

甘蔗收获机根部切割系统负载压力预测模型研究

麻芳兰 罗一鸣 李嘉诚 苗金泽 叶凤滋 陈彬

(广西大学机械工程学院, 南宁 530004)

摘要: 为了提高甘蔗收获机切割深度控制系统的适用范围和准确度, 针对当前参考压力设定无法根据土壤参数和机车参数自动调整的问题, 建立了负载压力预测模型。通过正交试验方法对负载压力与入土切割深度、喂入量、土壤含水率、土壤坚实度之间的关系进行了数据采集, 并将试验数据作为负载压力预测模型的训练样本和测试样本。根据训练样本建立极限学习机(ELM)和基于麻雀搜索算法优化的极限学习机(SSA-ELM)负载压力预测模型, 并通过测试样本对预测模型进行性能评价。结果表明, 与ELM模型相比, SSA-ELM预测模型平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差在黄壤条件下降低50.00%、44.14%和44.44%, 在红壤条件下降低58.33%、56.98%和57.14%。为了检验负载压力预测模型在实际收获过程中的适用性, 在试验平台上模拟蔗地遇到的各种工况, 将预测模型应用于现有控制系统进行试验。结果表明, 当入土切割深度为20 mm、作业速度为0.34 m/s、刀盘转速为700 r/min时, 预测模型满足参考压力的设定要求, 且切割深度与目标深度最大误差不大于5 mm, 满足甘蔗收获生产的实际要求。

关键词: 甘蔗收获机; 入土切割; 负载压力; 极限学习机; 麻雀搜索算法; 预测模型

中图分类号: S225.5*3

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)12-0081-09

OSID:



Load Pressure Prediction Model for Sugarcane Harvester Base-cutting System

MA Fanglan LUO Yiming LI Jiacheng MIAO Jinze YE Fengzi CHEN Bin

(College of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: Aiming to enhance the applicability and accuracy of the cutting depth control system for sugarcane harvesters, a load pressure prediction model was established to address the problem that the current reference pressure setting could not be automatically adjusted according to soil parameters and locomotive parameters. The relationship between the load pressure and the cutting depth into the soil, the feeding volume, the soil moisture content and the soil firmness was collected by orthogonal test methods, and the test data were used as the training samples and test samples of the load pressure prediction model. Based on the training samples, load pressure prediction models using extreme learning machine (ELM) and ELM based on sparrow search algorithm optimization (SSA-ELM) were established. Performance of the prediction model was evaluated by the test samples, and the results showed that compared with the ELM model, the mean absolute error, mean relative error and root-mean-square error of the SSA-ELM prediction model were reduced by 50.00%, 44.14% and 44.44% under the yellow soil condition, and reduced by 58.33%, 56.98% and 57.14% under red soil conditions. To verify the applicability of the load pressure prediction model in actual harvesting processes, various working conditions encountered in the cane field were simulated on the test platform, and the prediction model was applied to the existing control system for testing. The results showed that the prediction model met the setting requirements of the reference pressure when the cutting depth into the soil was 20 mm, the operating speed was 0.34 m/s, and the rotational speed of the cutter disc was 700 r/min, and the maximum error between the cutting depth and the target depth was no more than 5 mm, which met the actual requirements of sugarcane harvesting production.

Key words: sugarcane harvester; under-the-ground base-cutting; load pressure; extreme learning machine; sparrow search algorithm; predictive model

0 引言

甘蔗是我国主要经济作物之一,种植面积占我国糖料作物面积的85%以上,产糖量占食糖总量的90%以上^[1-2]。食糖是生活必需品,也是轻工、化工和能源的重要原料^[3-4]。我国是甘蔗种植大国,但机械化水平偏低,甘蔗收获主要采用人工收获和小型机械化收获方式^[5-6]。近年来,由于人力成本增加,导致甘蔗收获成本上升,致使我国糖料价格为国际糖价的2倍以上,市场竞争力严重不足^[7-8]。因此,推广和普及甘蔗机械化收获也是顺应农业现代化发展的必然趋势^[9]。

我国甘蔗种植地区地势起伏较大,主要为丘陵地带^[10-11]。甘蔗收获机如果不能根据地形变化自动调节切割深度,会导致在收获过程中甘蔗切割质量较差,宿根破头率较高^[12]。目前常见的地形检测方法主要包括非接触式和接触式。非接触式包括超声波、雷达和图像识别等检测方法,GARCIA等^[13]通过安装超声波和光电传感器来检测切割器高度,进而控制入土切割深度;DING等^[14]使用超声波传感器测量地面高度,实现切割深度自动调节。但我国蔗田环境复杂,非接触式检测在蔗田中容易受到杂草、甘蔗茎叶及土壤等因素干扰,有很大局限性。

接触式包括仿形轮和负载压力等检测方法,宫元娟等^[15-16]设计了一种自重摆动式割台随动控制系统,减小仿形机构受到的冲击,降低收割时甘蔗破头率;丁征亮等^[17]设计了一种基于压力和角度传感器数据融合的入土切割控制系统,实现切割深度自动控制,同时避免切割深度过大造成的影响。但仿形轮检测受土壤表面影响较大,且对甘蔗收获机结构改动较大,安装不便。因此,负载压力反馈是符合我国蔗地环境的检测方法。

虽然我国在负载压力反馈的切割深度控制系统研究上取得了一定成果,但依旧存在一些问题,主要是切割系统负载压力受多种因素的影响,在参考压力设定上存在适用性差、准确度低等。本文采集负载压力试验数据,建立训练样本和测试样本,其中训练样本用于构建和训练预测模型,而测试样本用于评估模型性能,选出最佳预测模型。建立负载压力预测模型,可以预测不同土壤类型和条件下切割系统负载压力。将负载压力预测模型与控制系统相结合,以实现切割深度自动控制。

1 试验数据采集与方法

为了建立甘蔗收获机切割系统负载压力预测模

型,需要在不同土壤类型和条件下分别进行负载压力试验,并将采集的试验数据分为预测模型的训练样本和测试样本。

1.1 试验设备与材料

切割系统试验平台主要包括液压系统、切割器、土槽、电机、变频器、减速器等。电机转速由变频器调节,电机驱动减速器使土槽运动,进而模拟切割器与甘蔗的相对运动。圆盘刀片根切器最大回转直径为710 mm,转动惯量为 $5.50 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$ 。其中圆盘直径为530 mm,厚度为14 mm,每个刀盘均匀安装4把矩形刀片,刀片长、宽、高分别为200、80、6 mm。根切器由L2FM63W-VAB100型轴向柱塞马达驱动,马达排量为63 mL/r,最高工作压力35 MPa。

试验用甘蔗和土壤均取自广西大学农学院扶绥基地,甘蔗品种为中蔗9号,直径在28~35 mm之间,高度在2 000 mm以上。土壤类型为黄壤和红壤,土壤容重为 $1.7 \text{ g}/\text{cm}^3$ 。试验前对土壤进行晾干、粉碎、湿润,使其与蔗地保持一致。

1.2 试验方法

通过对负载压力影响因素试验分析,可以得出入土深度、喂入量、土壤含水率和土壤坚实度对负载压力有显著影响^[18]。因此,选择这些因素作为负载压力的影响因素,并选择合适的试验方法来完成数据采集与分析。

1.2.1 单因素试验

单因素试验主要分析入土深度和喂入量对负载压力的影响。前期研究表明,切割深度超过40 mm时,甘蔗切割质量会下降,因此将入土深度设定为0~40 mm。试验中甘蔗密度为1~5根/簇,试验平台甘蔗间距设定为0.3 m,收获机作业速度为0.34 m/s,每秒可切割一簇甘蔗。因此,喂入量设定为1~5根/s。单因素试验中其他影响因素设定为:刀盘转速700 r/min,土壤含水率16%,土壤坚实度 $8 \text{ kg}/\text{cm}^2$ 。

1.2.2 正交试验

通过正交试验完成训练样本和测试样本数据采集。训练试验不仅要考虑入土深度A、喂入量B、土壤含水率C和土壤坚实度D4个影响因素,还要考虑入土深度与其他因素之间的交互作用,因此采用 $L_{27}(3^3)$ 正交试验表进行训练试验,其中影响因素A、B、C和D分别位于1、3、5、9列。训练试验因素水平如表1所示。

为了检验预测模型的训练精度,需采集测试样本数据对负载压力预测模型进行测试。为了评估模型的泛化能力,测试试验需包含模型在训练阶段未遇到的情况,试验中各因素水平的选取应尽量与训

表 1 训练试验因素水平

Tab. 1 Training experiment factors level

| 入土 水平 深度/ mm | 喂入量/ (根·s ⁻¹) | 黄壤 | | 红壤 | | |
|--------------------|------------------------------|-----------------|--------------------------------------|-----------------|--------------------------------------|------|
| | | 土壤 含水 率/% | 土壤 坚实度/ (kg·cm ⁻²) | 土壤 含水 率/% | 土壤 坚实度/ (kg·cm ⁻²) | |
| | | 1 | 0 | 1 | 10 | 2.3 |
| 2 | 20 | 3 | 14 | 3.8 | 18 | 7.0 |
| 3 | 40 | 5 | 18 | 6.4 | 26 | 10.5 |

训练试验不同。因此,采用 L₉(3⁴) 正交试验表进行测试试验,测试样本试验中因素水平如表 2 所示。

表 2 测试试验因素水平

Tab. 2 Test experiment factors level

| 入土 水平 深度/ mm | 喂入量/ (根·s ⁻¹) | 黄壤 | | 红壤 | | |
|--------------------|------------------------------|-----------------|--------------------------------------|-----------------|--------------------------------------|---|
| | | 土壤 含水 率/% | 土壤 坚实度/ (kg·cm ⁻²) | 土壤 含水 率/% | 土壤 坚实度/ (kg·cm ⁻²) | |
| | | 1 | 10 | 3 | 8 | 7 |
| 2 | 20 | 4 | 12 | 8 | 12 | 8 |
| 3 | 30 | 5 | 16 | 9 | 16 | 9 |

1.2.3 预测模型性能评价

为评价建立的负载压力预测模型性能,选用平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MRE)和均方根误差(RMSE)作为预测结果的评价指标。其中平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差越接近 0,说明预测模型预测效果越好。

1.3 试验数据采集与分析

1.3.1 单因素试验

(1) 入土深度

入土深度单因素试验在喂入量为零条件下进行,试验结果如表 3 所示,压差为入土切割时实际负载压力与空载的差值。由表 3 可知,在喂入量为零条件下,入土切割深度越大,切割器所受阻力越大,负载压力也随之增大。

表 3 入土深度单因素试验结果

Tab. 3 Single factor test result of soil penetration depth

| 入土深度/ mm | 黄壤 | | 红壤 | |
|-------------|--------------|------------|--------------|------------|
| | 负载压力/ MPa | 压差/ MPa | 负载压力/ MPa | 压差/ MPa |
| | 0 | 6.05 | 0 | 6.05 |
| 10 | 6.55 | 0.50 | 6.49 | 0.44 |
| 20 | 6.96 | 0.91 | 6.92 | 0.87 |
| 30 | 7.39 | 1.34 | 7.48 | 1.43 |
| 40 | 7.71 | 1.66 | 7.94 | 1.89 |

(2) 喂入量

喂入量单因素试验在不入土切割条件下进行,试验结果如表 4 所示。由表 4 可知,喂入量对负载

压力有显著影响,因为切割器切到甘蔗时切割阻力变大,从而使负载压力增加。

表 4 喂入量单因素试验结果

Tab. 4 Single factor test result of feeding volume

| 喂入量/(根·s ⁻¹) | 负载压力/MPa | 压差/MPa |
|--------------------------|----------|--------|
| 0 | 6.05 | 0 |
| 1 | 6.14 | 0.09 |
| 2 | 6.26 | 0.21 |
| 3 | 6.39 | 0.34 |
| 4 | 6.52 | 0.47 |
| 5 | 6.63 | 0.58 |

1.3.2 训练样本试验数据

(1) 试验数据采集

根据 L₂₇(3¹³) 正交试验表对影响切割系统负载压力的因素进行训练样本试验,训练样本试验结果如表 5 所示,其中 ELM 为极限学习机,SSA - ELM 为基于麻雀算法优化的极限学习机。

表 5 训练样本试验结果

Tab. 5 Training sample experimental results MPa

| 试验 序号 | 黄壤负载压力 | | | 红壤负载压力 | | |
|----------|---------|------------|------------------|---------|------------|------------------|
| | 实测 值 | ELM 预测值 | SSA - ELM 预测值 | 实测 值 | ELM 预测值 | SSA - ELM 预测值 |
| | 1 | 6.48 | 6.53 | 6.48 | 6.38 | 6.41 |
| 2 | 6.38 | 6.28 | 6.38 | 6.36 | 6.44 | 6.35 |
| 3 | 6.37 | 6.44 | 6.35 | 6.35 | 6.36 | 6.35 |
| 4 | 6.60 | 6.64 | 6.61 | 6.42 | 6.41 | 6.38 |
| 5 | 6.53 | 6.56 | 6.55 | 6.54 | 6.61 | 6.57 |
| 6 | 6.50 | 6.55 | 6.49 | 6.60 | 6.59 | 6.59 |
| 7 | 6.60 | 6.61 | 6.59 | 6.62 | 6.66 | 6.62 |
| 8 | 6.57 | 6.64 | 6.57 | 6.61 | 6.58 | 6.61 |
| 9 | 6.65 | 6.59 | 6.66 | 6.70 | 6.73 | 6.71 |
| 10 | 6.96 | 6.91 | 6.96 | 6.92 | 6.96 | 6.96 |
| 11 | 6.96 | 6.97 | 6.99 | 7.40 | 7.35 | 7.39 |
| 12 | 7.04 | 7.02 | 7.03 | 7.17 | 7.21 | 7.18 |
| 13 | 7.03 | 6.95 | 7.02 | 7.18 | 7.19 | 7.17 |
| 14 | 6.67 | 6.69 | 6.70 | 6.92 | 6.92 | 6.96 |
| 15 | 7.11 | 7.01 | 7.13 | 7.20 | 7.11 | 7.18 |
| 16 | 6.90 | 6.90 | 6.90 | 7.09 | 7.15 | 7.08 |
| 17 | 7.09 | 7.11 | 7.06 | 7.48 | 7.33 | 7.44 |
| 18 | 7.34 | 7.33 | 7.33 | 7.75 | 7.77 | 7.77 |
| 19 | 7.06 | 7.12 | 7.05 | 7.30 | 7.28 | 7.29 |
| 20 | 7.06 | 7.10 | 7.06 | 7.11 | 7.03 | 7.09 |
| 21 | 7.18 | 7.23 | 7.19 | 7.50 | 7.53 | 7.50 |
| 22 | 7.08 | 7.02 | 7.07 | 7.05 | 7.01 | 7.06 |
| 23 | 7.21 | 7.23 | 7.20 | 7.41 | 7.53 | 7.41 |
| 24 | 7.31 | 7.34 | 7.30 | 8.11 | 8.07 | 8.11 |
| 25 | 7.19 | 7.19 | 7.20 | 7.27 | 7.25 | 7.28 |
| 26 | 7.24 | 7.25 | 7.26 | 7.89 | 7.86 | 7.88 |
| 27 | 7.42 | 7.41 | 7.42 | 7.92 | 8.00 | 7.91 |

(2) 试验结果分析

由于入土深度与其他影响因素之间可能存在交互作用的影响,因此,通过方差分析来确定负载压力与影响因素之间的关系,以及影响因素的显著性。黄壤负载压力方差分析如表6所示,红壤负载压力方差分析如表7所示。

表6 黄壤负载压力方差分析

Tab.6 Variance analysis of load pressure in yellow soil

| 因素 | Ⅲ类平方和 | 自由度 | 均方 | <i>F</i> | <i>P</i> |
|----|-------|-----|-------|----------|----------|
| A | 2.189 | 2 | 1.095 | 329.820 | <0.001 |
| B | 0.130 | 2 | 0.065 | 19.555 | 0.002 |
| C | 0.094 | 2 | 0.047 | 14.177 | 0.005 |
| D | 0.035 | 2 | 0.018 | 5.278 | 0.048 |
| AB | 0.029 | 4 | 0.007 | 2.184 | 0.188 |
| AC | 0.081 | 4 | 0.020 | 6.118 | 0.026 |
| AD | 0.063 | 4 | 0.016 | 4.722 | 0.046 |
| 误差 | 0.020 | 6 | 0.003 | | |
| 总计 | 2.641 | 26 | | | |

表7 红壤负载压力方差分析

Tab.7 Variance analysis of load pressure in red soil

| 因素 | Ⅲ类平方和 | 自由度 | 均方 | <i>F</i> | <i>P</i> |
|----|-------|-----|-------|----------|----------|
| A | 4.788 | 2 | 2.394 | 528.552 | <0.001 |
| B | 0.465 | 2 | 0.233 | 51.346 | <0.001 |
| C | 0.524 | 2 | 0.262 | 57.814 | <0.001 |
| D | 0.331 | 2 | 0.166 | 36.576 | <0.001 |
| AB | 0.079 | 4 | 0.020 | 4.336 | 0.055 |
| AC | 0.248 | 4 | 0.062 | 13.693 | 0.004 |
| AD | 0.202 | 4 | 0.051 | 11.172 | 0.006 |
| 误差 | 0.027 | 6 | 0.005 | | |
| 总计 | 6.665 | 26 | | | |

由方差分析结果可知,在不同土壤条件下,入土深度、喂入量、土壤坚实度和土壤含水率对负载压力均有显著影响,其中影响因素及其交互作用的主次排序,黄壤条件下为: $A > B > C > AC > D > AD > AB$;红壤条件下为: $A > C > B > D > AC > AD > AB$ 。通过对比黄壤和红壤负载压力的方差分析结果可知,不同土壤条件下负载压力影响因素的排序有一定差异。所以应区分不同土壤,提高控制系统控制精度和适应性。

1.3.3 测试样本试验数据

根据 $L_9(3^4)$ 正交试验表对影响切割系统负载压力的因素进行训练样本试验,测试样本试验结果如表8所示。

2 预测模型构建

2.1 回归分析

线性回归分析是常用的建立简单预测模型的方法之一,是一种用于预测因变量与一个或多个自变量之间关系的统计方法。但线性回归分析相对于其他复杂的预测模型,可能无法处理数据中的非线性关系、异常值以及交互作用的影响。

表8 测试样本试验结果

Tab.8 Test sample experimental results MPa

| 试验序号 | 黄壤负载压力 | | | 红壤负载压力 | | |
|------|--------|--------|------------|--------|--------|------------|
| | 实测值 | ELM预测值 | SSA-ELM预测值 | 实测值 | ELM预测值 | SSA-ELM预测值 |
| 1 | 6.85 | 6.77 | 6.78 | 6.77 | 6.86 | 6.72 |
| 2 | 6.92 | 6.94 | 6.88 | 7.00 | 6.84 | 6.92 |
| 3 | 7.01 | 6.86 | 6.98 | 7.06 | 6.98 | 6.98 |
| 4 | 6.98 | 7.13 | 7.02 | 6.99 | 7.15 | 7.07 |
| 5 | 7.00 | 7.05 | 7.07 | 7.17 | 7.13 | 7.19 |
| 6 | 6.99 | 6.93 | 7.04 | 7.19 | 7.03 | 7.25 |
| 7 | 7.19 | 7.06 | 7.19 | 7.27 | 7.34 | 7.23 |
| 8 | 7.12 | 7.11 | 7.18 | 7.23 | 6.93 | 7.17 |
| 9 | 7.25 | 7.20 | 7.22 | 7.42 | 7.38 | 7.42 |

法之一,是一种用于预测因变量与一个或多个自变量之间关系的统计方法。但线性回归分析相对于其他复杂的预测模型,可能无法处理数据中的非线性关系、异常值以及交互作用的影响。

通过SPSS软件对黄壤和红壤条件下训练样本试验结果进行线性回归分析,得到黄壤和红壤条件下回归标准化残差的正态图如图1所示。其中黄壤条件下决定系数 R^2 为0.828,红壤条件下 R^2 为0.834。

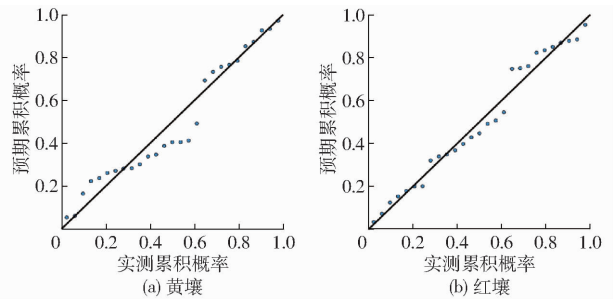


图1 回归标准化残差正态图

Fig.1 Normal plots of standardized residuals for regression

通过对决定系数和图1进行分析可知,虽然黄壤和红壤回归模型的决定系数接近1,证明回归模型中的自变量能够很好地预测因变量的变化,但正态图上的数据点偏离直线,这表明回归模型的残差分布不是正态的,可能存在非线性关系、异常值、变量间的交互作用等问题,回归模型无法达到理想状态,精确度受限。而且由方差分析可知,入土深度与其他影响因素之间存在显著的交互作用。因此,本文选择相对复杂的模型例如神经网络来避免这些问题,从而提高预测准确性和模型泛化能力。

2.2 预测方法

基于Matlab软件,使用极限学习机(ELM)和基于麻雀算法优化的极限学习机(SSA-ELM)构建黄壤和红壤的切割系统负载压力预测模型。通过测试样本试验验证,选择出最佳的负载压力预测模型。

2.2.1 极限学习机

极限学习机是一种有效的学习算法,能够快速学习前馈神经网络参数,而之前传统的前馈神经网络参数是迭代调整的,所以速度相对较慢^[19-20]。ELM 能够减少单隐含层前馈神经网络的学习时间,相比于传统的学习算法具有更强的学习能力^[21-22]。ELM 网络架构如图 2 所示。

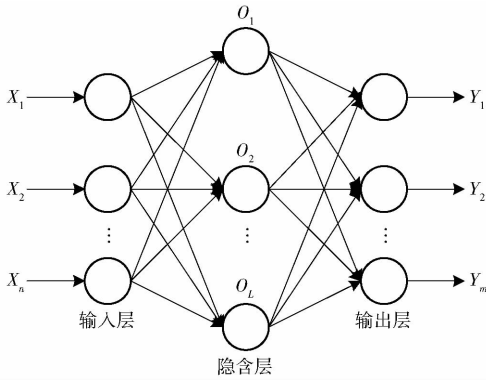


图 2 ELM 网络架构图

Fig. 2 ELM network architecture diagram

对于一个单隐含层网络,假设有 N 个任意样本 $(\mathbf{X}_i, \mathbf{t}_i)$, 存在 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T, \mathbf{t}_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im})^T$, 其中 \mathbf{X}_i 为第 i 个数据示例, \mathbf{t}_i 为第 i 个数据对应的标记。当隐含层节点数为 L , 则 ELM 以数学模型的形式表示为

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i \mathbf{x}_j + \mathbf{b}_i) = \mathbf{o}_j \quad (j=1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中 β_i ——第 i 个隐含层节点到输出层的权重
 $g(x)$ ——激活函数
 ω_i ——输入层与第 i 个隐含层节点输入权重
 \mathbf{b}_i ——第 i 个隐含层节点的偏置矩阵
 \mathbf{o}_j ——第 j 个隐含层节点的输出

采用的激活函数 $g(x)$ 为 Sigmoid 函数,在数据集特征相差比较大或者相差不大时效果显著,表达式为

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (0 < g(x) < 1) \quad (2)$$

ELM 训练目的是通过拟合使输出误差达到最小,即

$$\sum_{j=1}^N \|\mathbf{o}_j - \mathbf{t}_j\| = 0 \quad (3)$$

则存在 $\beta_i, \omega_i, \mathbf{b}_i$ 使得

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{T} \quad (4)$$

式中 \mathbf{H} ——隐含层输出
 β ——输出权重
 \mathbf{T} ——期望输出

训练极限学习机的过程就是求式(4)的最小二乘解,即

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (5)$$

式中 $\hat{\beta}$ ——训练后的输出权重
 \mathbf{H}^+ ——隐含层输出 \mathbf{H} 的 Moore - Penrose 广义逆矩阵

ELM 权值和阈值在随机设置后不需调整,减少了计算量,但也使模型容易陷入局部最优解,对预测精度造成影响。

2.2.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(SSA)是一种智能算法,主要模拟麻雀群觅食行为^[23]。麻雀有 3 种行为:发现者负责搜索食物并指导整个种群的觅食方向;觅食者跟随并监视发现者;警戒者位于种群外围,负责警戒和调整自身位置。算法流程图如图 3 所示。

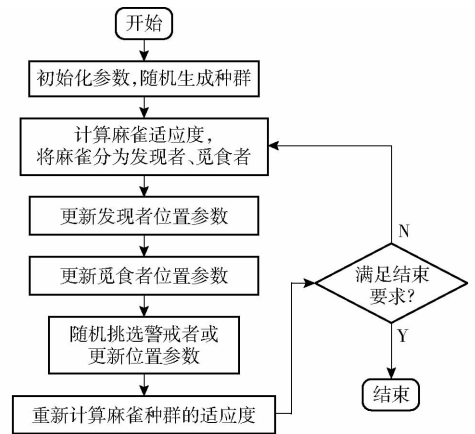


图 3 麻雀算法流程图

Fig. 3 Flowchart of sparrow algorithm

2.2.3 麻雀算法优化极限学习机

SSA 具有强大的局部和全局搜索能力,适合优化 ELM 权值和阈值,提高 ELM 精度^[24]。SSA 也可以解决 ELM 神经网络产生的过拟合现象,利用麻雀算法优化极限学习机的流程如图 4 所示。

2.3 预测模型建立与测试

2.3.1 算法参数设置

在前期试验中,通过试凑法得到本次试验中 ELM 预测模型和 SSA - ELM 预测模型的参数设置。其中 ELM 预测模型隐含层节点数为 20, SSA - ELM 预测模型麻雀总数 N 为 30, 危险系数阈值为 0.6, 领导者比例为 0.3, 警戒者比例为 0.2, 最大迭代步数为 60。

2.3.2 黄壤负载压力预测模型

以表 5 中黄壤负载压力试验结果作为预测模型的训练样本,建立 ELM 和 SSA - ELM 预测模型,得到黄壤训练样本负载压力预测结果如表 5 所示,测试样本预测结果如表 8 所示。

根据测试样本的实测值和预测值,对 ELM 和 SSA - ELM 预测模型的预测性能进行比较,预测结

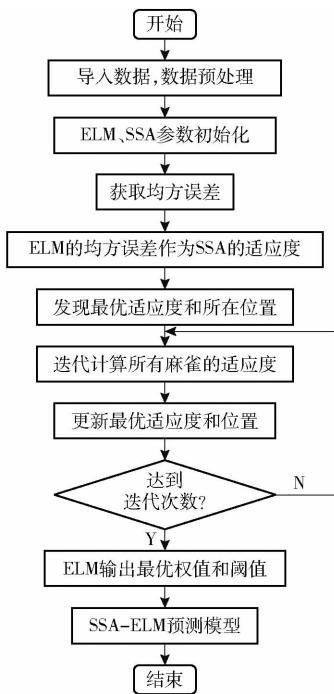


图4 SSA-ELM 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of SSA-ELM algorithm

果分析如图5所示,不同模型预测性能对比如表9所示。

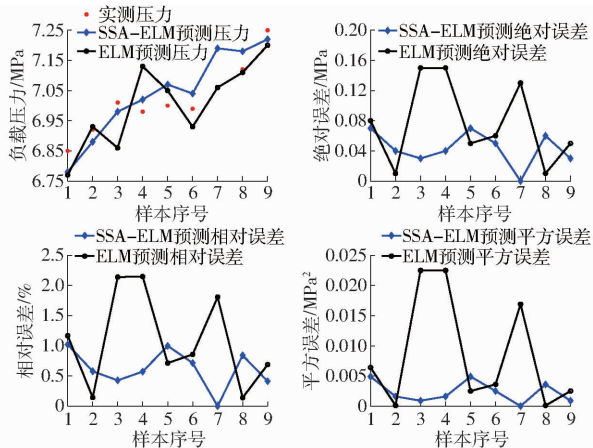


图5 黄壤负载压力预测结果

Fig. 5 Prediction results of load pressure on yellow soil

表9 黄壤负载压力不同模型预测性能对比

Tab. 9 Comparison of predictive performance of different models for yellow soil load pressure

| 预测模型 | MAE/MPa | MRE/% | RMSE/MPa |
|---------|---------|-------|----------|
| ELM | 0.08 | 1.11 | 0.09 |
| SSA-ELM | 0.04 | 0.62 | 0.05 |

由表9和图5可知,在黄壤条件下的负载压力预测模型中,SSA-ELM预测模型误差波动更小,稳定性更高。而且经过SSA优化的ELM预测模型MAE、MRE和RMSE分别降低50.00%、44.14%和44.44%。因此,在黄壤条件下选择SSA-ELM预测模型。

2.3.3 红壤负载压力预测模型

以表5中红壤负载压力试验结果作为预测模型训练样本,建立ELM和SSA-ELM预测模型。通过ELM和SSA-ELM预测模型得到红壤训练样本负载压力预测结果如表5所示,测试样本预测结果如表8所示。

根据测试样本实测值和预测值,对ELM和SSA-ELM预测模型的预测性能进行比较,不同模型预测性能对比如表10所示,预测结果分析如图6所示。

表10 红壤负载压力不同模型预测性能对比

Tab. 10 Comparison of predictive performance of different models for red soil load pressure

| 预测模型 | MAE/MPa | MRE/% | RMSE/MPa |
|---------|---------|-------|----------|
| ELM | 0.12 | 1.72 | 0.14 |
| SSA-ELM | 0.05 | 0.74 | 0.06 |

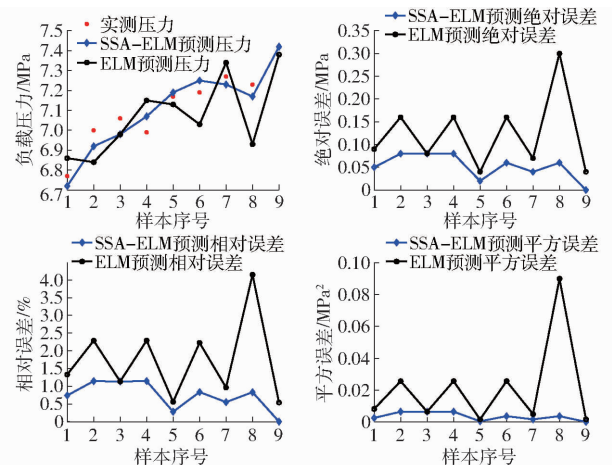


图6 红壤负载压力预测结果

Fig. 6 Prediction results of load pressure on red soil

由表10和图6可知,在红壤条件下的负载压力预测模型中,SSA-ELM预测模型误差波动更小,稳定性更高。而且经过SSA优化的ELM预测模型MAE、MRE和RMSE分别降低58.33%、56.98%和57.14%。因此,在红壤条件下选择SSA-ELM预测模型。

3 切割深度控制流程

现有的负载压力反馈的甘蔗收获机切割深度控制系统框图如图7所示。由图7可知,系统的控制元件为比例方向阀,执行元件为液压缸,执行对象为切割器,检测反馈装置为压力传感器,用于反映入土切割深度。

将建立的负载压力预测模型与现有的控制系统相结合,设计切割深度控制流程,如图8所示,图中“+”表示正向输入系统的参考压力,“-”表示系统

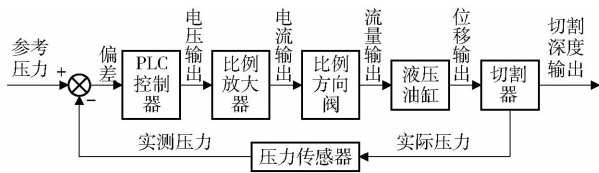


图 7 切割深度控制系统框图

Fig. 7 Block diagram of cutting depth control system

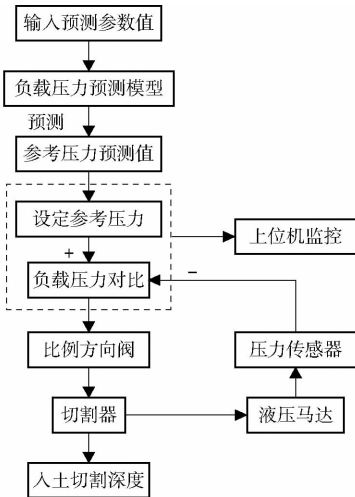


图 8 切割深度控制流程图

Fig. 8 Cutting depth control flowchart

反馈压力,即实测压力,系统根据实测压力与参考压力的偏差调整切割深度。在预测模型中输入收割时的土壤类型和参数、喂入量以及期望的入土切割深度,获得该条件下的压力预测值,根据预测值设定控制系统的参考压力。控制器将实测压力与参考压力进行比较并输出控制信号,比例方向阀根据控制信号,控制液压缸升降,从而调节切割深度。控制器输出的控制信号包括以下 3 种情况:

(1)控制切割器保持不动,此时负载压力与参考压力的关系为

$$P_{rmin} \leq P \leq P_{rmax} \quad (6)$$

式中 P ——压力传感器检测的负载压力,MPa

P_{rmin} ——设定的参考压力下限,MPa

P_{rmax} ——设定的参考压力上限,MPa

(2)控制切割器上升,此时负载压力与参考压力的关系为

$$P > P_{rmax} \quad (7)$$

(3)控制切割器下降,此时负载压力与参考压力的关系为

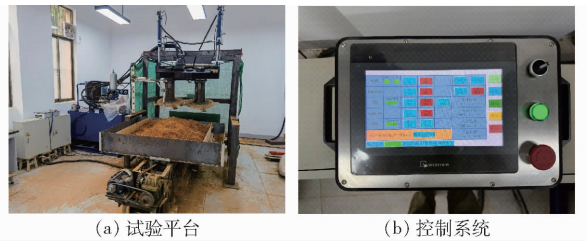
$$P < P_{rmin} \quad (8)$$

4 室内试验

4.1 试验条件

为了检测基于负载压力预测模型控制系统的性能和控制精度,对其进行室内试验。为了保证预测

模型的预测精度,应降低机车参数对试验结果的影响。课题组前期研究发现,当作业速度为 0.34 m/s、刀盘转速为 700 r/min 时,甘蔗切割质量较好。因此,试验中将其作为机车参数的固定值,室内试验情况如图 9 所示。



(a) 试验平台

(b) 控制系统

图 9 室内试验

Fig. 9 Indoor test

4.2 试验方案

为了检测甘蔗收获机切割深度控制系统的稳定性和准确性,在进行试验验证时将试验平台模拟成丘陵山区的甘蔗生长地貌以及不同的蔗地环境,红壤和黄壤的验证试验条件如表 11 和表 12 所示,其中高度差为第 1 簇甘蔗与第 2 簇甘蔗之间的高度差值(正值表示第 2 簇甘蔗比第 1 簇甘蔗高,负值表示第 2 簇甘蔗比第 1 簇甘蔗低)。

表 11 红壤试验条件

Tab. 11 Test conditions of red soil

| 序号 | 目标深度/ mm | 喂入量/ (根·s ⁻¹) | 土壤含水 率/% | 土壤坚实度/ (kg·cm ⁻²) | 高度差/ mm |
|----|-------------|------------------------------|-------------|----------------------------------|------------|
| 1 | 20 | 5 | 10 | 9 | 0 |
| 2 | 20 | 4 | 12 | 7 | 40 |
| 3 | 20 | 3 | 14 | 5 | -40 |

表 12 黄壤试验条件

Tab. 12 Test conditions of yellow soil

| 序号 | 目标深度/ mm | 喂入量/ (根·s ⁻¹) | 土壤含水 率/% | 土壤坚实度/ (kg·cm ⁻²) | 高度差/ mm |
|----|-------------|------------------------------|-------------|----------------------------------|------------|
| 1 | 20 | 5 | 8 | 7 | 0 |
| 2 | 20 | 4 | 10 | 5 | 40 |
| 3 | 20 | 3 | 12 | 3 | -40 |

4.3 试验结果

SSA-ELM 负载压力预测模型试验结果如表 13 所示。基于负载压力预测模型控制系统的切割深度试验结果如表 14 所示,误差为实际切割深度与目标深度差值,结果取绝对值,第 2 簇甘蔗初始深度为第 1 簇甘蔗切割深度与高度差的差值。

由表 13 可知,SSA-ELM 负载压力预测模型在红壤和黄壤试验中的最大相对误差分别为 0.85% 和 1.14%。通过性能评价可知,预测模型在红壤条件下的 MAE、MRE、RMSE 分别为 0.045 MPa、0.64%、0.046 MPa;在红壤条件下 MAE、MRE、

表 13 负载压力预测模型测试结果

Tab. 13 Test results of load pressure prediction model

| 土壤类型 | 试验号 | 负载压力 预测值/ MPa | 第 1 簇甘蔗 | | 第 2 簇甘蔗 | |
|------|-----|---------------------|---------|------|---------|------|
| | | | 实测 | 相对 | 实测 | 相对 |
| | | | 压力/MPa | 误差/% | 压力/MPa | 误差/% |
| 红壤 | 1 | 7.25 | 7.19 | 0.83 | 7.28 | 0.41 |
| | 2 | 7.03 | 7.07 | 0.57 | 7.09 | 0.85 |
| | 3 | 6.84 | 6.87 | 0.44 | 6.79 | 0.73 |
| 黄壤 | 1 | 7.01 | 7.09 | 1.14 | 7.07 | 0.86 |
| | 2 | 6.95 | 6.96 | 0.14 | 6.91 | 0.58 |
| | 3 | 6.88 | 6.93 | 0.73 | 6.82 | 0.87 |

表 14 切割深度试验结果

Tab. 14 Test results of cutting depth mm

| 土壤类型 | 试验号 | 目标 深度 | 第 1 簇甘蔗 | | | 第 2 簇甘蔗 | | |
|------|-----|----------|----------|----------|----|----------|----------|----|
| | | | 初始 深度 | 切割 深度 | 误差 | 初始 深度 | 切割 深度 | 误差 |
| | | | 红壤 | 1 | 20 | 0 | 22 | 2 |
| 2 | 20 | 0 | | 21 | 1 | -19 | 22 | 2 |
| 3 | 20 | 0 | | 21 | 1 | 61 | 19 | 1 |
| 黄壤 | 1 | 20 | 0 | 24 | 4 | 24 | 24 | 4 |
| | 2 | 20 | 0 | 22 | 2 | -18 | 19 | 1 |
| | 3 | 20 | 0 | 23 | 3 | 63 | 16 | 4 |

RMSE 分别为 0.05 MPa、0.72%、0.054 MPa。证明 SSA-ELM 预测模型能够准确预测不同土壤类型和参数下的负载压力,满足参考压力的设定要求。

由表 14 可知,在预测模型和控制系统作用下,切割器进行入土切割,当目标切割深度为 20 mm 时,红壤条件下系统控制的最大误差为 5 mm,平均误差为 2 mm;黄壤条件下系统控制的最大误差为 4 mm,平均误差为 3 mm。切割深度与目标深度的最大误差不大于 5 mm,且甘蔗均为入土切割,满足留

茬高度小于 30 mm 的要求。

根据试验结果可知,所建立的负载压力预测模型与控制系统结合后在试验平台上运行正常,能够满足红壤和黄壤的多种模拟工况。控制系统根据 SSA-ELM 预测模型的负载压力预测结果,设定闭环控制系统的参考压力,从而实现对甘蔗收获机切割深度的自动控制,且具有较高的可靠性以及适应性,能够满足大部分蔗田地貌的要求。

5 结论

(1) 针对当前切割深度控制系统在参考压力设定方面存在的不足,建立负载压力预测模型,取代原有的人工操作,减小了土壤类型和参数对负载压力的影响,提高了参考压力设定的准确性和适用性,从而实现切割深度的自动调控。

(2) 根据正交试验采集的训练样本数据建立 ELM 和 SSA-ELM 预测模型。通过测试样本数据进行性能评估,可知 SSA 优化的 ELM 预测模型的 MAE、MRE、RMSE 在黄壤条件下降低 50.00%、44.14%、44.44%;在红壤条件下降低 58.33%、56.98%、57.14%。证明 SSA 能够提高 ELM 的准确度和稳定性。

(3) 在现有控制系统基础上,将预测模型和控制系统结合,并应用在切割试验平台进行试验研究。试验结果表明,当目标深度为 20 mm、作业速度为 0.34 m/s、刀盘转速为 700 r/min 时,预测模型能够满足参考压力的设定要求,且切割深度与目标深度的最大误差为 5 mm,满足甘蔗收获生产的实际要求。

参 考 文 献

- 董学虎,刘信鹏,李明,等.我国甘蔗机械化种植的发展情况[J].现代农业装备,2018,39(6):27-32.
DONG Xuehu, LIU Xinpeng, LI Ming, et al. Development of mechanized sugarcane planting in China[J]. Modern Agricultural Equipment, 2018, 39(6): 27-32. (in Chinese)
- 刘芳建.甘蔗收获机前置式切段装置机理及试验研究[D].北京:中国农业机械化科学研究院,2018.
LIU Fangjian. Mechanism and experimental study on the front-load chopper in sugarcane harvester[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, 2018. (in Chinese)
- 张跃彬.我国蔗糖产业安全问题与发展对策[J].中国糖料,2019,41(1):66-68.
ZHANG Yuebin. Safety problems and development countermeasures of cane sugar industry in China[J]. Sugar Crops of China, 2019, 41(1): 66-68. (in Chinese)
- 刘存瑞,程浩然,周乔,等.一种新型地轮驱动式甘蔗种植机关键部件设计[J].农机化研究,2018,40(1):120-123,134.
LIU Cunrui, CHENG Haoran, ZHOU Qiao, et al. Design to key parts of a new type of ground wheel driving sugarcane planter[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2018, 40(1): 120-123, 134. (in Chinese)
- 吴乾.我国甘蔗机械化收获现状及发展建议[J].福建热作科技,2024,49(3):70-72.
WU Qian. Current situation and development suggestions of mechanized harvesting of sugarcane in China[J]. Fujian Science & Technology of Tropical Crops, 2024, 49(3): 70-72. (in Chinese)
- 肖威,陆静平.甘蔗机械化收获技术现状分析[J].中国农机化学报,2022,43(2):50-59,142.
XIAO Wei, LU Jingping. Analysis of sugarcane mechanized harvesting technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(2): 50-59, 142. (in Chinese)

- [7] 陆盼. 广西甘蔗机械化收获发展现状调查及影响因素研究[D]. 南宁: 广西大学, 2022.
LU Pan. Investigation on the development status of sugarcane mechanized harvest in Guangxi and influencing factors [D]. Nanning: Guangxi University, 2022. (in Chinese)
- [8] 钱永兰, 匡昭敏, 赵晓凤, 等. 世界甘蔗种植及蔗糖生产流通演变[J]. 甘蔗糖业, 2024, 53(2): 68–81.
QIAN Yonglan, KUANG Zhaomin, ZHAO Xiaofeng, et al. Evolution of global sugarcane planting and cane sugar production and circulation[J]. Sugarcane and Cane sugar, 2024, 53(2): 68–81. (in Chinese)
- [9] 周志滔, 曹树威, 朱敏, 等. 广西地区甘蔗机械化收割现状及分析[J]. 广西农学报, 2024, 39(1): 88–95.
ZHOU Zhitao, CAO Shuwei, ZHU Min, et al. Current situation and analysis of sugarcane mechanization harvesting in Guangxi region[J]. Journal of Guangxi Agriculture, 2024, 39(1): 88–95. (in Chinese)
- [10] 潘家新, 李莲靖, 唐澍, 等. 广西农业机械化发展现状与对策建议[J]. 热带农业科学, 2022, 42(1): 84–90.
PAN Jiaxin, LI Lianjing, TANG Shu, et al. Development status and countermeasures of agricultural mechanization in Guangxi [J]. Chinese Journal of Tropical Agriculture, 2022, 42(1): 84–90. (in Chinese)
- [11] 白秋薇, 简真, 吴永峰, 等. 基于切割压力的甘蔗收割机刀盘高度自动调节装置[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 19–26.
BAI Qiuwei, JIAN Zhen, WU Yongfeng, et al. Automatic height-adjustment for a cutter disk on a sugarcane harvester using cutting pressure[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(3): 19–26. (in Chinese)
- [12] 区颖刚. 我国甘蔗生产全程机械化现状与对策[J]. 现代农业装备, 2019, 40(2): 3–8, 42.
OU Yinggang. Present situation and countermeasures of whole-process mechanization of sugarcane production in China [J]. Modern Agricultural Equipment, 2019, 40(2): 3–8, 42. (in Chinese)
- [13] GARCIA A P, UMEZU C K, POLANIA E C M, et al. Sensor-based technologies in sugarcane agriculture[J]. Sugar Tech., 2022, 24(3): 679–698.
- [14] DING Z, MA S, ZHANG X, et al. Ultrasonic sensor-based basecutter height control system of sugarcane harvester[J]. Sugar Tech., 2023, 25(2): 453–459.
- [15] 宫元娟, 金忠博, 白晓平, 等. 甘蔗收获机割台随动控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 119–128, 138.
GONG Yuanjuan, JIN Zhongbo, BAI Xiaoping, et al. Design and experiment of servo control system for sugarcane header [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 119–128, 138. (in Chinese)
- [16] 金忠博. 甘蔗收获机割台随动控制系统设计与试验[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2023.
JIN Zhongbo. Design and experiment of servo control system for sugarcane harvester header [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [17] 丁征亮, 马少春, 霍鹏, 等. 甘蔗收获机入土切割深度控制系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 2): 121–127.
DING Zhengliang, MA Shaochun, HUO Peng, et al. Under-the-ground basecutting control system of sugarcane harvester [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 121–127. (in Chinese)
- [18] 麻芳兰, 董超, 任晓智, 等. 甘蔗收获机切割系统负载压力影响因素的试验研究[J]. 农机化研究, 2017, 39(9): 179–183, 189.
MA Fanglan, DONG Chao, REN Xiaozhi, et al. Experimental research on factors affecting the load pressure of sugarcane harvester's cutting system [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(9): 179–183, 189. (in Chinese)
- [19] 尹航, 吕佳威, 陈耀聪, 等. 基于 LightGBM – SSA – ELM 的新疆羊舍 CO₂ 浓度预测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 261–270.
YIN Hang, LÜ Jiawei, CHEN Yaocong, et al. Prediction of CO₂ concentration in Xinjiang breeding environment of mutton sheep based on LightGBM – SSA – ELM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 261–270. (in Chinese)
- [20] YANG Z X, ZHAO G S, RONG H J, et al. Adaptive backstepping control for magnetic bearing system via feedforward networks with random hidden nodes [J]. Neurocomputing, 2016, 174(1): 109–120.
- [21] LIU J, JIN X, DONG F, et al. Fading channel modelling using single-hidden layer feedforward neural networks [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2016, 28(3): 1–19.
- [22] KOKKINOS Y, MARGARITIS K G. Big data regression with parallel enhanced and convex incremental extreme learning machines [J]. Computational Intelligence, 2018, 34(3): 875–894.
- [23] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2020.
XUE Jiankai. Research and application of a novel swarm intelligent optimization technique [D]. Shanghai: Donghua University, 2020. (in Chinese)
- [24] 刘栋, 魏霞, 王维庆, 等. 基于 SSA – ELM 的短期风电功率预测[J]. 智慧电力, 2021, 49(6): 53–59, 123.
LIU Dong, WEI Xia, WANG Weiqing, et al. Short-term wind power prediction based on SSA – ELM [J]. Smart Power, 2021, 49(6): 53–59, 123. (in Chinese)