
| $w_{wi} \times h_{wi}/(\text{像素} \times \text{像素})$ | 1 920 × 1 080 | $\alpha/(^\circ)$ | 50      |
| $w_i \times h_i/(\text{像素} \times \text{像素})$       | 640 × 480     | $h/m$             | 1.13    |

根据表2和表3中的参数配置VP图像采集系统,对图5b中某一区域进行图像采集,结果如图10所示。所得双目图像能够近似模拟受到较强杂草干扰的棉花田间场景并用于作物行识别方法研究。

### 3 试验结果与分析

为测试所建虚拟试验场景的有效性,运用1种经过实际棉田图像验证的作物行识别算法<sup>[12]</sup>处理图像。该算法的流程为:运用改进的超绿-超红方法灰度化图像。采用最小核值相似算子提取作物行角



(a) 左眼RGB图像

(b) 右眼RGB图像

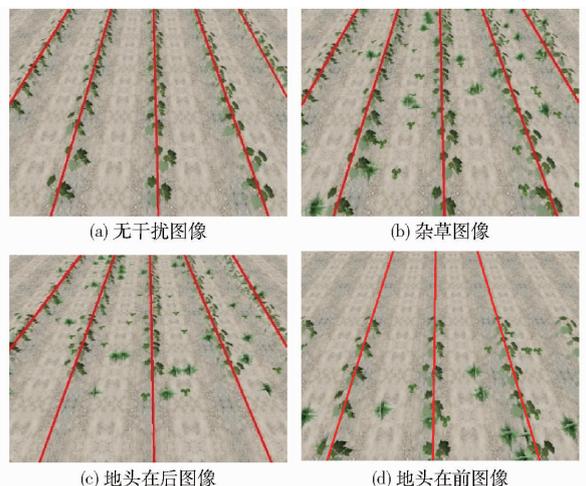
图10 VP图像采集结果

Fig. 10 Result of image acquisition in VP

点特征。运用基于Census变换的立体匹配算法计算角点的视差,并计算角点的3D坐标。根据高程、宽度阈值提取作物行特征点。根据作物行在宽度方向的分布规律,运用频数直方图法检测作物行数量并将作物行特征点按行分类。运用主成分分析法拟合作物行中心线。

根据表3中的棉田参数,试验中设置高程阈值下限为0.15 m,高程阈值上限为0.35 m;宽度阈值下限为-2.5 m,宽度阈值上限为2.5 m;频数直方的组距为0.32 m。试验图像由VP图像采集系统在虚拟试验场景中连续采集得到,包括无干扰、杂草、地头环境下的棉田场景。图像处理由计算机完成,其处理器型号为Inter(R) Core(TM) i5-4440 @ 3.10 GHz,内存为4 GB,操作系统为64位的Windows 8.1。图像采集和处理程序在Visual Studio 2008环境下运用C++语言编写,并且未运用硬件加速。

在上述3种环境下的虚拟棉田图像中分别随机选择1幅,图像处理结果如图11所示。运用作物行的最大偏差角 $\beta$ 表示作物行中心线的识别精度,即检测所得作物行中心线和手动测量位置的夹角<sup>[12]</sup>。其中,当检测所得作物行中心线的上半部分位于手动测量的作物行中心线左侧时, $\beta$ 为负值,反之为正



(a) 无干扰图像

(b) 杂草图像

(c) 地头在后图像

(d) 地头在前图像

图11 3种环境下作物行识别结果

Fig. 11 Detections of centerlines of crop rows in three situations

值;设定 $\beta$ 的绝对值不大于 $4^\circ$ 时,为正确的作物行中心线检测结果。由图 11a ~ 11d 可见,对于无干扰、杂草和地头环境下的虚拟棉田图像,作物行中心线识别正确且精度较高, $\beta$ 分别为 $2.69^\circ$ 、 $-2.04^\circ$ 、 $2.37^\circ$ 和 $-2.84^\circ$ 。

比较无干扰、杂草和地头环境下,虚拟棉田图像和实际棉田图像的作物行识别结果。分别统计 $\beta$ 和图像处理时间的平均值、标准差,结果如表 4 所示。其中,实际棉田图像对应的试验结果来源于文献[12]。

表 4 棉田视频处理结果  
Tab. 4 Result of processing of cotton videos

| 参数              | 无干扰              |                  | 杂草               |                  | 地头               |                  |
|-----------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
|                 | 虚拟               | 实际               | 虚拟               | 实际               | 虚拟               | 实际               |
| 图像帧数            | 371              | 647              | 334              | 716              | 496              | 579              |
| 识别正确率/%         | 95.15            | 92.58            | 94.31            | 92.60            | 81.25            | 76.00            |
| 偏差角均值/ $^\circ$ | $-0.53 \pm 2.24$ | $0.43 \pm 2.63$  | $-0.25 \pm 2.37$ | $-0.21 \pm 2.48$ | $-0.11 \pm 3.36$ | $0.13 \pm 5.83$  |
| 图像处理时间均值/ms     | $221.6 \pm 20.0$ | $256.0 \pm 18.1$ | $259.2 \pm 17.8$ | $293.4 \pm 25.3$ | $222.8 \pm 25.4$ | $292.3 \pm 40.4$ |

由表 4 所见,对于同一算法,虚拟棉田图像和实际棉田图像的作物行识别效果相似:作物行识别精度随试验场景复杂度的增加而降低,即无干扰场景中作物行识别正确率最大、偏差角最小;地头场景中作物行识别正确率最低、偏差角最大。图像处理时间随试验场景中绿色特征的增多而增加,即杂草场景中消耗的图像处理时间最多;地头场景中消耗的图像处理时间最少。实际棉田图像受镜头畸变、田间光照的影响较大,作物行特征点 3D 坐标计算的精度下降,作物行识别精度降低。

比较虚拟棉田图像和实际棉田图像的作物行识别过程中图像处理时间消耗,如表 5 所示。表中, $t_1$ 为灰度化用时; $t_2$ 为角点检测用时; $t_3$ 为立体匹配用时; $t_4$ 为作物行特征点特取用时; $t_5$ 为作物行分类用时; $t_6$ 为中心线检测用时; $t$ 为图像处理累计用时。由于实际棉田图像中的绿色纹理特征较多且复杂,对于作物行识别过程中的各个环节,处理实际棉田图像的时间消耗略高于虚拟棉田图像。上述试验结果表明,根据本文方法建立的虚拟棉田场景与实际棉田场景近似,能够用于作物行识别算法的测试。

表 5 棉田作物行识别用时

Tab. 5 Image processing time of crop row detection of cotton

| 作物行类型 | ms    |       |       |       |       |       | $t$   |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|       | $t_1$ | $t_2$ | $t_3$ | $t_4$ | $t_5$ | $t_6$ |       |
| 虚拟    | 7.8   | 28.1  | 166.5 | 18.6  | 11.4  | 0.1   | 232.5 |
| 实际    | 9.8   | 37.9  | 192.8 | 26.7  | 13.6  | 0.1   | 280.9 |

## 4 结论

(1)提出的虚拟试验场景建模方法能够根据作物和杂草的几何特征,建立对应的 3D 几何模型并形成虚拟作物行场景,建模方法便捷,模型结构简单。

(2)建立的 VP 图像采集系统能够近似模拟具有不同焦距、视角角和相机安装位姿的实际田间图像采集系统,输出单目和双目 RGB 图像,为作物行识别算法的测试提供丰富的图像数据资料。

(3)同一作物行识别算法在处理虚拟棉田作物行图像和实际棉田作物行图像的试验结果相近似,表明所建虚拟试验场景能够用于作物行识别算法测试,减小算法开发过程对实际作物生长周期的依赖性。

## 参 考 文 献

- 1 姬长英,周俊. 农业机械导航技术发展分析[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):44-54. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20140908&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140908&flag=1). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.008.
- 2 JI Changying, ZHOU Jun. Current situation of navigation technologies for agricultural machinery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 44-54. (in Chinese)
- 3 SØGAARD H T, OLSEN H J. Determination of crop rows by image analysis without segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 38(2): 141-158.
- 4 KATAOKA T, KANEKO T, OKAMOTO H, et al. Crop growth estimation system using machine vision[C]//Proceedings of the 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, Kobe, Japan, 2003:1079-1083.
- 4 OHTSU N. Threshold selection method from a gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, SMC-9(1): 62-66.
- 5 BURGOS-ARTIZZU X P, RIBEIRO A, GUIJARRO M, et al. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 75(2): 337-346.
- 6 FONTAINE V, CROWE T G. Development of line-detection algorithms for local positioning in densely seeded crops[J]. Canadian Biosystems Engineering, 2006, 48: 719-729.

- 7 安秋,李志臣,姬长英,等. 基于光照无关图的农业机器人视觉导航算法[J]. 农业工程学报,2009,25(11):208-212.  
AN Qiu, LI Zhichen, JI Changying, et al. Agricultural robot vision navigation algorithm based on illumination invariant image[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 208-212. (in Chinese)
- 8 ZHU Zhongxiang, HE Yan, ZHAI Zhiqiang, et al. Research on cotton row detection algorithm based on binocular vision[C] // Proceedings of 4th International Conference on Applied Mechanics, Materials and Manufacturing, Shenzhen, China, 2014:1222-1227.
- 9 LEEMANS V, DESTAIN M F. Line cluster detection using a variant of the Hough transform for culture row localisation[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(5): 541-550.
- 10 翟志强,杜岳峰,朱忠祥,等. 基于 Rank 变换的农田场景三维重建方法[J]. 农业工程学报,2015,31(20):157-164.  
ZHAI Zhiqiang, DU Yuefeng, ZHU Zhongxiang, et al. Three-dimensional reconstruction method of farmland scene based on Rank transformation[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(20): 157-164. (in Chinese)
- 11 ROVIRA-MÁS F, ZHANG Q, REID F. Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 133-143.
- 12 翟志强,朱忠祥,杜岳峰,等. 基于 Census 变换的双目视觉作物行识别方法[J]. 农业工程学报,2016,32(11):205-213.  
ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Method for detecting crop rows based on binocular vision with Census transformation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(11): 205-213. (in Chinese)
- 13 KISE M, ZHANG Q, ROVIRA-MÁS F. A stereovision-based crop row detection method for tractor-automated guidance[J]. Biosystems Engineering, 2005, 90(4): 357-367.
- 14 JIANG Guoquan, WANG Zhiheng, LIU Hongmin. Automatic detection of crop rows based on multi-ROIs[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(5): 2429-2441.
- 15 张志斌,罗锡文,周学成,等. 基于 Hough 变换和 Fisher 准则的垄线识别算法[J]. 中国图象图形学报,2007,12(12):2164-2168.  
ZHANG Zhibin, LUO Xiwen, ZHOU Xuecheng, et al. Crop rows detection based on Hough transformation and Fisher discriminant criterion function[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(12): 2164-2168. (in Chinese)
- 16 ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision[J]. Biosystems Engineering, 2016, 150: 89-103.
- 17 王凯湛,马瑞峻. 虚拟现实技术及其在农业机械设计上的应用[J]. 系统仿真学报,2006,18(增刊2):500-503.  
WANG Kaizhan, MA Ruijun. Virtual reality technology and its application in agricultural machinery design[J]. Journal of System Simulation, 2006,18(Supp.2): 500-503. (in Chinese)
- 18 LUECKE G. GreenSpace: virtual reality interface for combine operator training[J]. Presence: Teleoperators and Virtual Environments, 2012, 21(3): 245-253.
- 19 MELEMEZ K, GIRONIMO G D, Esposito G, et al. Concept design in virtual reality of a forestry trailer using a QFD-TRIZ based approach[J]. Turkish Journal of Agriculture and Forestry, 2013, 37(6): 789-801.
- 20 王菲. 基于虚拟现实的自走式农业机械试验方法研究[D]. 北京:中国农业大学,2014.  
WANG Fei. Research of self-propelled agricultural machinery virtual experiment method based on virtual reality[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- 21 苑严伟,张小超,吴才聪,等. 农业机械虚拟试验交互控制系统[J]. 农业机械学报,2011,42(8):149-153.  
YUAN Yanwei, ZHANG Xiaochao, WU Caicong, et al. Interaction control system of agricultural machinery virtual test[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 149-153. (in Chinese)
- 22 王朝娜. 基于 Multigen Creator/Vega 的大型平移式喷灌机虚拟试验研究[D]. 泰安:山东农业大学,2010.
- 23 INOUE S, OJIKI T, HARAYAMA M, et al. Cooperated operation of plural hand-robots for automatic harvest system[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 1996, 41(3): 357-365.
- 24 邹湘军,罗锡文,卢俊,等. 虚拟环境下农业移动机器人行为及其仿真建模[J]. 系统仿真学报,2006,18(增刊2):551-553.  
ZOU Xiangjun, LUO Xiwen, LU Jun, et al. Modeling for behavior and simulation of agriculture mobile robot in virtual environment[J]. Journal of System Simulation, 2006,18(Supp.2): 551-553. (in Chinese)
- 25 罗陆锋,邹湘军,程堂灿,等. 采摘机器人视觉定位及行为控制的硬件在环虚拟试验系统设计[J]. 农业工程学报,2017,33(4):39-46.  
LUO Lufeng, ZOU Xiangjun, CHENG Tangcan, et al. Design of virtual test system based on hardware-in-loop for picking robot vision localization and behavior control[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(4): 39-46. (in Chinese)
- 26 王迎迎,尹文庆,钱燕,等. 基于虚拟现实的拖拉机遥操作系统设计[J]. 江苏农业科学,2013,41(3):378-381.