

农田耕整载荷六维力传感器结构优化与解耦研究

陈伟 张晓 袁栋 朱继平 陈小兵 曹光乔

(农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014)

摘要: 针对农田耕整载荷大、测量精度低等问题,在经典十字梁结构基础上,设计了一种辐梁式六维力传感器,可同时测量力和力矩,通过仿真方法对传感器结构进行了优化,确定了应变梁长、宽、高分别为 9、10、6 mm;分析了传感器结构在载荷下的应变能力,确定了应变贴片位置。对传感器开展了静态标定试验,基于标定数据采用改进型 XGBoost(Extreme gradient boosting)机器学习网络对力信号进行解耦,并与常规网络进行比对。试验结果表明,改进型 XGBoost 模型在 X 、 Y 、 Z 方向力和力矩 6 种加载方式的测试集决定系数 R_p^2 分别达到 0.980 4、0.941 8、0.943 4、0.986 8、0.996 9、0.982 2,预测效果较好,避免了陷入局部最优解。改进型 XGBoost 模型在六维加载力、力矩的 R_p^2 、测试集平均绝对误差(MAEP)均明显优于随机森林模型、传统多元线性回归,相较于传统多元线性回归方式,六维加载力、力矩的 R_p^2 分别提升 22.57%、20.99%、23.32%、26.27%、26.05%、18.72%。基于机器学习的解耦算法可明显减少耦合误差的影响,提高传感器的测量精度,为农机优化提供了技术支撑。

关键词: 农田耕整载荷; 辐梁式传感器; 结构优化; 解耦算法; 机器学习

中图分类号: S237

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)02-0028-08

OSID:



Structural Optimization and Decoupling of Six Dimensional Force Sensor for Farmland Tillage Load

CHEN Wei ZHANG Xiao YUAN Dong ZHU Jiping CHEN Xiaobing CAO Guangqiao

(Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China)

Abstract: Aiming at the problems of large plowing load and low measurement accuracy, a six dimensional force sensor of radial beam type was designed on the basis of classical cross beam structure, which could measure force and moment at the same time. The sensor structure was optimized by simulation method, and the dimension length, width and height of strain beam were determined to be 9 mm, 10 mm and 6 mm, respectively. The strain capacity of the sensor structure under load was analyzed, and the position of the strain gauge patch was determined. Based on the calibration data, the improved XGBoost (extreme gradient boosting) machine learning network was used to decouple the force signal. The improved XGBoost model achieved R_p^2 (determination coefficient of test set) of 0.980 4, 0.941 8, 0.943 4, 0.986 8, 0.996 9, and 0.982 2 in six loading modes of force and torque in X , Y and Z directions, respectively. The prediction performance was good, avoiding getting stuck in local optimal solutions. And then compared with the conventional network, the R_p^2 and MAEP (average absolute error of test set) of the improved XGBoost model in the six dimensional force loading direction were significantly better than that of the random forest model and the traditional multiple linear regression. Compared with the traditional multiple linear regression method, the R_p^2 of the six dimensional loading force/moment was increased by 22.57%, 20.99%, 23.32%, 26.27%, 26.05% and 18.72%, respectively. Machine learning based decoupling algorithms could significantly reduce the impact of coupling errors and improve the measurement accuracy of sensors and provide technical support for optimizing agricultural machinery.

Key words: farmland tillage load; radial beam sensor; structural optimization; decoupling algorithm; machine learning

收稿日期: 2023-10-31 修回日期: 2023-11-29

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2301302-5)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-05)和西藏自治区重大科技专项(XZ202101ZD0004-04)

作者简介: 陈伟(1988—),男,助理研究员,博士生,主要从事耕种装备及载荷测试研究,E-mail: chenweicbb@163.com

通信作者: 曹光乔(1978—),男,研究员,博士,主要从事农业机械化工程研究,E-mail: caoguangqiao@126.com

0 引言

随着农业现代化、规模化、智能化进程不断推进,大功率拖拉机已经成为其发展的主要方向。由于农田作业环境复杂、农机复式作业工况等原因,拖拉机所承载荷具有连续性、不确定性等特点,增加了大功率拖拉机作业载荷测试的难度^[1-4]。目前用于耕整载荷测试的多维力传感器并不常见,大多见于工业机器人腕部、脚部等^[5-6],测量量程一般不超过 1 000 N,农机载荷测试与其有着明显不同的测量要求^[7-8]。小尺寸大量程是耕整载荷六维力传感器设计方向,协调应变能力和强度关系是设计难点。此外实际作业载荷工况下^[9],考虑到弹性体机械结构、传感器加工精度、应变片粘贴技术以及测量方法等方面的原因,施加在传感器上的力/力矩都会对它输出信号产生影响,即维间耦合^[10]。只有解决了维间耦合问题,才能实现六维力/力矩的精确测量。

结构设计方面,国内拖拉机作业载荷测试方法大多采用单向力传感器,且都存在明显的测量限制^[11],当机具作业参数增加幅度较大情况下,原本忽略不计的干扰会被无限放大,从而影响了测试的准确度。提高农用动力机组空间载荷的测量准确度,关键在于维系原悬挂结构不变,在不改变原有结构的前提下,才能保持原作业过程载荷传递特性不变。针对上述情况,国外已经开展了基于悬挂结构动态载荷传递结构的研究,在保证作业载荷不变的情况下进行测量^[12-14]。JORDI 等^[15]设计了一种“两层”型测量机构,用于测量牵引力和垂直力,经试验测量结果较为准确,但该测量机构只配置了双向力传感器。YEONSOO 等^[16]同样设计了一种“两层”型测量机架,将 6 个单向力传感单元置于中间进行测量,分别测试牵引力、垂向力和侧向力,并同时设计了耕深测试机构,测量的数据较为准确,但仍存在明显的缺陷:①测量机构的结构较为复杂,增加了拖拉机悬挂负荷。②不能排除力矩干扰,即无法消除力矩造成的传感器耦合^[17],所以不能适应具有偏心力作用的作业过程。

多维力传感解耦方面,常用的方式有硬件解耦和软件解耦,硬件解耦即传感器结构设计方面,常用的有浮动梁结构^[18]和滑移结构^[19],但对传感器的制造和安装精度要求较高。软件解耦即利用解耦算法减轻耦合误差的影响,提高测量精度,目前常见的有最小二乘法、LS - SVM (Least squares support vector machines)、BP (Back propagation) 神经网络^[20]等,但存在易陷入局部极小值、网络泛化能力弱和对初始权值敏感等缺点。随着计算机技术的不断发

展,机器学习网络利用集成学习 (Ensemble learning) 可以构建并整合多个个体完成学习任务,提高决策的准确性和泛化能力^[21-22]。相比传统神经网络,集成模型具有更优异的性能表现。

综上,针对耕整载荷六维力传感器小尺寸大量程设计需求,本文在不改变载荷传递特性的结构基础上,设计一种六维力传感器,可同时测量力和力矩;开展六维力传感器结构设计与优化,协调应变能力和强度关系研究。针对传感器维间耦合问题,开展六维力静态标定试验,基于静态标定数据采用改进型 XGBoost 机器学习网络对力/力矩信号进行解耦,并与常规网络进行比对,以验证改进型 XGBoost 网络的解耦精度。

1 六维力传感器结构设计与分析

1.1 六维力传感器结构设计

在经典十字梁结构基础上,依据耕整载荷实际作业工况需求,设计了六维力传感器,结构如图 1 所示。主要包括辐缘、4 个相同的应变梁、4 个相同的浮动梁、1 个加载台等。

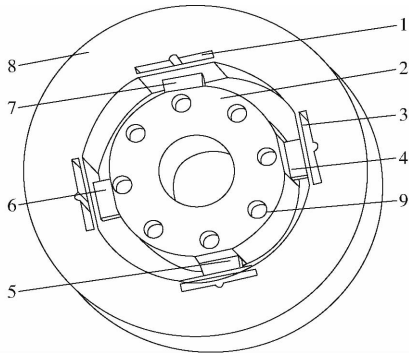


图 1 六维力传感器结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of six dimensional force sensor

1. 应变调节槽 2. 加载台 3. 浮动梁 4、5、6、7. 应变梁 8. 辐缘 9. 安装孔

其中,应变梁 4 与应变梁 6 对称布置,应变梁 5 与应变梁 7 对称布置,浮动梁、应变调节槽均对称布置,应变梁两端分别与浮动梁、加载台固联。应变梁用于测量载荷,应变调节槽、浮动梁可起到缓解力的耦合作用。加载台可通过安装螺纹孔与中间连接件相连,从而获得载荷。

1.2 六维力传感器结构优化

传感器测量是通过应变片微小变形引起电阻变化导致输出电压信号变化进行的,应变梁表面的微小变形是引起应变片变形的直接原因。为了使应变梁具有更好的应变能力,有必要对应变梁尺寸进行优化设计。浮动梁不存在直接测量的作用,但是可以起到降低各应变梁直接干扰的作用,浮动梁尺寸

根据以往设计经验获得。由于本传感器在具体使用过程中后部需要连结测量框架,正面加载台与农机相连,测量框架尺寸根据拖拉机三点悬挂机构设计,所以导致传感器的外部轮缘直径和内部加载台直径相对确定,从而确定应变梁长度,本节主要对应变梁的宽度和高度进行优化。

采用 Solidworks 软件建立三维模型,将模型导入 ANSYS 软件中进行分析,比较各尺寸下应变梁正面和侧面的应变情况,通过在应变梁正面和侧面布置应变监控点获得应变数据,为保证各个应变梁能够充分响应应变情况,本次仿真加载 Z 方向力矩 $1\,000\text{ N}\cdot\text{m}$,理论上各应变梁变化相同,通过监测应变梁 4 的应变情况进行研究,具体仿真参数如表 1 所示,六维力传感器总变形量如图 2 所示。

表 1 结构优化仿真参数

参数	数值/形式
材料	结构钢
杨氏模量/MPa	200 000
泊松比	0.3
网格尺寸/mm	2
Z 方向力矩/($\text{N}\cdot\text{m}$)	1 000
轮缘	固定

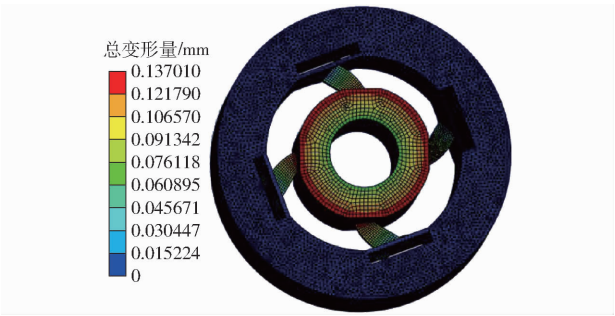


图 2 六维力传感器总变形量

Fig. 2 Total deformation of six dimensional force sensor

应变梁尺寸选取范围根据传感器工作量程确定,本传感器最大量程为 $10\,000\text{ N}$,结合前期研究基础,宽度和高度范围预定为 $10\sim18\text{ mm}$ 、 $4\sim8\text{ mm}$ 。由表 2 可知,当应变梁长、宽、高分别为 9 、 10 、 4 mm 时,应变梁正面应变为 $0.001\,6$,侧面应变为 $0.002\,36$,但考虑到应变片安装情况,确定应变梁长、宽、高分别为 9 、 10 、 6 mm 。

1.3 六维力传感器应变能力分析

为提高测量精度,减少不同特征载荷之间的干扰,需对六维力传感器的应变能力进行分析来确定应变片布置,主要分析 4 个应变梁在不同载荷加载下应变变化情况。采用 Solidworks 软件建立三维模

表 2 应变梁正面和侧面的应变仿真结果

Tab. 2 Strain simulation results of front and side of strain beam				
长度/mm	宽度/mm	高度/mm	正面应变	侧面应变
9	18	8	0.000 40	0.000 48
9	14	8	0.000 56	0.000 76
9	10	8	0.000 86	0.001 38
9	18	6	0.000 51	0.000 69
9	14	6	0.000 73	0.000 10
9	10	6	0.001 10	0.001 48
9	18	4	0.000 78	0.000 90
9	14	4	0.001 00	0.001 40
9	10	4	0.001 60	0.002 36

型,将模型导入 ANSYS 软件中进行分析,约束与载荷加载与 1.2 节类似,分别加载 $10\,000\text{ N}$ 的 X 方向力(F_x)、 Y 方向力(F_y)、 Z 方向力(F_z)以及 $1\,000\text{ N}\cdot\text{m}$ 的 X 方向力矩(M_x)、 Y 方向力矩(M_y)、 Z 方向力矩(M_z),由于传感器的对称结构, F_x 与 F_y 、 M_x 与 M_y 的加载效果完全相同,因此在操作时只需要加载 X 或 Y 方向的力(力矩)即可。通过在各应变梁正面和侧面设置应变监控点,来获得应变数据。应变能力仿真参数如表 3 所示。

表 3 应变能力仿真参数

Tab. 3 Simulation parameters for strain capacity	
参数	数值/形式
材料	结构钢
弹性模量/MPa	200 000
泊松比	0.3
网格尺寸/mm	2
X/Y 方向力/ N	10 000
Z 方向力/ N	10 000
X/Y 方向力矩/($\text{N}\cdot\text{m}$)	1 000
Z 方向力矩/($\text{N}\cdot\text{m}$)	1 000
轮缘	固定

通过仿真,不同载荷(力/力矩)情况下各应变梁上测量点的应变如图 3 所示。

由图 3a 可知,当加载 X 方向力时,位于应变梁 4 和应变梁 6 正面、侧面的 4 个监测点应变最大值均约为 $0.000\,38$;根据对称性,当加载 Y 方向力时,最大应变应在应变梁 5、应变梁 7 正面或侧面上。由图 3b 可知,当加载 Z 方向力时,位于所有应变梁正面点最大应变基本相同,约为 $0.000\,34$,位于侧面监测点最大应变约为 $0.000\,26$ 。由图 3c 可知,当加载 X 方向力矩时,应变最大点位于应变梁 4、应变梁 6 正面,最大值约为 $0.001\,6$;根据对称性当加载 Y 方向力矩时,最大应变应在应变梁 5、应变 7 正面。由图 3d 可知,当加载 Z 方向力矩时,应变最大

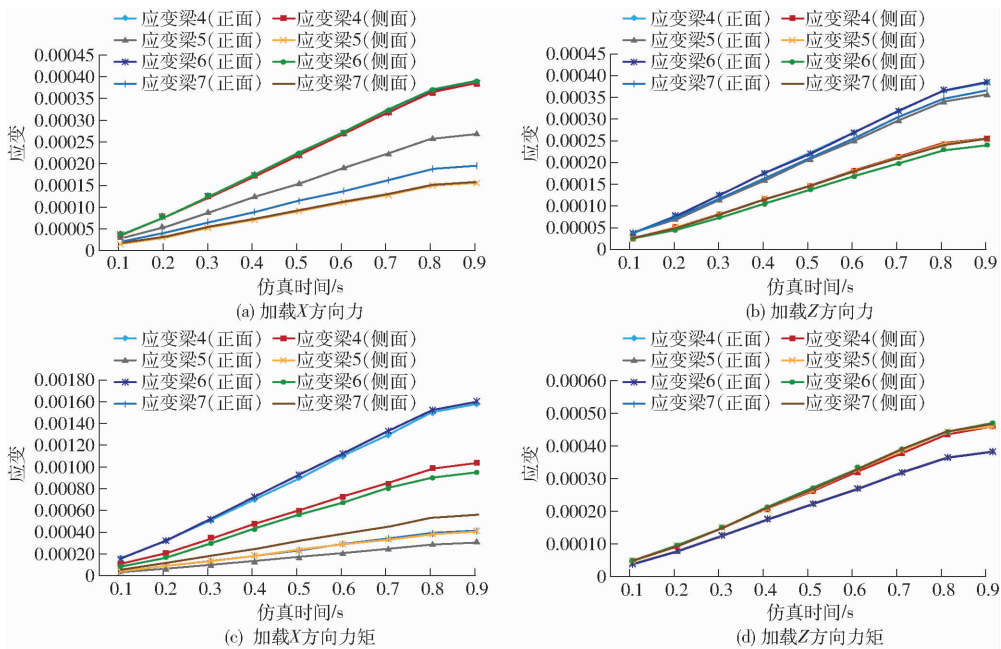


图 3 不同力、力矩下应变梁上测量点的应变
Fig. 3 Strain of measurement points on strain beams under different forces and torques

点在所有应变梁侧面,约为 0.000 48;位于应变梁正面点的最大应变约为 0.000 4。

综上,测量 X 方向力的应变片可布置于应变梁 4 侧面,同时在其对称面进行相同布置,可起到放大信号的作用;测量 Y 方向力的应变片可布置于应变梁 5 侧面及其对称面;测量 Z 方向力的应变片可布置于应变梁 4 正面及其对称面;测量 X 方向力矩的应变片可布置于应变梁 6 正面及其对称面;测量 Y 方向力矩的应变片可布置于应变梁 5 正面及其对称面;测量 Z 方向力矩的应变片可布置于应变梁 7 侧面及其对称面。

2 基于机器学习的六维力传感器解耦

基于机器学习的六维力传感器解耦研究主要包

括:信号标定及加载、信号处理、不同机器学习网络解耦回归。首先对六维力传感器进行静态解耦前,需要先对六维力信号进行静态标定,对各个测量通道进行单独加载,并获取静态标定数据;其次对标定后的数据进行信号处理,获取多个通道的电信号,即输出电压;最后将得到的多样化数据,进行系统误差校正等数据预处理后,通过标定试验共得到 1 150 组数据,其中 920 组作为训练集,230 组作为测试集。分别利用传统多元线性回归 (MLR)、随机森林 (RF)、改进型 XGBoost 3 种非线性解耦模型进行解耦计算,并采用预测决定系数 R^2 、平均绝对误差 (MAE) 作为模型性能评价指标,比较不同模型的解耦效果。主要研究内容如图 4 所示。

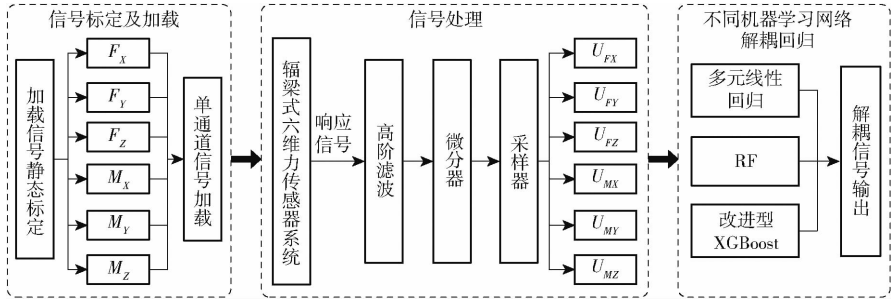


图 4 主要研究内容框图
Fig. 4 Main research content

2.1 六维力传感器静态标定试验

传感器静态标定试验在室内试验台上进行,由液压加载设备进行缓慢加载、减载,加载设备由广州广电计量检测股份有限公司提供,所用的仪器、设备均已通过第三方机构计量认证,可以提供准确的载荷

信号。按照标定步骤,加载载荷从零开始,每 200 N 记录一次数据,至满量程载荷。为了获得准确的解耦模型,降低数据处理难度,试验中对各个测量通道进行单独加载时,记录了所有通道的数据。测试装备中涉及 3 个相同的传感器,在研究过程中分别对其

进行标定试验,取 3 个传感器最终数据的平均值用于研究。

力矩加载采用偏心力加载的方式,通过力学规律换算出传感器加载台受到的载荷,对所得数据进行处理。力、力矩加载如图 5 所示。

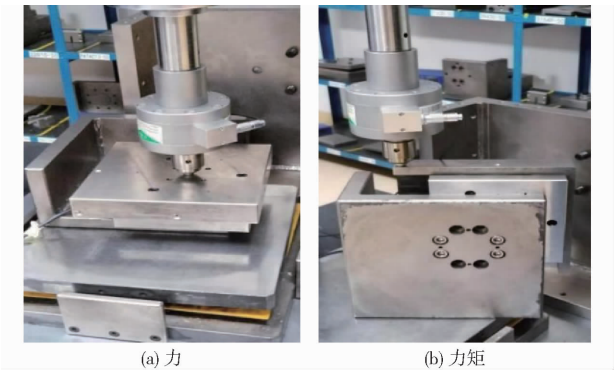


图 5 力、力矩加载过程
Fig. 5 Loading process of force and torque

传感器的线性度(又称非线性误差)是指传感器的输出与输入之间的线性程度。实际中遇到的传感器特性大多为非线性,为得到较好的线性关系,往往会引入各种非线性补偿环节。线性度越小,则表示直线性度越好,计算公式为

$$\gamma_L = \pm \frac{\Delta L_{\max}}{Y_{FS}} \times 100\%$$

其中 $Y_{FS} = y_{\max} - y_{\min}$

式中 γ_L ——线性度

$\Delta L_{\max}$ ——最大非线性绝对误差

Y_{FS} ——满量程输出

$y_{\max}、y_{\min}$ ——最大、最小输出

由表 4 可知,当单独加 $F_X、F_Y、F_Z、M_X、M_Y、M_Z$ 时,主通道线性度分别为 0.28%、0.31%、0.38%、0.25%、0.35%、0.11%,可以得出各测量主通道的输入-输出均表现出良好的线性关系,保障测量结果的准确性。

表 4 各通道输入-输出线性度

Tab.4 Load input and output linearity of each channel

载荷	单独加载					
	F_X	F_Y	F_Z	M_X	M_Y	M_Z
F_X	0.28	3.34	2.43	1.40	0.79	13.43
F_Y	0.02	0.31	25.94	0.05	0.81	2.91
F_Z	2.24	9.20	0.38	14.98	15.08	2.05
M_X	66.56	11.56	0.03	0.25	3.99	1.77
M_Y	8.54	7.35	1.02	3.88	0.35	3.16
M_Z	4.70	11.94	8.15	6.05	0.29	0.11

主通道对其他通道的耦合输出数据表现出一定的非线性,其中 F_X-M_X 通道输入-输出线性度最大,

达到 66.56%, F_Z-F_Y 通道输入-输出线性度次之,为 25.94%,上述两通道线性关系较弱,耦合现象存在较强的非线性特征,传统逆矩阵解耦法是基于良好的线性特征开展,不能满足本传感器的解耦需求,需对解耦模型进行深入研究。

2.2 XGBoost 模型

极端梯度提升算法(XGBoost)是 CHEN 等^[23]提出的一种有监督的基于梯度 Boosting 的集成学习算法,是一种提升类算法,将多个弱分类器结果组合成强分类器输出结果。使数组的预测值尽可能接近真值,并具有最大的泛化能力。

XGBoost 算法特点如下:①利用残差拟合生成多个弱学习器,并将弱分类器累加得到一个强学习器^[24]。②引入二阶导数信息,使模型在训练过程中的收敛速度更快^[25]。③损失函数采用正则化项来抑制模型复杂度,避免过拟合现象。

2.3 改进型 XGBoost 解耦模型

常规 XGBoost 模型训练前需设定子模型数量、学习率、树最大深度、惩罚系数等超参数,为了达到最小误差和避免过拟合,使用人工检索或网格搜索方法确定最优超参数组合时会耗时较长。因此本文拟采用贝叶斯优化(Bayesian optimization)进行机器学习调参以期获得最佳的模型性能表现^[26],在有限的检索次数内达到最优值,从而保证得到最优的模型参数组合进行六维力通道的非线性解耦。

贝叶斯优化核心组件包括:使用统计描述的代理模型和采集函数^[27-28]。利用灵活的代理模型,随机逼近目标函数,并使用不同的核函数来增加代理模型的非线性表达能力;利用采集函数对高均值区域的开发和对高波动区域的探索之间做一个权衡,来选取合适的超参数样本点。主要特点包括^[29]:采用高斯过程不断更新验证,迭代次数少、速度快,避免陷入局部最优解。本文提出的改进型 XGBoost 解耦模型,学习率为 0.1,迭代次数为 500。

引入经典的高斯过程为代理模型的贝叶斯优化分类算法,搭建改进型 XGBoost 解耦模型,保证模型的性能稳定性和友好性,避免模型陷入局部最优解,同时进一步提高算法性能。

主要步骤为:①初始化贝叶斯优化算法点集 $D_o = \{X_i, f(X_i)\}$ 和最大循环迭代次数 N 。②根据当前点集 D_{i-1} ,构建高斯过程代理函数。③基于代理函数 $g(x)$,最大化采集函数 $\alpha(x|D_{i-1})$,获得下一个评估点 $x_i = \operatorname{argmin} \alpha(x|D_{i-1})$ 。④判断获得评估点 x_i 函数值 $f(x_i)$,将其加入评估点集合 $D_i = D_{i-1} \cup \{x_i, f(x_i)\}$ 中。⑤判断迭代次数是否满足上限,是则停止搜索,不是则返回步骤②继续搜索。

⑥迭代完成后,得到最优的 BO - XGBoost 参数,利用最优参数对训练集样本进行解耦。⑦进行模型验证。BO - XGBoost 算法流程图如图 6 所示。

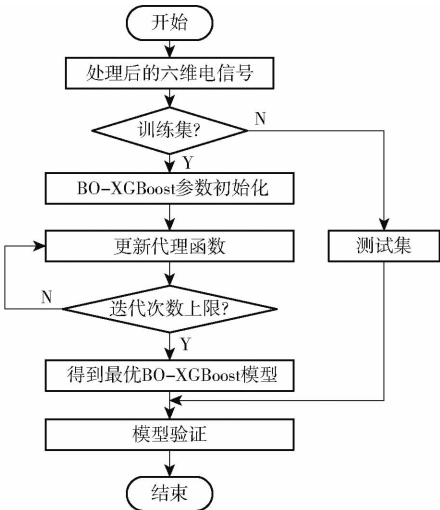


图 6 BO - XGBoost 算法流程图

Fig. 6 Algorithm flowchart of BO - XGBoost

2.4 测试环境

所有测试的软硬件与编译环境配置为 Windows 10 64 位系统,Intel i9 9900K@ 3. 60 GHz 处理器,Nvidia GeForce RTX 2080 Ti (11GB) 显卡,PyCharm + Pytorch 1. 7. 1 + Python 3. 7. 7、Cuda 10. 0 + cudnn 7. 6. 5 + tensorboardX 2. 1。

2.5 不同机器学习网络解耦结果比较

选用预测 R^2 、MAE 作为模型性能评价指标,MAE 越小且 R^2 越大,模型性能和预测效果越好。训练集决定系数、平均绝对误差分别表示为 R_c^2 、MAEC,测试集为 R_p^2 、MAEP。

用 MLR、RF、改进型 XGBoost 3 种回归方式对 X、Y、Z 方向加载力 (F_x 、 F_y 、 F_z) 及 X、Y、Z 方向加载力矩 (M_x 、 M_y 、 M_z) 6 个方向的加载进行非线性解耦,结果如表 5 ~ 7 所示。

表 5 传统多元线性回归在六维力方向的解耦结果

Tab. 5 Decoupling results of traditional multiple linear regression in six dimensional force directions

加载方式	训练集		测试集	
	R_c^2	MAEC	R_p^2	MAEP
X 方向加载力 F_x	0. 801 3	0. 102 N	0. 799 9	0. 111 N
Y 方向加载力 F_y	0. 785 2	0. 065 N	0. 778 4	0. 082 N
Z 方向加载力 F_z	0. 781 0	0. 053 N	0. 765 0	0. 073 N
X 方向加载力矩 M_x	0. 792 3	0. 099 N·m	0. 781 5	0. 119 N·m
Y 方向加载力矩 M_y	0. 810 6	0. 152 N·m	0. 790 9	0. 162 N·m
Z 方向加载力矩 M_z	0. 836 9	0. 117 N·m	0. 827 3	0. 139 N·m

由表 5 可知,传统多元线性回归在六维力加载方向的预测效果欠佳, M_z 的 R_p^2 最高,为 0. 827 3, F_z 的 R_p^2 最低,仅为 0. 765 0,无法满足非线性解耦的要求。

表 6 随机森林模型在六维力方向的解耦结果

Tab. 6 Decoupling results of random forest model in six dimensional force directions

加载方式	训练集		测试集	
	R_c^2	MAEC	R_p^2	MAEP
X 方向加载力 F_x	0. 980 5	0. 021 N	0. 976 7	0. 026 N
Y 方向加载力 F_y	0. 891 7	0. 032 N	0. 878 0	0. 046 N
Z 方向加载力 F_z	0. 917 2	0. 029 N	0. 909 0	0. 037 N
X 方向加载力矩 M_x	0. 992 6	0. 012 N·m	0. 989 6	0. 019 N·m
Y 方向加载力矩 M_y	0. 999 3	0. 005 N·m	0. 998 9	0. 009 N·m
Z 方向加载力矩 M_z	0. 989 5	0. 012 N·m	0. 983 4	0. 020 N·m

表 7 改进型 XGBoost 模型在六维力方向的解耦结果

Tab. 7 Decoupling results of improved XGBoost model in six dimensional force directions

加载方式	训练集		测试集	
	R_c^2	MAEC	R_p^2	MAEP
X 方向加载力 F_x	0. 987 5	0. 021 N	0. 980 4	0. 026 N
Y 方向加载力 F_y	0. 952 8	0. 026 N	0. 941 8	0. 031 N
Z 方向加载力 F_z	0. 951 7	0. 027 N	0. 943 4	0. 039 N
X 方向加载力矩 M_x	0. 990 1	0. 018 N·m	0. 986 8	0. 024 N·m
Y 方向加载力矩 M_y	0. 998 2	0. 011 N·m	0. 996 9	0. 018 N·m
Z 方向加载力矩 M_z	0. 989 6	0. 023 N·m	0. 982 2	0. 029 N·m

由表 6 可知,随机森林模型在六维力加载方向的预测效果明显优于传统多元线性回归, M_y 的 R_p^2 最高,为 0. 998 9, F_y 的 R_p^2 最低,仅为 0. 878 0。

由表 7 可知,改进型 XGBoost 模型 M_y 的 R_p^2 最高,达到 0. 996 9, F_y 的 R_p^2 最低,为 0. 941 8, F_x 、 F_y 、 F_z 、 M_x 、 M_y 、 M_z 6 种加载方式的 R_p^2 、MAEP 均明显优于随机森林模型、传统多元线性回归。相较于传统多元线性回归方式,六维加载力/力矩的 R_p^2 分别提升 22. 57%、20. 99%、23. 32%、26. 27%、26. 05%、18. 72%。

改进型 XGBoost 模型 X、Y、Z 方向加载力及 X、Y、Z 方向加载力矩解耦结果拟合曲线如图 7 所示。由图 7 可知,六维加载方向上,改进型 XGBoost 模型的预测效果较好,特别是载荷初期,即力、力矩不超过 3 000 N 或 300 N·m 时。而逆矩阵解耦时,在解耦过程存在一些不足,力信号在载荷初期解耦过程波动较大。综上可知,改进型 XGBoost 模型预测效果较好,避免了陷入局部最优解。

图 8 为改进型 XGBoost 模型在六维加载方向测试集样本的预测值与真实值。由图 8 可知,改进型 XGBoost 模型在 X、Y、Z 方向加载力的解耦效果明显优于 X、Y、Z 方向加载力矩,其中 M_y 方向的预测效果最优。当力、力矩超过 3 000 N 或 300 N·m 时,易出现预测误差,这可能是由于随着加载力、力矩逐渐增大,其他通道电信号对主通道电信号的维间耦合

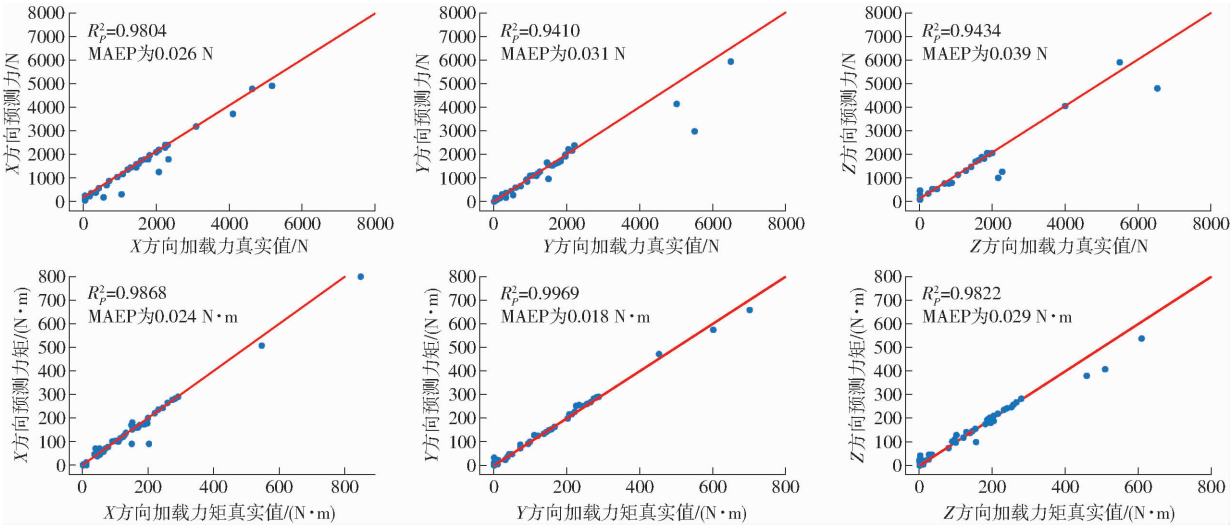


图7 X、Y、Z方向加载力/加载力矩解耦结果

Fig. 7 Decoupling results of X, Y and Z loading force and torque

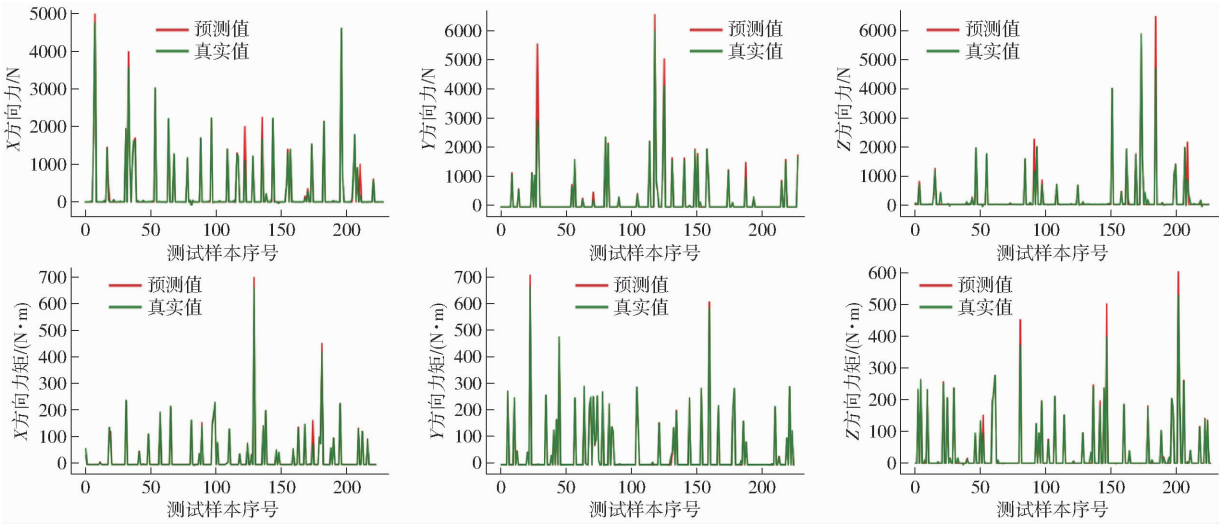


图8 X、Y、Z方向加载力/力矩解耦真实值与预测值结果对比

Fig. 8 Comparison results between actual and predicted decoupling values of X, Y and Z loading force and torque

被进一步放大,从而影响了预测精度。

3 结论

(1) 结合实际作业工况,设计了一种农用重载六维力传感器,用于测量农田耕整载荷。在经典十字梁传感器结构上,增加了调节应变能力的应变调节槽,增大加载台强度,测量量程可达10 000 N。为了实现小尺寸大量程需求,对应变梁尺寸进行优化,确定其长、宽、高分别为9、10、6 mm。

(2) 为提高测量精度,对传感器应变能力进行了分析,通过对各应变监控点数据的研究,得出测量各个方向载荷的应变片位置。测量X方向力的应变片可布置于应变4侧面,测量Y方向力的应变片可布置于应变梁5侧面,测量Z方向力的应变片可布置于应变梁4正面,测量X方向力矩的应变片可布置于应变梁6正面,测量Y方向力矩的应变片可

布置于应变梁5正面,测量Z方向力矩的应变片可布置于应变梁7侧面。

(3) 对六通道的加载信号进行静态标定及处理,基于改进XGBoost模型对六维力通道进行解耦, F_x 、 F_y 、 F_z 、 M_x 、 M_y 、 M_z 6种加载方式的 R_p^2 分别达到0.980 4、0.941 8、0.943 4、0.986 8、0.996 9、0.982 2,预测效果较好,避免了陷入局部最优解。

(4) 改进型XGBoost在六维力加载方向的 R_p^2 、MAEP均明显优于随机森林模型、传统多元线性回归。相较于传统多元线性回归方式,六维加载力/力矩的 R_p^2 分别提升22.57%、20.99%、23.32%、26.27%、26.05%、18.72%。

(5) 农田作业环境复杂,常规的解耦算法无法满足传感器解耦需求,基于机器学习的解耦算法可明显减少耦合误差的影响,提高传感器的测量精度。

参 考 文 献

[1] 赵占军, 郭辉, 杨宛章, 等. 土壤机械阻力连续测量系统设计[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(4): 264 – 268.
ZHAO Zhanjun, GUO Hui, YANG Wanzhang, et al. Design on continuous measurement of soil mechanical resistance [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016, 37(4): 264 – 268. (in Chinese)

[2] MOHSEN B, MOHAMMAD A G, IMAN A. Design and construction of load cell of a three point hitch dynamometer for tractor John Deer 3140[J]. Journal of Modern Processes in Manufacturing and Production, 2014, 3(2): 47 – 58.

[3] 沈跃, 张亚飞, 刘慧, 等. 农业装备自动控制技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 1 – 18.
SHEN Yue, ZHANG Yafei, LIU Hui, et al. Research review of agricultural equipment automatic control technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 1 – 18. (in Chinese)

[4] 许春林, 李连毫, 赵大勇, 等. 悬挂农具作业动力学参数田间实时测试系统[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 83 – 88.
XU Chunlin, LI Lianhao, ZHAO Dayong, et al. Field real-time testing system for measuring work dynamic parameters of suspension agricultural implement[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 83 – 88. (in Chinese)

[5] 宋逸, 段晋军, 相立峰, 等. 一种低耦合高精度六维力传感器设计及应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(3): 473 – 480.
SONG Yi, DUAN Jinjun, XIANG Lifeng, et al. Design and application of high-precision loosely coupled six-axis force sensor [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(3): 473 – 480. (in Chinese)

[6] 张春涛, 王勇. 工业机器人六维力传感器在线标定方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 161 – 168.
ZHANG Chuntao, WANG Yong. Research on online calibration method of six-axis force sensor for industrial robot[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(6): 161 – 168. (in Chinese)

[7] GANESH U, HIFJUR R. Specific draft estimation model for offset disc harrows[J]. Soil and Tillage Research, 2019, 191: 75 – 84.

[8] 孔羿勋, 杨丹彤. 基于回归拟合的深松耕作阻力测试系统改进设计[J]. 农机化研究, 2022, 44(2): 95 – 98.
KONG Yixun, YANG Dantong. Improved design of resistance test system for subsoiling based on regression fitting[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(2): 95 – 98. (in Chinese)

[9] 贾洪雷, 罗晓峰, 王文君, 等. 滑动耕作部件作业阻力测试装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 56 – 64.
JIA Honglei, LUO Xiaofeng, WANG Wenjun, et al. Design and experiment of tillage resistance testing device for sliding cultivate component[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 56 – 64. (in Chinese)

[10] LIYUE F, AIHUO S. A polyetheretherketone six-axis force/torque sensor[J]. IEEE Access, 2019, 7: 105391 – 105401.

[11] 王素玉, 刘站, 李瑞川, 等. 基于土壤比阻的大功率拖拉机变权重力位综合控制研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 351 – 357.
WANG Suyu, LIU Zhan, LI Ruichuan, et al. Variable weight force-position mixed control of high-power tractor based on soil specific resistance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 351 – 357. (in Chinese)

[12] MIAO B, LI Y, GUO Y, et al. Design and experimental results of a three-dimensional force sensor for shearer cutting pick force monitoring[J]. Sensors, 2023, 23(23): 115 – 125.

[13] MISHRA T, ROOIJ D M, SHISODE M, et al. Analytical numerical and experimental studies on ploughing behaviour in soft metallic coatings[J]. Wear, 2020, 448 – 449: 203219.

[14] LI X, LIN J, PANG Y, et al. Three-dimensional force sensor based on fiber bragg grating for medical puncture robot[J]. Photonics, 2022, 9: 630.

[15] JORDI P, JORDI B, MARTI C, et al. A three-point hitch dynamometer for load measurements between tillage implements and agricultural tractors during operation[EB/OL]. <https://www.researchgate.net/publication/267405934>.

[16] YEONSOO K, TAEK J K, YONG-JOO K, et al. Development of a real-time tillage depth measurement system for agricultural tractors: application to the effect analysis of tillage depth on draft force during plow tillage[J/OL]. Sensors, 2020, 912(20). DOI:10.3390/s20030912.

[17] ZHOU S, SUN J, CHEN W, et al. Method of designing a six-axis force sensor for stiffness decoupling based on Stewart platform[J]. Measurement, 2019, 148: 106966.

[18] SONG A G, WU J, QIN G, et al. A novel self-decoupled four degree-of-freedom wrist force/torque sensor[J]. Measurement, 2007, 40: 883 – 891.

[19] SUN Y J, LIU Y W, LIU H. Analysis calibration system error of six-dimension force/torque sensor for space robot[C]// International Conference on Mechatronics and Automation, 2014: 347 – 352.

[20] LIYUE F, AIGUO S. An optimized BP neural network based on genetic algorithm for static decoupling of a six-axis force/torque sensor[C]// IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018.

[21] WEN L, HUGHES M. Coastal wetland mapping using ensemble learning algorithms: a comparative study of bagging, boosting and stacking techniques[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1683.

WANG Jinwu, TANG Han, WANG Qi, et al. Numerical simulation and experiment on seeding performance of pickup finger precision seed-metering device based on EDEM[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(21): 43–50. (in Chinese)

[27] 刘彩玲,黎艳妮,宋建农,等. 基于 EDEM 的离心甩盘撒肥器性能分析与试验[J]. 农业工程学报,2017,33(14):32–39.

LIU Cailing, LI Yanni, SONG Jiannong, et al. Performance analysis and experiment on fertilizer spreader with centrifugal swing disk based on EDEM[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(14): 32–39. (in Chinese)

[28] 何顺. 油菜扰动气力式精量排种器吸附机理分析与试验[D]. 合肥:安徽农业大学,2021.

HE Shun. Analysis and test of adsorption mechanism of oilseed rape disturbed pneumatic precision seed metering device[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[29] 李兆东,何顺,钟继宇,等. 油菜扰动气力盘式穴播排种器参数优化与试验[J]. 农业工程学报, 2021,37(17):1–11.

LI Zhaodong, HE Shun, ZHONG Jiyu, et al. Parameter optimization and experiment of the disturbance pneumatic plate hole metering device for rapeseed[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 1–11. (in Chinese)

[30] 刘涛,何瑞银,陆静,等. 基于 EDEM 的窝眼轮式油菜排种器排种性能仿真与试验[J]. 华南农业大学学报,2016,37(3): 126–132.

LIU Tao, HE Ruiyin, LU Jing, et al. Simulation and verification on seeding performance of nest hole wheel seed-metering device based on EDEM[J]. Journal of South China Agricultural University,2016,37(3):126–132. (in Chinese)

[31] 丛锦玲,廖庆喜,曹秀英,等. 油菜小麦兼用排种盘的排种器充种性能[J]. 农业工程学报,2014,30(8):30–39.

CONG Jinling, LIAO Qingxi, CAO Xiuying, et al. Seed filling performance of dual-purpose seed plate in metering device for both rapeseed & wheat seed[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(8): 30–39. (in Chinese)

[32] 刘佳,崔涛,张东兴,等. 机械气力组合式玉米精密排种器[J]. 农业机械学报,2012,43(2):43–47.

LIU Jia, CUI Tao, ZHANG Dongxing, et al. Mechanical-pneumatic combined corn precision seed-metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 43–47. (in Chinese)

[33] GB/T 9478—1988 穴播种机试验方法[S]. 1988.

[34] 邢赫,王在满,罗锡文,等. 气力式水稻穴播机播种精度与田间成苗率关系的试验研究[J]. 农业工程学报,2018, 34(9):42–48.

XING He, WANG Zaiman, LUO Xiwen, et al. Experimental study on relationship of seeding precision and germination rate in field of pneumatic rice hill-drop drilling planter[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 42–48. (in Chinese)

[35] 李姗姗,廖庆喜,王都,等. 油菜气力滚花滚筒式精量集排器充种性能仿真分析与试验[J]. 华中农业大学学报,2017, 36(5): 99–107.

LI Shanshan, LIAO Qingxi, WANG Du, et al. Simulation analyses and experiment of filling performance of pneumatic knurled cylinder-type centralized precision metering device rapeseed[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2017, 36(5): 99–107. (in Chinese)

[36] NY/T 1143—2006 播种机质量评价技术规范[S]. 2006.

(上接第 35 页)

[22] LIM S,CHI S. XGBoost application on bridge management systems for proactive damage estimation[J]. Advanced Engineering Informatics, 2019, 41: 100922.

[23] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C] // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016:785–794.

[24] ZOPLUOGLU C. Detecting examinees with item preknowledge in large-scale testing using extreme gradient boosting (XGBoost) [J]. Educ. Psychol. Meas.,2019, 7:931–961.

[25] ZHANG X, LUO A. XGBoost based stellar spectral classification and quantized feature[J]. Spectrosc. Spectr. Anal.,2019, 39:3292–3296.

[26] BESKOPYLNY A, STELMAKH S, SHCHERBAN E, et al. Concrete strength prediction using machine learning methods catBoost, K-nearest neighbors, support vector regression[J]. Applied Sciences, 2022, 12(21): 10864.

[27] 崔佳旭,杨博. 贝叶斯优化方法及应用综述[J]. 软件学报,2018,29(10):3068–3090.

CUI Jiaxu, YANG Bo. Survey on Bayesian optimization methodology and applications[J]. Journal of Software,2018,29(10): 3068–3090. (in Chinese)

[28] 何亮,侯英雨,赵刚,等. 基于全局敏感性分析和贝叶斯方法的 WOFOST 作物模型参数优化[J]. 农业工程学报,2016, 32(2):169–179.

HE Liang, HOU Yingyu, ZHAO Gang, et al. Parameters optimization of WOFOST model by integration of global sensitivity analysis and Bayesian calibration method[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(2): 169–179. (in Chinese)

[29] 许丽佳,黄建国,王厚军,等. 混合优化的贝叶斯网络结构学习[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(5):633–639.

XU Lijia, HUANG Jianguo, WANG Houjun, et al. Hybrid optimized algorithm for learning Bayesian network structure[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2009,21(5):633–639. (in Chinese)