

基于机器学习的小麦收获机掉头轨迹识别

杨丽丽^{1,2} 王新鑫¹ 李元博¹ 常孟帅¹ 翟卫欣^{1,2} 吴才聪^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;
2. 农业农村部农机作业监测与大数据应用重点实验室, 北京 100083)

摘要: 识别小麦收获机运行轨迹是分析农业机械活动、提高作业效率的重要手段。本文针对小麦收获机田内作业场景,提出一种基于机器学习的收获机掉头轨迹识别算法。首先通过两步 K-means 聚类与三步修正识别出 X 形掉头轨迹点、作业异常轨迹点与作业轨迹点;为进一步从作业轨迹中分类出 U 形掉头轨迹点,构建了基于支持向量机模型(Support vector machine,SVM)的 U 形掉头轨迹识别算法,并对初步识别结果进行三步修正;最终识别出小麦收获机的田内 X 形掉头、作业异常、U 形掉头与作业轨迹点,识别结果的 F1 值为 94%,时间间隔为 1~5 s 的数据的 F1 值在 90% 以上,实现田内轨迹的细致划分。基于去除掉头轨迹与异常轨迹后获得的有效作业轨迹,可通过距离算法计算获得农田面积,结果相比使用原始轨迹的计算误差可降低 12.76%。该研究可为基于海量农机轨迹的作业精细化管理提供参考。

关键词: 小麦收获机; 轨迹识别; 机器学习; 掉头; SVM

中图分类号: S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)09-0027-08 OSID: 

Identifying Turning Trajectories of Wheat Harvester Based on Machine Learning

YANG Lili^{1,2} WANG Xinxin¹ LI Yuanbo¹ CHANG Mengshuai¹ ZHAI Weixin^{1,2} WU Caicong^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Agricultural Machinery Monitoring and Big Data Application, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

Abstract: Identifying the trajectories of wheat harvester in the field is an important means to analyze the activities of agricultural machinery and improve the working efficiency. A machine learning based algorithm for recognizing the turning trajectories of wheat harvester was proposed. Identifying X-turn, abnormal working, and working trajectory through two-step K-means iterative clustering and three-step correction method; the first step (M1) was performed based on the three distance features between the trajectory segments and the cluster center of the trajectory segments. The second step (M2) was based on the direction change of the “turning” and “abnormal working” trajectories. The third correction step (M3) was based on the operating characteristics to specify the start and stop positions of the turning. In order to further classify U-turn trajectories from working trajectories, identifying X-turn, abnormal working, U-turn and working trajectories through SVM model and three-step correction method, firstly, the correction of U-turn boundary based on trajectory curvature (S1) was carried out. Secondly, based on the time difference between X-turn and U-turn, the misidentification as a U-turn was corrected (S2). Thirdly, the correction was based on the change of the angle before and after the U-turn (S3). The F1-score of the four trajectories recognition results was 94%. The accuracy, recall, and F1 scores of data recognition results at different time intervals of 1~5 s were all above 85%, indicating that the algorithm performed well on trajectory data at 1~5 s intervals. When the time interval was extended to 10 s and 15 s, the U-turn trajectory would not be recognized, indicating that the algorithm cannot be applied to overly sparse trajectory data. The effective working trajectories were obtained after removing the X-turn

收稿日期: 2023-03-20 修回日期: 2023-05-22
基金项目: 国家精准农业应用项目(JZNY001)
作者简介: 杨丽丽(1974—),女,副教授,博士,主要从事计算机网络与智能信息处理研究,E-mail: llyang@cau.edu.cn
通信作者: 吴才聪(1975—),男,教授,博士,主要从事农机作业大数据挖掘和农机导航与位置服务信息研究,E-mail: wucc@cau.edu.cn

trajectories, U-turn trajectories and abnormal working trajectories of the positioning track data in a field. The error of calculating the farmland area by the distance algorithm can be reduced by 12.76% compared with the calculation error of using the original data. The research result can provide a reference for fine management of farmland operations.

Key words: wheat harvester; trajectory identify; machine learning; U-turn; SVM

0 引言

GNSS 全球导航卫星系统是获取车辆轨迹数据、实现农业机械智能化管理的重要定位设备^[1-3]。在农业机械上搭载定位设备可获得农机实时定位轨迹点,精确获取并识别农机运动轨迹,对农业机械自动化管理具有重要意义。农机轨迹数据反映农机的行为特征和田路分布等深层次信息,是农机作业调度管理^[4]、农机作业行为分析^[5]、农机手驾驶评价^[6]、农田与机耕道轨迹识别^[7]等研究的重要数据来源。

掉头识别是提升农机工作效率、合理规划路径的重要手段之一。设计合适的农机行驶路线和掉头方式与农机的工作效率息息相关,农机作业路径规划的主要目标是高效地实现农田全覆盖作业^[8],掉头识别是路径优化的关键点之一^[3]。相关研究表明,掉头时间可占农机在田内作业总时间的 40% 左右^[9],且 U 形掉头效率较高^[10],通过农机定位轨迹信息识别出农机掉头方式,进而计算出不同掉头方式下的农机作业效率,便于机手合理规划路径,提升农机作业效率。另外,掉头方式与田块形状关系密切^[8,11],某地区的农田中不同掉头占比可作为判断该区域农田形状是否合理的依据之一,为农田区域的合理规划提供参考。农田面积的计算也是基于农机运动轨迹的相关研究之一,距离算法是计算农田面积的常用算法^[12-13],对农机掉头轨迹识别后可以去除农机掉头行为导致的交错轨迹,防止面积计算过程中出现同一块区域面积的重复累加,从而提升距离算法计算农田面积的精度^[14-16]。

小麦是全球粮食主产物之一^[17-18],在我国是仅次于水稻、玉米的主要粮食作物,研究小麦收获轨迹对精准农业的发展至关重要。小麦收获轨迹包含典型的 X 形掉头与 U 形掉头轨迹。本文对小麦收获机田内的 X 形掉头、作业异常、U 形掉头与作业轨迹进行识别。对收获机田内轨迹进行细致的划分,以期对农机作业效率计算、农田面积计算和农机路径规划等研究提供参考。

1 数据与方法

1.1 数据预处理

数据来自北斗农机作业大数据系统^[12],获取的

数据为 2022 年 6 月小麦收获季在河北、河南、山东等小麦主产区通过装载全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS) 的收获机,采集的产品为幅宽为 2.75 m、车身长度为 6.8 m 的 4LZ-8E2 型和 4LZ-7E5 型自走式谷物联合收获机小麦收获轨迹,并通过人工标注获取田内农机轨迹。每条 GNSS 记录包含 4 个参数:时间(记为 t , 格式为 YYYY-MM-DD hh:mm:ss)、经度(World geodetic system, WGS84 世界大地坐标系)、纬度(WGS84)和速度(记为 v , 单位:m/s)。选取时间间隔 5 s 占比均在 85% 以上的 5 块已人工标注的农田,田内轨迹共 1 969 条,作为数据集 A,用于训练后续试验中的 SVM 模型。选取时间间隔 1~5 s 占比均在 85% 以上的数据,每种时间间隔选取 10 块农田内的农机轨迹数据共 50 块,106 058 条数据作为数据集 B,用来测试算法效果。数据集见表 1。

表 1 数据集
Tab. 1 Dataset situation

数据集	时间间隔/s					总计
	1	2	3	4	5	
A					1 969	1 969
B	44 307	22 155	19 651	11 080	8 865	106 058

数据预处理包含数据格式转换、去除停歇点和去除重复点。格式转换:将原始 WGS84 坐标系下的经纬度转换为平面坐标系下的 x 、 y , 转换后轨迹点 p_i 属性为 (t_i, x_i, y_i, v_i) , 时间 t_i 格式为 YYYYMMDDhhmmss。去除停歇点:将速度小于 0.5 m/s 的连续轨迹点视为一组停歇点^[5], 一组停歇点只保留一个轨迹点,其 t 为这组停歇点中第 1 个轨迹点的 t , x 、 y 为这组停歇点 x 、 y 的均值, v 设为 0。去除重复点:当存在连续轨迹点的 x 、 y 相同时,保留第 1 个轨迹点,将其他轨迹点删除。

1.2 数据定义

小麦收获机作业中的典型路线如图 1 所示,收获作业从农田外沿开始,绕圈向内进行收获,其形状如“回”字,定义为回形轨迹。

图 1a 为收获机开始收获路线。收获机开入农田后沿麦田外围走直线收获至拐角处,为完成转向同时收获边角小麦需进行多次前进与倒车行为^[19],当农田四周割出 5 m 左右的割道后进入内圈收

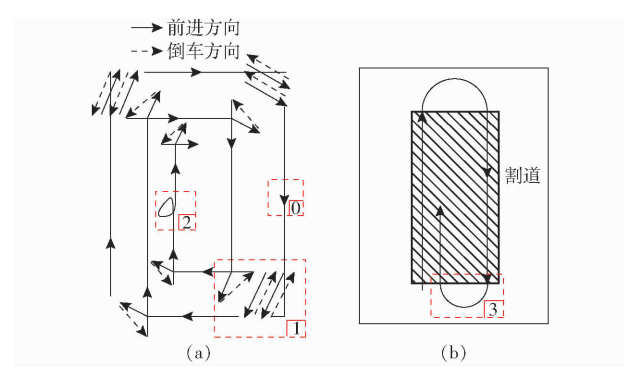


图1 回形收割路径示意图

Fig. 1 Schematics of harvesting path

获^[20],内圈收获路线如图1b所示,空白部分为已收获完的割道,阴影部分为尚未收获的作物区域,此时收获机将以U形掉头方式进行转向,以提高掉头效率^[10]。

为区分不同轨迹类型,轨迹点中增加 label 属性。如图1所示,回形小麦收获轨迹中常采用X形与U形掉头方式^[19]。X形掉头是指农机在田内作业过程中为转变行进方向而做出的“前进-倒车-前进”的多次进退行为,该类轨迹点对应 label 属性记为1,如图1a的虚线框1处;作业异常轨迹是指农机行驶时脱离原轨迹方向,发生绕行或其他行为,之后又回到原轨迹方向,该类轨迹点对应 label 属性记为2,如图1a的虚线框2处;U形掉头是指无需倒车直接转向的行为,该类轨迹点对应 label 属性记为3,如图1b的虚线框3处;除掉头轨迹与作业异常轨迹外,其他轨迹为作业轨迹,该类轨迹点对应 label 属性记为0,如图1a虚线框0处。本文针对上述4种轨迹对其进行识别。

为描述农机行驶方向变化,记时间序列上相邻的3个轨迹点为 P_{i-1} 、 P_i 与 P_{i+1} ,记 P_{i-1} 到 P_i 的向量为 $I_{P_{i-1}P_i}$ 。定义轨迹点 P_i 的角度属性 α_i 的计算式为

$$\alpha_i = \arccos(I_{P_{i-1}P_i} I_{P_iP_{i+1}} / |I_{P_{i-1}P_i}| |I_{P_iP_{i+1}}|) \quad (1)$$

通过聚类得到的 α 较大点称之为拐点,按时间

序列计算每个轨迹点到其最近的拐点的欧氏距离,记为轨迹点 P_i 的 D_T_i 属性。

将每个轨迹点与其时间序列上的前一个轨迹点的欧氏距离记为轨迹点 P_i 的 D_P_i 属性。

以 P_{i-1} 、 P_i 与 P_{i+1} 为一组,计算每组的时间差值 Δt_i 、加速度 a_i 、速度平均值 $\bar{v}_i$ 、角度平均值 $\bar{\alpha}_i$ 、角度标准差 σ_{α_i} 、角度最大值 $\alpha_{\max_i}$ 、角度极差 R_{α_i} 、平均角度差 $\Delta\alpha_i$,计算式为

$$\Delta t_i = t_{i+1} - t_{i-1} \quad (2)$$

$$a_i = \frac{v_{i+1} - v_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}} \quad (3)$$

$$\bar{v}_i = \frac{v_{i-1} + v_i + v_{i+1}}{3} \quad (4)$$

$$\bar{\alpha}_i = \frac{\alpha_{i-1} + \alpha_i + \alpha_{i+1}}{3} \quad (5)$$

$$\sigma_{\alpha_i} = \sqrt{\frac{(\alpha_{i-1} - \bar{\alpha}_i)^2 + (\alpha_i - \bar{\alpha}_i)^2 + (\alpha_{i+1} - \bar{\alpha}_i)^2}{3}} \quad (6)$$

$$\alpha_{\max_i} = \max(\alpha_{i-1}, \alpha_i, \alpha_{i+1}) \quad (7)$$

$$R_{\alpha_i} = \max(\alpha_{i-1}, \alpha_i, \alpha_{i+1}) - \min(\alpha_{i-1}, \alpha_i, \alpha_{i+1}) \quad (8)$$

$$\Delta\alpha_i = \frac{|\alpha_i - \alpha_{i-1}| + |\alpha_{i+1} - \alpha_i|}{2} \quad (9)$$

1.3 技术路线

本文技术路线如图2所示,先对农机GNSS数据进行预处理,再分别用X形掉头识别算法与U形掉头识别算法识别出4种轨迹。最后用数据集B中的50块农田轨迹数据进行算法验证,并用距离算法比较原始轨迹数据与去除掉头和异常轨迹后数据的面积计算其精度。

2 掉头轨迹识别

2.1 X形掉头轨迹识别

X形掉头轨迹识别算法包含2个模块:聚类模

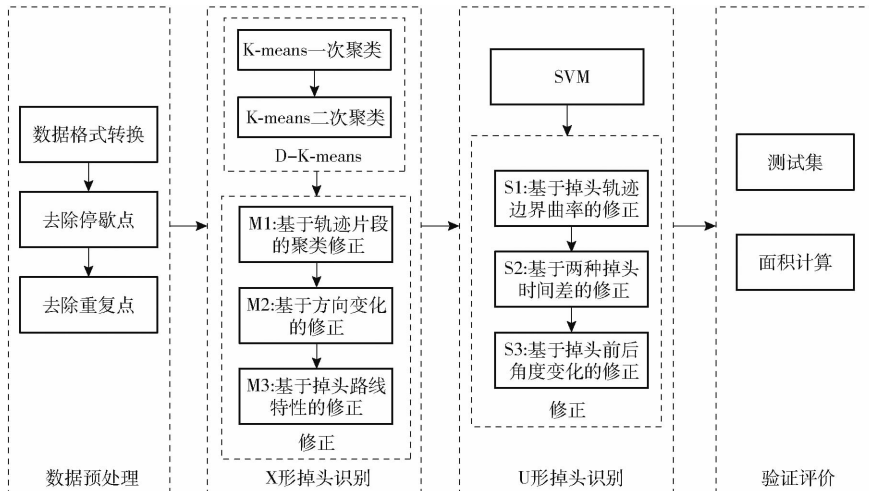


图2 技术路线

Fig. 2 Technology roadmap

块与修正模块。

聚类模块执行 2 次 K-means 聚类,第 1 次聚类的输入特征为每个轨迹点的角度属性 α ,设定类别数 k 为 2,初步将轨迹分为拐点与其他轨迹点。基于第 1 步聚类结果,输入每个轨迹点到最近拐点的距离特征 D_T 进行第 2 步聚类,聚类后初步得到作业轨迹与 X 形掉头轨迹。

基于轨迹片段的聚类修正 M1:定义属于同一轨迹类别且在时间序列上相邻的轨迹点为一个轨迹片段,计算每个片段中轨迹点 α 属性的标准差、平均值与最大值作为轨迹片的特征,对相同轨迹类别的轨迹片的特征取平均值作为该类别的簇类中心。以轨迹片段为基本单位,计算每个轨迹片段到 2 个簇类中心的欧氏距离、契比雪夫距离与曼哈顿距离,以投票决策的方式判定该轨迹片段属于哪一类,并将轨迹片段内所有轨迹点的 label 属性赋予该类别标签。通过此过程,被误识别的轨迹片段得到修正。

基于方向变化的修正 M2:如图 1 所示,X 形掉头前后农机的行进方向不同,而作业异常轨迹往往是作业中途因避障而出现的绕行行为,故异常轨迹出现前后行进方向相同,根据 GNSS 的定位误差和小麦收获机行驶速度,定掉头前后行驶方向变化小于 10° 为方向未发生变化^[21-22]。根据上述特点,对误识别为 X 形掉头轨迹的作业异常轨迹进行修正。

基于掉头路线特性的修正 M3:X 形掉头轨迹与作业轨迹相邻,为有效识别 X 形掉头轨迹,需对 X 形掉头轨迹起止位置进行界定:收获机在进行 X 形掉头时,为转变行进方向同时不遗漏作业,机身越过已收地至少半个机身位后转向^[20],本文收获机车身体长度为 6.8 m,因此将每个 X 形掉头轨迹片段的起始拐点和终止拐点前后各 3.4 m 的轨迹点归为 X 形掉头轨迹点,依此完成对 X 形掉头轨迹边界的界定。

2.2 U 形掉头轨迹识别

2.2.1 SVM 初步识别

如图 1b 所示,在小麦收获到田地中央常采用 U 形掉头方式,U 形掉头轨迹往往与作业轨迹相接,为区分二者,从数据集 A 中选取人工标注 label 值为 0 与 3 的轨迹点,相同 label 且时间相邻的 3 个点为一组构成 493 条数据。计算每组数据的 Δt 、 a 、 $\bar{v}$ 、 $\bar{\alpha}$ 、 σ_α 、 $\alpha_{\max}$ 、 R_α 、 $\Delta\alpha$ 特征,通过卡方检验进行单因素分析,结果如表 2 所示。由表 2 可知,与作业轨迹和 U 形掉头显著强相关的 5 个特征为 $\bar{\alpha}$ 、 σ_α 、 $\alpha_{\max}$ 、 R_α 、 $\Delta\alpha$ 。

表 2 卡方检验结果

Tab.2 Chi-square test results

特征	χ^2
Δt	4.002
a	5.084
$\bar{v}$	2.395
$\bar{\alpha}$	6.361×10^3
σ_α	3.277×10^3
$\alpha_{\max}$	1.021×10^4
R_α	7.709×10^3
$\Delta\alpha$	4.781×10^3

构建基于 SVM 的 U 形掉头轨迹识别模型,以 493 条数据的 5 个与 U 形掉头强相关的特征属性和 label 属性作为模型输入,将其中 80% 的数据作为训练集。使用通过人工调优和网格搜索法,确定核函数为高斯核函数,确定惩罚参数 C 为 0.21,该模型在测试集上的分类准确率为 97%,召回率为 97%,F1 值为 97%,可实现作业轨迹和 U 形掉头轨迹的初步识别,识别结果如图 3 所示。

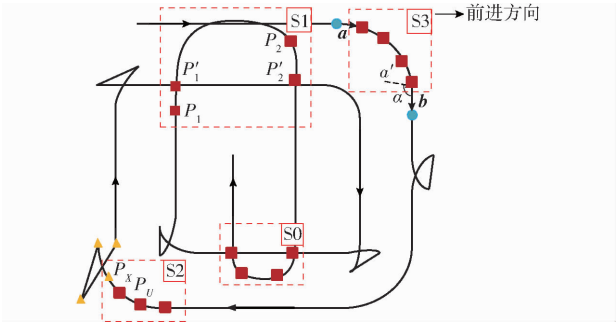


图 3 SVM 初步识别结果示意图

Fig.3 Schematic of preliminary recognition results of SVM

图 3 中红色方形为 U 形掉头轨迹点,黄色三角形为 X 形掉头轨迹点,蓝色圆形为作业轨迹点。虚框 S0 处为正确识别的 U 形掉头轨迹,虚框 S1、S2 与 S3 为 3 种误识别情况。

2.2.2 基于掉头轨迹曲率的边界修正 S1

在 SVM 初步识别的 U 形掉头轨迹中,存在 U 形掉头轨迹边界过长或过短问题,如图 3 的虚框 S1。

虚框 S1 中的 P_1 、 P_2 为 U 形掉头初步识别结果的两个轨迹边界点。U 形掉头轨迹是一个从直线变曲再变直的过程,为每个轨迹点构造曲率特征可以更精确地描述这种变化。

(1)特征构建:定义连续 3 个轨迹点 P_{i-1} 、 P_i 与 P_{i+1} 的外接圆曲率为轨迹点 P_i 的曲率。 P_i 点坐标为 (x_i, y_i) ,根据 3 个轨迹点坐标值计算外接圆面积 S ,计算式为

$$S_i = \left| \frac{x_{i-1}y_i + x_iy_{i+1} + x_{i+1}y_{i-1} - y_{i-1}x_i - y_ix_{i+1} - y_{i+1}x_{i-1}}{2} \right|$$

(10)

3个轨迹点构成的三角形边长为 a 、 b 、 c ,与三角形面积 S 计算外接圆半径 R

$$R_i = \frac{abc}{4S_i} \quad (11)$$

P_i 曲率计算式为

$$c_{urv_i} = \frac{1}{R_i} \quad (12)$$

(2)设定U形掉头边界点的曲率阈值 K :取数据集A中标注的U形掉头轨迹的开始点与结束点的曲率,取最小值作为阈值 K 。由数据集A计算得 K 值为 0.0190 m^{-1} 。

(3)修正:识别出U形掉头轨迹边界点的曲率值大于(或小于) K 时,延长(或缩短)U形掉头轨迹至其边界点曲率值刚好小于 K 。修正后图3虚框S1中边界点由 P_1 、 P_2 变为 P'_1 、 P'_2 。

2.2.3 基于掉头时间差修正S2

因农机在X形掉头前后行驶方向的转变,与X形掉头相邻的作业轨迹段的 $\bar{\alpha}$ 、 σ_α 、 $\alpha_{\max}$ 、 R_α 、 $\Delta\alpha$ 特征与U形掉头类似,因此在SVM初步识别中会被误识别为U形掉头轨迹,如图3中虚框S2。通过U形掉头轨迹到最近一次的X形掉头轨迹的时间长短来判断该U形掉头轨迹是否为误识别并修正,步骤为:

(1)计算最小时间差:对每段U形掉头轨迹片段寻找与其在时间序列上最近的一段X形掉头轨迹片段,计算两段轨迹片段边界点 P_U 与 P_X 的最小时间差 Δt_{UX} ,计算式为

$$\Delta t_{UX} = \min(|t_U - t_X|) \quad (13)$$

式中 t_U ——U形掉头轨迹边界点 P_U 的时间属性

t_X ——X形掉头轨迹边界点 P_X 的时间属性

(2)设定时间阈值 T :取数据集A中标注的U形掉头轨迹 Δt_{UX} 的最小值,作为时间阈值 T 。由数据集A计算得 T 为 30 s 。

(3)修正:当 Δt_{UX} 大于等于阈值 T 时,保留此段U形轨迹,否则将此段轨迹点类别值label由3恢复至X形掉头识别后的类别值。修正后图3的虚框S2中U形掉头轨迹点修正为作业轨迹点。

2.2.4 基于掉头前后角度变化修正S3

农机在麦田边角的收获中也会出现作业轨迹被误识别为U形掉头轨迹的情况,如图3中虚框S3处。因此,通过掉头轨迹前后角度的变化来判断是否为误识别并修正,步骤为:

(1)计算U形掉头前后向量:U形掉头轨迹的开始点与前一个轨迹点构成向量 $\mathbf{a}$,U形掉头轨迹的结束点与后一个轨迹点构成的向量 $\mathbf{b}$,计算两个向量的夹角(计算方式同式(1)),如图3所示。

(2)设定角度阈值 D :理想状态下U形掉头轨迹前后方向发生 180° 转变^[23],即 α 为 180° 。但因实际农田形状不规则,人工操控农业机械以及GNSS定位精度等因素,U形掉头轨迹前后方向变化角度不定。取数据集A中的U形掉头轨迹前后向量夹角 α 的最小值作为角度阈值 D 。由数据集A计算得 D 为 92.2133° 。

(3)修正:对通过S1与S2修正后的SVM结果中,计算所有U形掉头轨迹前后的向量夹角 α 。当 α 小于阈值 D 时,此U形掉头轨迹为误识别,将其label值由3恢复至X形掉头识别算法的结果,当 α 不小于阈值 D 时,保留此段U形掉头轨迹。如图3的虚框S3中U形掉头轨迹点修正为作业轨迹点。

3 结果与分析

3.1 轨迹识别结果

选取一块 1.72 hm^2 的农田,对其进行掉头识别与修正,结果如图4所示。图4a中5个虚线框部分为误识别轨迹,对应修正过程见图4b~4f。

图4中红色方形为U形掉头轨迹点,蓝色圆形为作业轨迹点,黄色三角形为X形掉头轨迹点,橘黄色菱形为作业异常轨迹点。

图4c~4e为X形掉头识别与修正:通过D-K-means聚类方法后得到作业轨迹与掉头轨迹,图4c中c1存在作业轨迹误识别为掉头轨迹的情况,经过基于轨迹片段的聚类修正方法M1修正后见图4c的c2;图4d中d1存在作业异常轨迹被识别为掉头轨迹的情况,经过基于方向变化的修正方法M2后见图4d的d2;图4e中e1存在边界不统一的情况,经过基于收获机作业特性的修正M3后见图4e的e2。

图4b、4f为U形掉头识别与修正:通过SVM识别后初步得到U形掉头轨迹,图4b中b1存在边界长度不统一的情况,经基于掉头轨迹曲率的边界修正为图4b的b2;图4b中b2存在X形掉头轨迹相邻的轨迹点被误识别为U形掉头轨迹(黑色虚线圆框处),经基于掉头时间差的修正方法S2修正为图4b的b3;图4f中f1存在作业轨迹被误识别为U形掉头轨迹,经基于掉头前后角度变化S3修正为图4f的f2。

3.2 轨迹识别算法评价

为客观评价收获机田内轨迹识别算法的效果,选取准确率 P 、召回率 R 和F1值3种评价指标进行评价。表3为数据集B的轨迹识别算法结果。

X形掉头初步识别与三步修正后F1值由55%提高到95%,表明基于聚类的X形掉头识别算法

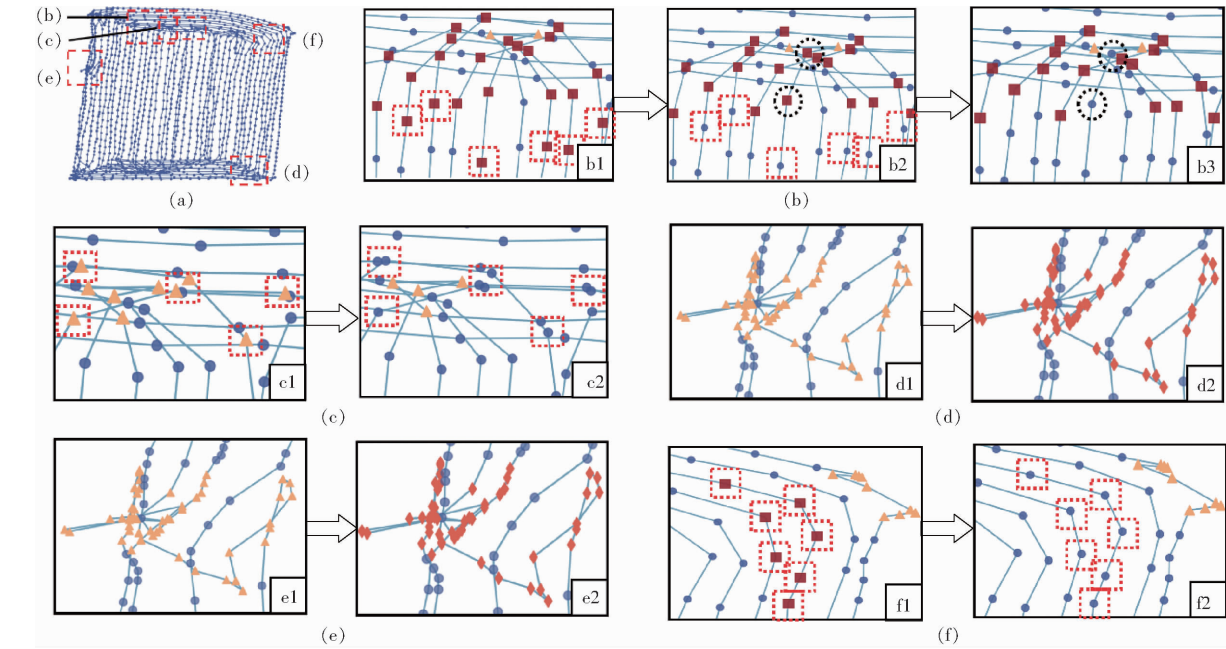


图 4 掉头轨迹识别算法分步结果

Fig.4 Step by step result diagrams of turn trajectory recognition algorithm

表 3 轨迹识别算法结果			
Tab.3 Trajectory recognition algorithm results	%		
算法	P	R	F1 值
D - K-means	53	62	55
D - K-means + M1	53	63	56
D - K-means + M1 + M2	85	94	88
D - K-means + M1 + M2 + M3	93	96	95
SVM	78	86	81
SVM + S1	80	94	84
SVM + S1 + S2	90	95	92
SVM + S1 + S2 + S3	92	95	94

掉头轨迹、异常轨迹与作业轨迹进行识别。在 U 形掉头轨迹识别中对数据集 B 的 50 幅田内轨迹进行识别,4 种轨迹 SVM 识别结果为 81%,对 SVM 初步识别结果进行 3 步修正,修正前后 F1 值由 81% 提高到 94%,表明 X 形掉头轨迹识别算法与 U 形掉头轨迹识别算法结合可以对收获机田内作业的 4 种轨迹进行识别。

实际应用中 GNSS 设备采集频率不同,选取时间间隔 1 ~ 5 s 的 50 幅轨迹,每种时间间隔 10 幅,及时间间隔为 10、15 s 的两幅农田内轨迹数据,表 4 为轨迹识别结果。

3 种修正方法可以有效地对收获机田内作业的 X 形

表 4 不同频率轨迹数据识别结果												
Tab.4 Identification results of track data at different frequencies												%
时间 间隔/s	作业轨迹			X 形掉头轨迹			作业异常轨迹			U 形掉头轨迹		
	P	R	F1 值	P	R	F1 值	P	R	F1 值	P	R	F1 值
1	99	96	98	85	97	91	95	99	97	89	94	91
2	99	98	98	95	96	95	90	97	93	88	98	92
3	98	98	98	94	94	94	85	98	91	93	95	93
4	99	99	99	95	96	95	91	98	94	97	95	95
5	99	99	99	93	97	95	90	93	91	94	89	91
10	99	96	97	66	99	79	93	93	93	0	0	0
15	99	92	95	48	95	64	86	86	86	0	0	0

由表 4 可见,1 ~ 5 s 内轨迹识别结果的 3 种评价指标均在 85% 以上,表示算法在 1 ~ 5 s 时间间隔的轨迹数据中均有良好表现。时间间隔 10、15 s 数据的 X 形掉头识别结果明显较差,主要原因在于当数据变得稀疏时,轨迹点的连线将从平滑变得尖锐,当原作业轨迹点与 U 形掉头轨迹点的 α 属性变大

时,会被误识别为 X 形掉头轨迹点。被误识别为 X 形掉头的 U 形掉头轨迹点会在 SVM 初步识别时被去除,导致输入 SVM 模型的数据中无 U 形掉头轨迹片段,因此 U 形掉头轨迹识别结果为 0。综上,当轨迹点时间间隔为 1 ~ 5 s 时本算法效果较好。

为进一步验证算法的有效性,从数据集 B 中选取一块标注面积为 1.72 hm^2 的农田,其轨迹时间间隔为 4 s ,分别通过距离算法计算轨迹识别前后的农田面积并进行对比。

图 5a 为原始轨迹,包含 1 479 个轨迹点,距离算法计算面积为 2.33 hm^2 ,算法运行时间为 369.67 ms ;图 5b 为 X 形掉头识别结果,包含 X 形掉头轨迹点 157 个,作业异常轨迹点 16 个,如图中黄色三角形和橘黄色菱形轨迹点,去除 X 形掉头与异常轨迹点后计算面积为 2.17 hm^2 ,算法运行时间为

369.08 ms ,误差相比原始轨迹点面积计算误差降低 9.51% ;图 5c 为运行 U 形掉头识别结果,识别出 U 形掉头轨迹点 47 个,如图中红色方形轨迹点。将两种掉头轨迹及作业异常轨迹点均去除后得到图 5d,剩余轨迹点个数 1 258 个,计算面积为 2.11 hm^2 ,算法运行时间为 364.10 ms ,面积计算误差相比标注面积仍有 22.43% ,但相比原始轨迹的计算面积误差降低 12.76% ,比只去除 X 形掉头轨迹和异常轨迹误差降低 3.26% 。

4 结论

(1)通过 X 形掉头识别算法识别出 X 形掉头、作业异常和作业轨迹点,再通过 U 形掉头识别算法将作业轨迹点进一步识别出 U 形掉头轨迹点。本研究所用的 50 块农田轨迹数据的综合识别结果 F1 值为 94% ,时间间隔 $1\sim5\text{ s}$ 数据的 4 种轨迹识别结果 F1 值均在 90% 以上。随着时间间隔增加,间隔为 10 s 与 15 s 的数据识别效果变差,实际应用时可参考 $1\sim5\text{ s}$ 的时间间隔。

(2)对一块 1.72 hm^2 的农田作业轨迹进行识别,去除掉头轨迹与异常轨迹后通过距离算法计算农田面积,相比使用原始轨迹,其面积计算误差降低 12.76% 。

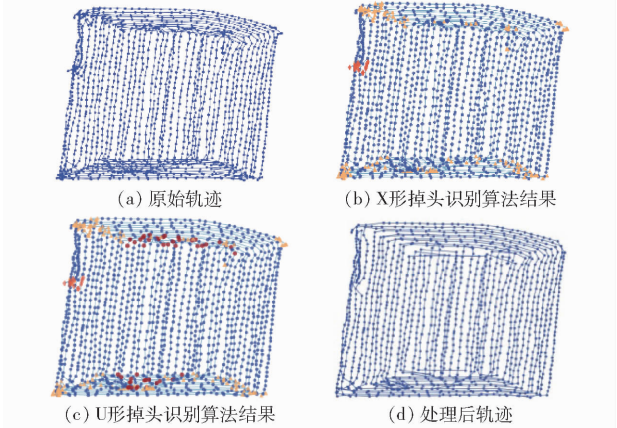


图 5 收获机田内轨迹处理过程

Fig. 5 Process of harvester in-field trajectory

参 考 文 献

[1] WU Caicong, CHEN Zhibo, WANG Dongxu, et al. A cloud-based in-field fleet coordination system for multiple operations[J]. Energies, 2020,13(4):775.

[2] WANG Jie, ZHU Yuting, CHEN Zhibo, et al. Auto-steering based precise coordination method for in-field multi-operation of farm machinery[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018,11(5):174-181.

[3] 翟卫欣,王东旭,陈智博,等. 无人驾驶农机自主作业路径规划方法[J]. 农业工程学报,2021,37(16):1-7.

ZHAI Weixin, WANG Dongxu, CHEN Zhibo, et al. Autonomous operation path planning method for unmanned agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(16):1-7. (in Chinese)

[4] 黄凰,陈燕燕,陈鹏宇,等. 基于时间窗的农机调度技术研究进展[J]. 中国农业科技导报,2022,24(4):93-106.

HUANG Huang, CHEN Yanyan, CHEN Pengyu, et al. Research progress of agricultural machinery scheduling technology based on time window[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2022,24(4):93-106. (in Chinese)

[5] JENSEN M A F, BOCHTIS D. Automatic recognition of operation modes of combines and transport units based on GNSS trajectories[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013,46(18):213-218.

[6] 张萍. 基于深度学习的农机驾驶员疲劳检测研究[D]. 淄博: 山东理工大学,2022.

ZHANG Ping. Research on fatigue detection of agricultural machinery drivers based on deep learning[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2022. (in Chinese)

[7] 李亚硕,赵博,王长伟,等. 基于 DBSCAN 和 BP_Adaboost 的农机作业地块划分方法[J]. 农业机械学报,2023,54(1):37-44.

LI Yashuo, ZHAO Bo, WANG Changwei, et al. Land division method for agricultural machinery operation based on DBSCAN and BP_Adaboost[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(1):37-44. (in Chinese)

[8] 尹彦鑫,孟志军,赵春江,等. 大田无人农场关键技术研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文),2022,4(4):1-25.

YIN Yanxin, MENG Zhijun, ZHAO Chunjiang, et al. State-of-the-art and prospect of research on key technical for unmanned farms of field corp[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(4): 1-25. (in Chinese)

[9] WU Caicong, CHEN Zhibo, WANG Dongxu, et al. Behavior modelling and sensing for machinery operations using smartphone's sensor data: a case study of forage maize sowing[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12(6):66-74.

[10] 姚竟发,滕桂法,霍利民,等. 联合收割机多机协同作业路径优化[J]. 农业工程学报,2019,35(17):12-18.

- YAO Jingfa, TENG Guifa, HUO Limin, et al. Optimization of cooperative operation path for multiple combine harvesters without conflict[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(17):12–18. (in Chinese)
- [11] GRIFFEL L, VAZHNI K, HARTLEY S, et al. Agricultural field shape descriptors as predictors of field efficiency for perennial grass harvesting: an empirical proof[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,168:105088.
- [12] 吴才聪,陈瑛,杨卫中,等. 基于北斗的农机作业大数据系统构建[J]. 农业工程学报,2022,38(5):1–8.
WU Caicong, CHEN Ying, YANG Weizhong, et al. Construction of big data system of agricultural machinery based on Beidou[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 1–8. (in Chinese)
- [13] 李亚硕,贾晓峰,伏伟浩,等. 基于三次样条插值的农机作业面积计算[J]. 农业工程,2022,12(3):43–46.
LI Yashuo, JIA Xiaofeng, FU Weihao, et al. Working area calculation of agricultural machinery based on cubic spline interpolation[J]. Agricultural Engineering, 2022,12(3):43–46. (in Chinese)
- [14] 刘卉,孟志军,王培,等. 基于农机空间轨迹的作业面积的缓冲区算法[J]. 农业工程学报,2015,31(7):180–184.
LIU Hui, Meng Zhijun, WANG Pei, et al. Buffer algorithms for operation area measurement based on global navigation satellite system trajectories of agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(7):180–184. (in Chinese)
- [15] 孙艺哲,李季,刘斌,等. 基于改进 Alpha Shapes 算法的农机作业面积测量[J]. 中国农机化学报,2019,40(8):144–148.
SUN Yizhe, LI Ji, LIU Bin, et al. Measurement of agricultural machinery operation area based on improved Alpha Shapes algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019,40(8):144–148. (in Chinese)
- [16] 鲁植雄,钟文军,刁秀永,等. 基于拖拉机作业轨迹的农田面积测量[J]. 农业工程学报,2015,31(19):169–176.
LU Zhixiong, ZHONG Wenjun, DIAO Xiuyong, et al. Measurement of field area based on tractor operation trajectory[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(19):169–176. (in Chinese)
- [17] SHEN Yulin, MERCATORIS B, CAO Zhen, et al. Improving wheat yield prediction accuracy using LSTM–RF framework based on UAV thermal infrared and multispectral imagery[J]. Agriculture, 2022,12(6):892.
- [18] 周翔. 基于投票机制和开源框架的大数据约简研究[D]. 保定:河北大学, 2021.
ZHOU Xiang. Research on data reduction based on voting mechanism and open source framework[D]. Baoding: Hebei University, 2021. (in Chinese)
- [19] 丁启朔,丁为民,杨伟,等. 耕地细碎化条件的机械化特征——小型收割机的田间作业行为调查[J]. 浙江农业学报, 2013,25(6):1397–1403.
DING Qishuo, DING Weimin, YANG Wei, et al. Mechanical characteristics of land fragmentation: an investigation on the field operation behavior of small-type harvesters[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2013,25(6):1397–1403. (in Chinese)
- [20] 雷沃谷神自走式谷物联合收割机使用说明书[EB/OL]. (2017 年)[2023–04–07]. <https://max.book118.com/html/2019/1108/8130103046002062.shtm>.
- [21] YANG Lili, WANG Xinxin, LI Yuanbo, et al. Identifying working trajectories of the wheat harvester in-field based on K-means algorithm[J]. Agriculture, 2022,12(11):1837.
- [22] CHEN Ying, LI Guangyuan, ZHANG Xiaoqiang, et al. Identifying field and road modes of agricultural machinery based on GNSS recordings: a graph convolutional neural network approach[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,198:107082.
- [23] 王梓豪,唐炉亮,杨雪,等. 利用车载 GNSS 轨迹大数据的 U–Turn 道路结构信息获取方法[J/OL]. 测绘学报:1–14. [2023–03–19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2089.P.20221018.1736.002.html>
WANG Zihao, TANG Luliang, YANG Xue, et al. The U–Turn information collecting method using vehicle GNSS trajectory data[J/OL]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica:1–14. [2023–03–19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2089.P.20221018.1736.002.html>. (in Chinese)
- [24] 曹旻罡,梁静娴,张漫. 低成本农用 GPS 接收系统的研制及在面积测量中的应用[J]. 中国农业大学学报,2009, 14(5):130–134.
CAO Mingang, LIANG Jingxian, ZHANG Man. Development of an agricultural low-cost GPS receiver and its application in area survey[J]. Journal of China Agricultural University, 2009,14(5):130–134. (in Chinese)