doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.010

融合 DEM 与物理信息神经网络的棉秆起拔机跨尺度参数优化方法研究

亚森江·白克力[1,2]　伊力达尔·伊力亚斯[1,2]　岳　勇[1,2]　徐浩东[1,2]

(1. 新疆农业大学机电工程学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆智能农业装备重点实验室, 乌鲁木齐 830052)

摘要: 针对小样本条件下机具-作物-土壤耦合系统的高精度建模与快速参数优化难题,本文以棉秆起拔机的参数优化为例,提出一种融合离散元法(DEM)与物理信息神经网络(PINN)的跨尺度参数优化方法,包括 DEM 建模、力学关系提取、PINN 物理约束嵌入及 NSGA-Ⅱ优化。首先,基于 DEM 构建"橡胶辊-棉秆-土壤"复合模型,提炼黏-滑-分离接触机理,将 DEM 提取的一阶切向力-压入量关系作为 PINN 的物理约束,并联合动力学方程、接触几何关系构建物理损失函数,形成物理一致性的代理模型。随后,以拔断率、漏拔率为双目标,在工程可行域内并结合敏感性分析采用 NSGA-Ⅱ求解 Pareto 前沿并选取膝点工况。结果显示,在相同任务下,单工况计算成本由 DEM 的约 8 h/次降至 PINN 前向推理的 2 s/次,验证集 $R^2 = 0.95$,相较传统 NN 代理,引入力学约束后预测精度提高 20% ~ 30%;最优工况对应拔断率 8%、漏拔率 7%,田间验证偏差小于 2%。该框架在保持物理一致性的同时显著降低优化成本,可为同类机具-作物-土壤系统优化参数设定提供泛化路径。

关键词: 离散元法; 物理信息神经网络; 代理模型; 棉秆起拔机; 跨尺度建模

中图分类号: S223.2　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)07-0108-13　　**OSID**:

Cross-scale Multi-objective Optimization of Cotton Stalk Pulling Machine via Integrated DEM and Physics-informed Neural Networks

YASENJIANG Baikeli[1,2]　YILIDAER Yiliyasi[1,2]　YUE Yong[1,2]　XU Haodong[1,2]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Xinjiang Agricultural University*, *Urumqi* 830052, *China*
2. *Xinjiang Key Laboratory of Intelligent Agricultural Equipment*, *Urumqi* 830052, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenge of high-fidelity modeling and rapid parameter optimization for machine - crop - soil coupling systems under small-sample conditions, taking the cotton stalk pulling device as an example, a cross-scale multi-objective optimization framework that integrated the discrete element method (DEM) with physics-informed neural networks (PINN) was proposed. The framework consisted of DEM-based microscale modeling, mechanical relation extraction, PINN physical-constraint embedding, and NSGA-Ⅱ optimization. Firstly, a composite "rubber roller - cotton stalk - soil" DEM model was established, from which the stick - slip - separation contact mechanism was extracted. The geometric indentation and equivalent contact stiffness were merged into an identifiable parameter and incorporated into the PINN as a primary physical constraint to ensure physical consistency. Subsequently, with stalk breakage rate and miss-pulling rate as dual objectives, NSGA-Ⅱ was employed to compute the Pareto front within engineering feasibility bounds and supported by sensitivity analysis, and the knee point was selected as the optimal operating condition. Results showed that the proposed framework reduced the computational cost per case from approximately 8 h by using DEM to 2 s by using PINN forward inference, achieving a validation $R^2 = 0.95$ and improving prediction accuracy by 20% ~ 30% compared with conventional neural-network surrogates. The optimal operating condition corresponded to a breakage rate of 8% and a miss-pulling rate of 7%, with a field-test deviation of less than 2%. Overall, the proposed DEM - PINN cross-scale framework maintained physical consistency while significantly reducing optimization cost, demonstrating strong generalizability and transferability for soil - plant - machine coupling systems.

Key words: discrete element method; physics-informed neural network; surrogate model; cotton stalk pulling machine; cross-scale modeling

收稿日期: 2026-01-03　修回日期: 2026-01-16

基金项目: 新疆维吾尔自治区青年科学基金项目(2022D01B91)

作者简介: 亚森江·白克力(1987—),男,讲师,博士生,主要从事农业机械创新设计研究,E-mail: yasin@zju.edu.cn

0　引言

在农业机械优化领域，离散元法（DEM）因能够精细刻画土壤颗粒重排、作物变形等微观过程，已成为研究机具-作物-土壤复杂交互的重要工具[1-3]。该方法通过高分辨率仿真为参数设计与性能评估提供了可靠的跨尺度数据支撑，但其计算代价极高，典型工况单次仿真往往耗时数小时[4]，难以满足棉秆起拔机等具有强非线性、多目标耦合特性作业对象对大规模样本的需求。尽管传统代理模型（如多项式回归、BP 神经网络等）在一定程度上降低了 DEM 的计算成本，实现了快速近似预测，但由于缺乏显式物理约束，其在应对复杂耦合工况时常表现出泛化能力弱、噪声敏感性高等根本不足，难以实现 DEM 微观仿真数据向宏观优化任务的可靠迁移[5-6]。相比之下，物理信息神经网络（PINN）通过在损失函数中嵌入代数关系或控制方程，实现物理一致性与数据驱动特征的融合，不仅具备极低的推断计算代价，还能够从高精度 DEM 数据中学习具有可迁移性的力学规律[7-8]。因此，开展基于 DEM - PINN 融合的机具-作物-土壤的跨尺度多目标优化方法研究十分必要，对提升棉秆起拔作业性能和机械化水平具有重要意义[9]。

代理模型在工程优化中种类繁多，包括响应面方法（RSM）、Kriging 或高斯过程代理以及传统神经网络（NN）等，这些模型通过数据拟合简化复杂仿真，已在农业机械设计中广泛应用。AIKINS 等[10]、SHMULEVICH[11]以及 JIANG 等[12]的研究表明，代理模型已被用于辅助农业机械领域的 DEM 参数标定、土壤-机具作用分析以及作业性能预测，并在一定程度上提升了相关设计任务的计算效率。然而，从这些研究也可以看出，现有代理模型在面向棉秆-土壤-机具耦合系统的跨尺度优化时仍存在显著局限。RSM 依赖多项式结构，对样本规模和噪声高度敏感；Kriging 虽具有较高样本效率，但作为纯数据驱动方法，难以显式表征 DEM 中的颗粒-作物非线性接触机制；传统 NN 则易过拟合且对数据规模依赖明显，在复杂耦合场景中精度与稳定性均受限制[10-12]。另一方面，刘雄等[13]、薛党勤等[14]、张佳喜等[15]的研究揭示了棉秆起拔力受土壤条件、茎秆力学特性和结构设计多因素耦合作用影响，其动力学机制复杂、跨尺度关联显著，从而进一步放大了传统代理模型在 DEM 向宏观优化迁移中的不足。为突破上述瓶颈，KARNIADAKIS 等[16]提出的物理信息神经网络（PINN）为构建兼具物理一致性与高效推断能力的跨尺度代理模型提供了新思路。ZHAO 等[17]通过 DEM 标定研究获得了棉秆接触力-位移关系等可嵌入 PINN 的力学特征方程，为实现微观力学向宏观性能指标的迁移提供了必要基础；WANG 等[18]和 ZHANG 等[19]的棉秆机械结构研究则进一步说明了构建设计-力学跨尺度关联模型的重要性。依托 PINN 的物理约束嵌入机制，可在降低数据需求与计算成本的同时提高预测精度与跨尺度鲁棒性，为棉秆起拔机多目标优化提供可靠的代理基础。总体来看，针对农机场景中 DEM 微观仿真与宏观作业性能指标之间的跨尺度映射，现有研究多采用纯数据驱动的代理模型，物理一致性和可解释性有限，在工程可行域边界及工况波动条件下的稳健性仍有待加强。针对上述问题，本文尝试构建融合 DEM 与物理信息神经网络的跨尺度代理模型，并结合多目标优化与田间验证，为棉秆起拔机及类似土壤-植株-机械系统提供一种兼顾物理一致性与计算效率的参数优化路径。

本文提出一种面向小样本工程场景的 DEM - PINN 融合跨尺度优化框架，旨在实现“机具-作物-土壤系统”的动力学一致建模与高效优化，以棉秆起拔机的参数优化为例，构建一种融合 DEM 与 PINN 的跨尺度优化方法。首先，从 DEM 仿真时序中提炼并参数化动力学方程，将方程残差作为 PINN 的主物理约束，实现从微观仿真到宏观优化的动力学一致迁移，并在小样本下保持稳健外推。其次，将橡胶辊-棉秆-土壤系统的非光滑黏-滑-分离接触机理以可微约束嵌入 PINN 损失，强化物理一致性与训练稳定性，降低纯数据驱动的过拟合风险。最后，面向工程约束开展快速可微优化，利用可微物理代理实现多目标与敏感度分析，显著缩短优化迭代，并开展田间验证。

1　材料与方法

如图 1 所示，本文研究框架为“现场→仿真→数据→特征→物理→优化”的闭环跨尺度流程：首先，以田间工况与棉秆起拔机参数为起点，依据试验设计（Design of experiments, DOE）在参数化 DEM 模型中开展批量仿真，生成时序数据；其次，在数据层进行关键特征提取[3]，构建输入向量（机具参数、作物/土壤参数、时间序列等）。随后进入物理层，采用 PINN 建模，并以常微分方程（Ordinary differential equation, ODE）形式的动力学方程作为主要物理约束，预测目标响应（位移（$y(t)$）与起拔力（$F_{up}(t)$））。最后在优化层，将已训练的 PINN 作为可微代理执行多目标优化[4]。优化与模型评估结果再回馈至 DOE/数据采集与网络训练环节，迭

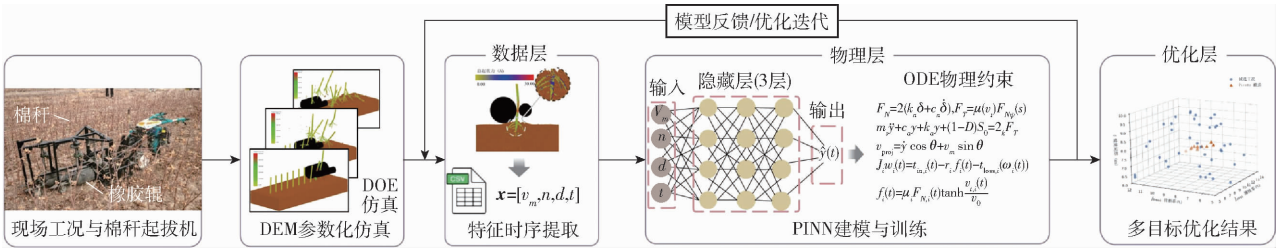


图 1 研究总体框架

Fig. 1 Schematic of research framework

代更新直至收敛[16]。

1.1 研究对象与 DEM 建模

1.1.1 棉秆起拔机结构、工作原理与参数定义

如图 2 所示,棉秆起拔机通过两对橡胶辊对辊夹持和拉拔方式实现田间棉秆拔出清理。作业流程主要包括棉秆喂入、橡胶辊起拔和排出 3 个阶段,形成一个连续的起拔循环。其整体结构包括机架作为支撑骨架、动力输入轴和皮带轮负责动力传输、拨秆轮链条和拨秆器引导棉秆进入拔除区,以及核心执行部件正转橡胶辊和反转橡胶辊,辅以辊间调整轴承座调节辊筒间距。该机器呈纵向布局,便于拖拉机牵引,橡胶辊筒表面柔韧以减少损伤,适用于宽窄行(660 mm + 100 mm)种植模式的棉区[20]。

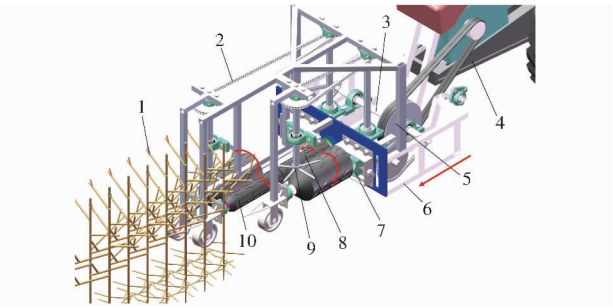


图 2 棉秆起拔机结构示意图

Fig. 2 Structural schematic of cotton stalk puller

1. 棉秆 2. 拨秆轮链条 3. 动力输入轴 4. 拖拉机 5. 皮带轮 6. 机架 7. 辊间调整轴承座 8. 正转橡胶辊 9. 拨秆器 10. 反转橡胶辊

关键参数包括机具前进速度 v_m(m/s)(由拖拉机控制)、辊筒转速 n(r/min)(由带轮调节,提升起拔率并减少损伤)、辊筒间距 d(mm)(由辊间调整轴承座调节,影响夹持力),三者共同影响法向夹持与切向起拔,从而决定起拔效果。

1.1.2 DEM 模型建立与校准

为精确模拟棉秆起拔机的起拔过程,并分析漏拔率和拔断率,基于离散元方法构建了“橡胶辊-棉秆-土壤”的离散元模型(如图 3 所示)。该模型基于 EDEM 软件构建,棉花品种为新陆早 66 号,其中棉秆颗粒尺寸为 1.5 mm,采用 Hertz - Mindlin 无滑动接触模型进行模拟,并运用 Bonding V2 模型[21-23]进行键合;采用“宽窄行”种植模式,根部结构基于田间验证的形态数据进行参数化,从而捕捉微观力学动态[3]。土壤颗粒(直径 2.0 mm)同样采用键合方式,试验田平均土壤紧实度约 447.3 kPa,平均土壤含水率为 16.8%。试验仪器包括 TJSD - 750 - 2 型土壤紧实度测试仪和 TZS - 1K - G 型土壤水分测试仪,用于精确测量并校准模型参数。棉秆-土壤接触模型的弹性模量、摩擦因数、粘度系数等相关材料参数见表 1,其中棉秆-橡胶接触参数来源于前期研究工作[22],其余参数参考已有文献进行设置,以确保物理一致性。

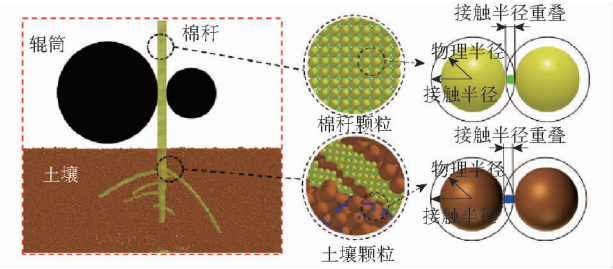


图 3 DEM 模型建立过程

Fig. 3 DEM modeling process

1.1.3 仿真校准与验证

为保证离散元模型的准确性,在建模完成后开展了参数校准与验证。校准过程中,通过田间单株起拔试验获取棉秆起拔力的实测数据,并采用数字式拉力计记录起拔过程的峰值起拔力,作为模型修正的参考。随后在 DEM 仿真中针对棉秆-土壤、棉秆-橡胶及土壤-土壤之间接触参数的选取与调整,依据前期对棉秆根系-土壤系统建模及起拔界面破坏机理的研究结果确定[30]。

在验证阶段,分别对田间 5 个采样区域的单株起拔力峰值进行统计(如表 2),计算各区域样本得到峰值起拔力的总体平均值为 559.55 N。与 DEM 仿真峰值起拔力结果 592.56 N 对比可得相对误差为 5.90%,满足本文精度要求,因此认为模型通过验证,可用于后续仿真试验设计与代数方程提取。

1.1.4 不同参数条件下的仿真设计

在完成模型校准与验证后,为系统分析棉秆

表 1　离散元模型物理参数

Tab. 1　DEM parameters

类型	参数	数值	文献序号
棉秆	密度/(kg·m^{-3})	1 080	[21]
	泊松比	0.35	
	剪切模量/Pa	6.9×10^{8}	
棉秆-棉秆	碰撞恢复系数	0.5	[21]
	静摩擦因数	0.41	
	滚动摩擦因数	0.06	
棉秆根系	密度/(kg·m^{-3})	1 080	[22]
	主根直径/mm	8.0	
	侧根直径/mm	3.0	
	根系总长/mm	250	
	泊松比	0.35	
	剪切模量/Pa	6.9×10^{8}	
棉秆根系-棉秆根系	碰撞恢复系数	0.5	[22]
	静摩擦因数	0.41	
	滚动摩擦因数	0.06	
	单位面积粘结刚度/(N·m^{-3})	4.15×10^{10}	
	单位面积粘结应力/(Pa·m^{-3})	5.60×10^{10}	
棉秆根系-土壤	碰撞恢复系数	0.314	[22-23]
	静摩擦因数	0.625	
	滚动摩擦因数	0.15	
土壤	密度/(kg·m^{-3})	1 576	[23-25]
	泊松比	0.38	
	剪切模量/Pa	7.25×10^{6}	
土壤-土壤	碰撞恢复系数	0.4	[23-25]
	静摩擦因数	0.8	
	滚动摩擦因数	0.3	
橡胶	密度/(kg·m^{-3})	1 380	[26-28]
	泊松比	0.48	
	剪切模量/Pa	1×10^{9}	
橡胶-棉秆	碰撞恢复系数	0.446	[29]
	静摩擦因数	1.146	
	滚动摩擦因数	0.197	

表 2　最大起拔力实测结果

Tab. 2　Measurement results of cotton root lifting force　　N

试验序号	区域				
	1	2	3	4	5
1	532.7	575.5	552.3	581.7	590.3
2	578.3	552.3	595.1	598.2	513.9
3	582.5	595.1	515.0	538.9	530.2
4	547.2	515.0	585.4	575.5	567.3
5	523.9	585.4	526.1	541.7	589.2

起拔机在不同结构与作业条件下的性能响应，基于 DEM 采用空间均匀覆盖的两步式 DOE 试验设计。首先在工程可行域内设定三因子范围：前进速度v_m为 0.6～1.2 m/s、辊筒转速 n 为 140～220 r/min、辊筒间距 d 为 6～10 mm。上述范围基于现场预试验经验确定：在预试验中，当前进速度过低会显著降低作业效率，而过高易引起机具运行不稳定与夹持输送过程波动，因此v_m选取 0.6～1.2 m/s 覆盖低速、典型与较高速作业状态；辊筒转速过低时夹持力不足、起拔不充分，过高则易导致打滑及对棉秆表面撸皮加剧，因此选取 140～220 r/min 作为稳定可实现区间；辊筒间距过大易造成夹持不足与漏拔，过小可能导致过度挤压并增加拔断风险，故将 d 设定为 6～10 mm 以保证夹持起拔过程稳定且具有代表性。可行域内首先采用 LHS 采样 60 点，并在 8 个角点与 6 个面中心追加 14 点作为边界工况，共得到 74 组 DEM 仿真工况，其中 48 组常规工况用于 PINN 训练，12 组常规工况用于验证，14 组边界工况主要用于增强物理边界约束。各工况统一输出有效起拔力峰值 $\hat{F}$ 及漏拔率、拔断率评价量。

本 DOE 方案直接服务于 PINN 的物理约束与训练，并在(v_m,n,d)参数空间实现均匀覆盖与边界可辨识。据此得到的样本与训练好的 PINN 代理，可为后续多目标优化以及敏感性/稳健性分析提供可靠的数据与模型支撑。

1.2　力学模型建立

为揭示橡胶辊起拔棉秆过程中的受力机理，并为 PINN 模型提供物理约束方程，基于棉秆与橡胶辊的接触特性，建立起拔过程的力学模型。结合弹性力学与摩擦接触理论，对棉秆与橡胶辊间的法向力、切向力及其随滑移变化的关系进行建模。模型能够反映机具参数(辊筒间距、转速、前进速度)对起拔力峰值及起拔状态(漏拔、拔断)的影响，为后续 PINN 网络中物理约束项 L_{phy} 的构建提供理论基础。

1.2.1　棉秆轴向起拔动力学

将“棉秆-根系-土壤”系统在轴向上等效为“质量-阻尼-弹簧”模型，并引入强度阈值项描述失效。两压辊在切向产生的作用力经几何投影形成法向外力，驱动棉秆上升。实际的“橡胶辊-棉秆-土壤”相互作用呈耦合非线性特征。采用低维 ODE (常微分方程)表达的等效模型，既能保留主要物理量(惯性、黏性、弹性)，又便于与 PINN 的物理残差对接，提高小样本条件下的可解释性与泛化性。该模型的跨尺度优势在于桥接微观 DEM 颗粒模拟(捕捉土壤-根系非线性交互)与宏观工程优化(系统级动力学响应)，相较纯 DEM 方法，可将计算复杂度降低，类似 FEM - DEM 多尺度耦合可降低模拟时间 50% ～70%[31]，从而实现高效参数迁移并提升优化鲁棒性。尽管简化了高阶非线性，但通过 DEM 数据标定(如土壤紧实度 447.3 kPa)，确保跨尺度精度偏差小于 5%。

如图 4,在轴向建立动力学方程

$$m_s\ddot{y}(t)+c_a\dot{y}(t)+k_a y(t)=F_{up}(t) \tag{1}$$

式中 m_s——棉秆等效质量,kg

c_a——等效阻尼系数,N·s/m

k_a——等效刚度,N/m

$y(t)$——轴向位移,m

$\dot{y}(t)$——轴向速度,m/s

$\ddot{y}(t)$——轴向加速度,m/s^2

$F_{up}(t)$——轴向等效起拔力,N

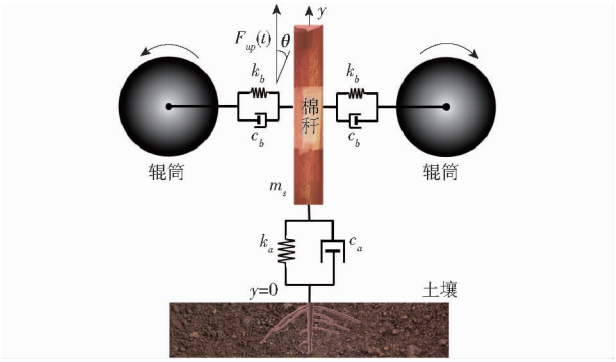


图 4 棉秆轴向起拔动力学示意图

Fig. 4 Force analysis diagram of cotton stalk pulling process

定义轴向投影与外力输出方程

$$\kappa=\cos\theta \tag{2}$$

式中 κ——轴向投影系数

θ——切向力方向与起拔轴向之间的夹角,(°)

由

$$F_{up}(t)=\kappa F_T(t) \tag{3}$$

式中 $F_T(t)$——两辊筒与棉秆的切向接触力,N

得到起拔所需的等效抗拔阈值。

给出初始条件

$$\begin{cases} y(0)=0 \\ \dot{y}(0)=0 \end{cases} \tag{4}$$

失效与漏拔判据为:$F_{up}^{\max}<F_R$ 为漏拔,$F_R\leqslant F_{up}^{\max}<S_0$ 为成功拔出,$F_{up}^{\max}\geqslant S_0$ 为拔断。其中,F_R 为达到起拔所需的等效抗拔阈值,N,S_0 为材料强度阈值,N/m^2。

1.2.2 棉秆切向黏/滑接触动力学

图 5 描述了两压辊在夹持棉秆时的法向接触与切向摩擦。法向由压入量产生,切向由相对滑移诱发。

起拔是否成功主要取决于接触载荷-滑移速率-辊速/前进速度匹配。将三者用简洁的可辨识关系表示,可直接嵌入 PINN 的物理残差,保证小样本下的物理一致性与可外推性。

建立接触几何、法向力与切向力模型。

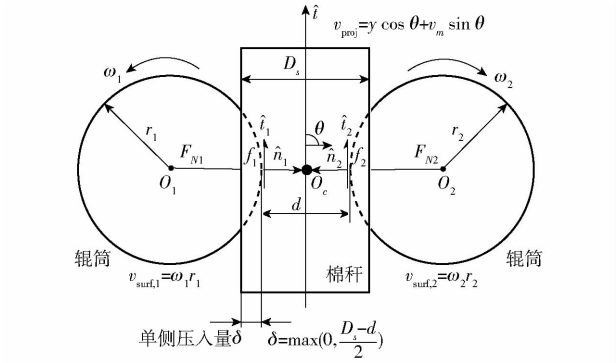


图 5 棉秆在橡胶辊中的切向接触动力学示意

Fig. 5 Tangential contact dynamics of cotton stalk in the rubber rollers

(1)接触几何与法向压入模型为

$$\delta(t)=\max\left(0,\frac{D_s-d}{2}\right) \tag{5}$$

式中 D_s——棉秆直径,mm

d——两辊间隙,mm

δ——法向压入量,mm

法向接触力(两辊合计)计算式为

$$F_N(t)\approx 2k_n\delta(t) \tag{6}$$

式中 F_N——法向合力,N

k_n——法向等效刚度,N/m

(2)辊面线速度与相对滑移参数为

$$v_{surf}=\frac{2\pi rn}{60} \tag{7}$$

式中 v_{surf}——辊面线速度,m/s

r——辊筒半径,mm

$$v_t(t)=v_{surf}-\kappa\dot{y}(t) \tag{8}$$

式中 v_t——切向相对滑移速度(辊面对棉秆),m/s

$\dot{y}(t)$——棉秆轴向速度,m/s

$$s(t)=\frac{|v_t(t)|}{|v_{surf}|+|\dot{y}(t)|+\varepsilon} \tag{9}$$

式中 $s(t)$——滑移率 ε——常数,取 10^{-6}

(3)摩擦因数与切向力为

$$\mu(v_t)=\mu_c+(\mu_s-\mu_c)\exp\left(-\left(\frac{|v_t|}{v_s}\right)^2\right) \tag{10}$$

式中 $\mu(v_t)$——速率相关摩擦因数

μ_s、μ_c——静、动摩擦因数($\mu_s\geqslant\mu_c$)

v_s——特征速度,m/s

$$F_T(t)=\mu(v_t(t))F_N(t)\tanh\left(\frac{v_t(t)}{v_0}\right) \tag{11}$$

式中 F_T——两辊合计的切向力,N

$\tanh(\cdot)$——双曲正切函数

$$F_{up}(t)=\kappa F_T(t) \tag{12}$$

切向力计算式为

$$F_T(t)=f_1(t)+f_2(t) \tag{13}$$

式中　$f_1(t)$、$f_2(t)$——左/右辊筒对棉秆的切向作用力，N

$$f_i(t)=\mu_i F_{N,i}(t)\tanh\left(\frac{v_{t,i}(t)}{v_0}\right)\quad(i=1,2) \tag{14}$$

式中　$f_i(t)$——第 i 个橡胶辊与棉秆等效摩擦因数

μ_i——第 i 个橡胶辊与棉秆的等效摩擦因数

$F_{N,i}(t)$——第 i 个橡胶辊对棉秆施加的法向压紧力，N

$v_{t,i}(t)$——第 i 个橡胶辊与棉秆间的切向速度，m/s

1.2.3　转动动力学

刻画每个压辊在驱动扭矩、接触反扭矩与损失扭矩共同作用下的角速度演化，并通过相对滑移速度影响切向力 $f_i(t)$，进而影响轴向等效起拔力 $F_{up}(t)$。

单辊转动平衡方程为

$$J_i\dot{\omega}_i(t)=\tau_{in,i}(t)-r_i f_i(t)-\tau_{loss,i}(\omega_i(t)) \tag{15}$$

式中　J_i——第 i 个辊的转动惯量，kg·m^2

$\omega_i(t)$——第 i 个辊的角速度，rad/s

$\dot{\omega}_i(t)$——第 i 个辊的角加速度，rad/s^2

$\tau_{in,i}(t)$——作用在第 i 个辊上的驱动力矩，N·m

$\tau_{loss,i}(\omega_i(t))$——第 i 个辊的损失力矩，N·m

$f_i(t)$——辊与橡胶相对滑移速度之间的切向力，N

r_i——第 i 个辊筒半径，mm

辊筒转速 n 决定辊面线速度并影响相对滑移 v_t，从而改变切向力 F_T与轴向起拔力 F_{up}。显式建立转动动力学，有利于在不同作业负载下预测 $n(t)$的动态响应，并为 PINN 提供物理先验约束。

为描述辊-棉秆接触处的摩擦作用，在接触点建立局部切向单位，规定其正方向与辊表面运动方向一致。棉秆质点速度在切向方向上投影速度 $v_{\text{proj}}(t)$为

$$v_{\text{proj}}(t)=\dot{y}(t)\cos\theta+v_m\sin\theta \tag{16}$$

第 i 个橡胶辊的表面切向线速度 $v_{\text{surf},i}$为

$$v_{\text{surf},i}=r_i\omega_i\quad(i=1,2) \tag{17}$$

为将接触切向摩擦力引入棉秆轴向起拔动力学方程，从而建立辊筒接触力与轴向位移 $y(t)$的力学耦合关系，将两压辊在接触切向上产生的摩擦力合成为切向总力

$$F_T(t)=2f(t) \tag{18}$$

利用给出的几何投影关系（式(16)），将$F_T(t)$在轴向方向上转换为等效外力，并代入轴向动力学方程（式(1)），实现“辊筒-棉秆接触摩擦—棉秆轴向起拔”过程的建模。轴向位移的初始条件取 $y(0)=0$。

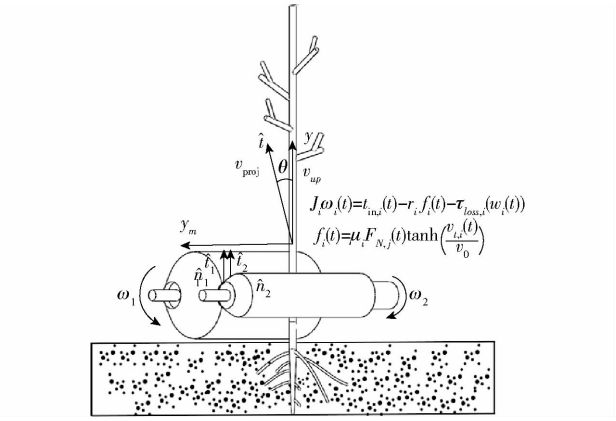


图 6　橡胶辊-棉秆转动动力学示意图

Fig. 6　Dynamic diagram of rubber roller - stalk rotation

1.3　基于 PINN 的棉秆起拔动力学代理模型

为同时利用 DEM 标定数据与力学机理信息，构建了基于物理约束的 PINN 代理模型。其整体流程如图 7 所示：左侧由实测/已标定 DEM 提供稀疏标签（含关键轨迹点与峰值点）；右侧由数据项损失与物理约束损失共同组成总损失函数，即

$$L_{\text{total}}=\lambda_{\text{data}}L_{\text{data}}+\lambda_{\text{phys}}L_{\text{phys}} \tag{19}$$

式中　L_{total}——总损失函数

λ_{data}——数据损失权重系数

L_{data}——数据损失，包括轨迹点的 MSE 损失、起拔力峰值损失以及初始条件约束损失

λ_{phys}——物理损失权重系数

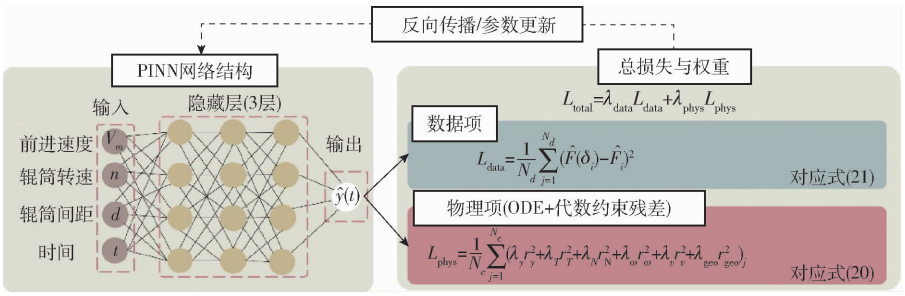


图 7　PINN 模型框架与损失构成

Fig. 7　Structure and loss composition of PINN model

L_{phys}——物理损失，由轴向动力学 ODE 残差、切向力模型残差以及接触几何约束残差组成

为避免不同损失项因量纲与数值尺度差异导致训练过程被某一项主导，本文在训练前对数据项与物理约束项进行了统一的无量纲化/归一化处理，使 L_{data} 和 L_{phys} 在训练初期处于相近数量级。经预训练试算，选择 $\lambda_{data}=0.5$、$\lambda_{phys}=1.0$ 以兼顾数据拟合精度与物理一致性，并保证训练收敛稳定。

PINN 通过将 DEM 观测与动力学方程联合约束，使模型在有限样本条件下仍保持较高预测精度，并显著提升对其他工况的泛化能力，实现跨参数尺度的物理一致性预测。

1.3.1 PINN 模型结构与定义

为在保证物理可微与训练精度的同时控制复杂度，如图 7 所示，采用 5 层全连接网络（3 个隐藏层），隐藏层神经元数目依次为 64－64－64，网络总结构为 4－64－64－64－1。输入层接收 4 个变量：前进速度 v_m（m/s）、辊筒转速 n（r/min）、辊筒间距 d（mm）、时间 t（s），输出层为竖向位移 $\hat{y}(t)$，将网络预测的位移 $\hat{y}$、速度 $\dot{\hat{y}}$ 和加速度 $\ddot{\hat{y}}$ 代入前述轴向动力学方程和切向/法向接触力模型计算得到起拔力 $F_{up}(t)$。

1.3.2 物理约束与残差定义

为使 PINN 在稀疏 DEM 数据条件下仍满足棉秆-辊筒体系的动力学与摩擦机理约束，本研究依据式（1）、（6）、（7）、（12）～（19）中给出的切向摩擦力模型、法向接触力模型、辊筒动力学方程及运动几何关系构建物理残差。由网络输出的位移 $\hat{y}(t)$ 通过自动微分获得 $\dot{\hat{y}}(t)$，$\ddot{\hat{y}}(t)$，再与上述物理模型组成残差项，据此，物理项损失可写为

$$L_{phys}=\frac{1}{N_c}\sum_{j=1}^{N_c}\left(\lambda_y r_y^2+\lambda_T r_T^2+\lambda_N r_N^2+\lambda_\omega r_\omega^2+\lambda_v r_v^2+\lambda_{geo} r_{geo}^2\right)_j \tag{20}$$

式中 $r_y(t)$——棉秆轴向动力学方程残差，N

$r_T(t)$——切向摩擦力，N

$r_N(t)$——法向力，N

N_c——用于计算物理残差的采样点数量

$r_\omega(t)$——辊筒转动动力学方程残差，N·m

$r_v(t)$——速度投影与滑移关系残差，m/s

$r_{geo}(t)$——接触几何约束残差，m

λ_y、λ_T、λ_N、λ_ω、λ_v、λ_{geo}——权重系数

该物理项保证 PINN 在无监督区域仍严格遵循棉秆起拔过程中各力学方程的耦合关系，从而实现良好的物理一致性与外推能力。

为保证 PINN 在可观测区域内准确复现 DEM 的力-压入量响应，构建数据损失项 L_{data}

$$L_{data}=\frac{1}{N_d}\sum_{i=1}^{N_d}\left(\hat{F}(\delta_i)-\hat{F}_i\right)^2 \tag{21}$$

式中 δ_i——DEM 仿真输出的压入量，m

$\hat{F}_i$——DEM 计算得到的切向力，N

$\hat{F}(\delta_i)$——PINN 在压入量下的预测切向力，N

N_d——数据采样点总数，个

在 PINN 模型中，数据损失项 L_{data} 用于约束网络输出与 DEM 仿真结果在采样点处保持一致。DEM 可以获得各 DOE 工况下的压入量-切向力时序数据 $\{\delta_i,\hat{F}_i\}$，因此本研究采用均方误差形式构建数据残差。该损失项反映了 PINN 对真实 DEM 力学行为的拟合能力，是跨尺度代理模型建立中“数据一致性”约束的核心组成部分。当 DEM 数据稀疏或噪声较大时，L_{data} 可有效帮助 PINN 捕捉 DEM 力-位移曲线的主要趋势，并在后续物理约束加入前提供可靠的初始描述。

1.3.3 PINN 模型训练与验证

基于式（19）～（21）所示的总损失函数，本研究对 PINN 模型进行训练与验证。训练样本由不同工况下采样 $\boldsymbol{x}_i=(v_{m,i},n_i,d_i,t_i)$ 组成，覆盖前进速度、辊筒转速、辊筒间距及整个时间域。为保证数值稳定性，所有输入变量在训练前均进行零均值-单位方差标准化处理。

训练过程中采用 Adam 优化器，初始学习率设为 1×10^{-3}，并按照固定衰减策略每 5 000 轮降低为原来的 0.5，以兼顾初期的快速收敛与后期的稳定逼近；batch size 设为 256，最大迭代步数（梯度更新步数）为 50 000。共生成约 74 组 DEM 工况，每组包含约 200 个时间点，形成约 1.5×10^4 个时序样本，其中 80% 用于训练，20% 用于验证。训练过程中利用自动微分精确计算 $\dot{\hat{y}}(t)$、$\ddot{\hat{y}}(t)$ 及相关物理量，使 PINN 能在优化迭代中持续强化动力学方程、摩擦-接触模型及运动几何关系等物理约束。模型验证采用物理残差均方根误差（RMSE）作为综合评价指标，依据式（20）统计各类物理残差在全部物理点上的均方根值，以衡量网络对物理规律的满足程度。研究中 PINN 的隐藏层数、每层神经元数、激活函数、学习率、批量大小以及物理损失权重等超参数，结合前期 DEM 代理建模经验并通过少量预实验综合确定，后续各类对比试验均在该固定配置下进行，未再引入额外的超参数寻优过程。

1.4 优化方法

基于训练完成的 PINN 模型，将其作为快速代理实现参数组合（v_m，n，d）开展起拔力峰值 $\hat{F}_{up}$ 的预测。为评价棉秆起拔机在不同参数组合下的作业性

能，本研究采用漏拔率 J_{miss} 与拔断率 J_{break} 作为多目标优化中的性能指标。二者分别反映了作业过程中未能成功拔出棉秆与棉秆被机具拉断两类典型失效形式，其数学表达式为

$$J_{miss}=\frac{N_{miss}}{N_{total}}\times 100\% \tag{22}$$

$$J_{break}=\frac{N_{break}}{N_{total}}\times 100\% \tag{23}$$

式中　N_{total}——试验或仿真中参与评价的棉秆总株数，个

N_{miss}——未被拔出的棉秆株数，即作业过程中机具的有效夹持或牵引力不足导致棉秆整体遗留于土中的情况，个

N_{break}——发生拔断的棉秆株数，即由于夹持力过大或牵引速度不匹配导致棉秆发生上部或根部断裂而未完整拔出的情况，个

依据区间判据 $[F_R, S_0]$，分别构造漏拔目标函数 J_{miss} 与拔断目标函数 J_{break}。在参数可行域内，以 $\min(J_{miss}, J_{break})$ 的双目标形式采用 NSGA－Ⅱ搜索 Pareto 前沿，并从前沿中选取综合权衡最优的推荐解作为推荐工况。最终对该推荐解及部分 Pareto 点进行 DEM 小样本实测复核，以验证优化结果的工程可行性与稳定性。

2　结果与分析

2.1　DEM 仿真结果与机理分析

为揭示“橡胶辊-棉秆-土壤”体系在起拔过程中的关键力学机制，分别构建了单根棉秆和 10 根棉秆同步起拔的 DEM 仿真模型。图 8a 给出了单根棉秆在 0～0.48 s 内的典型起拔序列：起始阶段拔取力逐渐传递至秆基部，根系上部颗粒发生轻微位移，纤维束产生小幅压缩；随后拔取力持续增大，根系下部颗粒被迫重排，根系出现显著弯折与压缩，局部接触力链颜色由绿色向蓝色过渡，表明法向力逐步增大并开始出现微滑移；当拔取力接近峰值时，根-土界面发生局部破坏，大量颗粒沿根系表面滑动并松动脱落，接触力链中出现红色集中带，最终棉秆整体脱离土体完成起拔。图 8b 展示了一组（10 根）棉秆在同一加载条件下的群体响应过程，相比单根起拔，群体起拔过程中根际周围颗粒的扰动范围显著扩大，不同棉秆之间存在明显的受力相互影响。

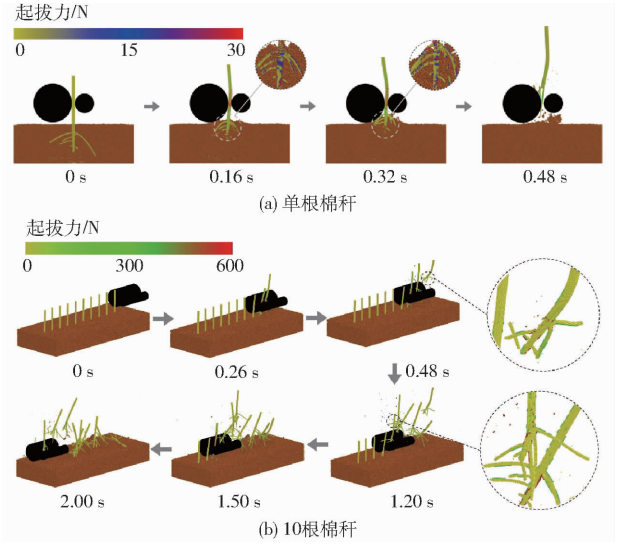


图 8　DEM 仿真棉秆起拔机理图

Fig. 8　Contact-traction process and peak force extraction in DEM simulation

基于 DEM 的时序仿真可以直观呈现辊筒-棉秆-土壤体系的“接触-压入-滑移-起拔”全过程，为动力学建模与 PINN 物理约束提供关键机理依据。在此过程中，棉秆纤维受压、摩擦切向力变化及局部滑移均在微观尺度上被逐帧捕获。从单根棉秆的时间尺度看，其起拔过程可划分为 3 个典型阶段：初始触及阶段（0～0.16 s）、压缩与弯折导致根部变形积累阶段（0.16～0.32 s）、滑移与最终拔出阶段（0.32～0.48 s）。

通过对 DEM 仿真数据进行重放分析，可直接获得压入量 $\delta(t)=\max(0,(D_s-d)/2)$，法向接触力 $F_N(t)$、切向摩擦力以及法向起拔力 $F_T(t)$、轴向起拔力 $F_{up}(t)$ 的完整时间历程，并能将其峰值出现的时刻与接触几何状态一一对应。图 8b 局部放大图进一步揭示了纤维受拉、局部滑移及接触点转移等微观细节，这些现象正对应式（12）～（18）中摩擦因数演化、法/切向接触力和几何约束项的物理机制。

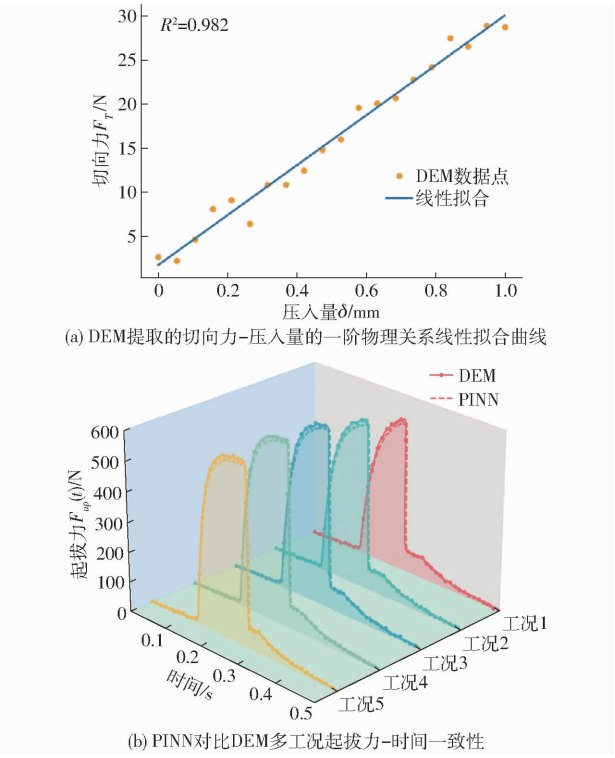
上述 DEM 结果明确了起拔过程中由压缩-滑移-最终拔出的连续力学机制，特别是法向压缩的阶段性变化、滑移摩擦接触的耦合行为与 PINN 中 ODE 多个物理项的量纲和时间尺度完全一致，表明 DEM 可作为可靠的“物理真值”用于支持 PINN 的物理一致性训练与验证。

2.2　PINN－DEM 融合代理模型的物理一致性验证

为检验所用一阶接触—起拔关系式 $F_{tan}(t)\approx c\delta(t)$ 能否作为 PINN 的主物理约束，首先基于单根 DEM 时序提取了切向力 $F_{tan}(t)$ 与压入量 $\delta(t)$ 的对应关系。

图 9a 展示了稳定接触阶段切向力 F_{tan} 与压入量 δ 的散点分布及线性拟合结果，拟合决定系数 $R^2=0.98$。散点数据提取自单株起拔 DEM 仿真。以起拔力时间历程 $F_{up}(t)$ 的峰值 $\hat{F}_{up}$ 为参照，将起拔力进

入快速上升段后、峰值出现前的区间定义为稳定接触阶段，并采用阈值判据$F_{up}(t)\in[0.6\,\hat{F}_{up},0.95\,\hat{F}_{up}]$选取对应时刻的数据点，在该时间片内同步读取$\delta(t)$与$F_{\tan}(t)$构成数据对$\{\delta_i,F_{\tan,i}\}$。常数$c$采用最小二乘线性拟合确定，即通过最小化求解$c$，并以$R^2$表征拟合效果。该结果表明，稳定接触阶段切向力随压入量呈显著线性增长，符合黏-滑过渡区的一阶近似特性，常数c为该阶段切向力-压入量线性关系的等效系数，反映接触刚度与摩擦效应的综合影响。因此，将 DEM 提取的$F_{\tan}(t)\approx c\delta(t)$作为 PINN 的主物理约束之一，并结合$F_{up}(t)=\kappa F_T(t)$形成轴向起拔力的物理残差。



(a) DEM提取的切向力-压入量的一阶物理关系线性拟合曲线

(b) PINN对比DEM多工况起拔力-时间一致性

图 9 DEM 至 PINN 的物理一致性验证

Fig. 9 Verification of physical consistency from DEM to PINN

为进一步验证 PINN 在三因素空间内的跨工况一致性表现，本研究基于三因素三水平的 DOE 方案，从所有仿真组合中选取 5 组代表性工况用于 PINN－DEM 对比分析。参照 1.1.4 节中三因子范围，选取的 5 组工况覆盖了 DOE 设计空间的低、中、高作用强度区域，其中工况 1 和工况 2 为大间距条件下的低、中等负载组合，工况 3 仅在辊筒间距上相对于工况 2 发生变化，用于突出对起拔力响应的敏感性；工况 4 为高速、高转速、小间距的强作用工况；工况 5 则为三因素均处于中水平的典型基准工况，可作为后续优化验证的参考。图 9b 给出了上述工况下 PINN 与 DEM 的起拔力-时间曲线对比结果。可以看出，PINN 在不同速度、转速及辊筒间距组合下均能准确重构 DEM 的上升段、峰值位置及衰减阶段，曲线形态一致性高，未出现系统性误差漂移；尤其在辊筒间距变化较大、与训练样本差异更明显的条件下，PINN 仍能保持预测稳定且与 DEM 一致，说明所引入的一阶物理约束能够揭示根-土界面压缩、滑移与破坏过程的主导动力学特征。

综上，图 9a 表明 DEM 接触力随压入量的一阶线性关系成立，而图 9b 则表明 PINN 能在该物理约束的支持下实现跨工况的 DEM 时序一致性重构。二者共同验证了“DEM→物理方程→PINN”的动力学一致迁移机制，为后续预测性能分析与可微多目标优化奠定了可靠的物理基础。

2.3 PINN 预测效果与效率

2.3.1 PINN 预测性能分析

为评估 PINN 在融合 DEM 微观力学数据与物理约束后的预测能力，开展基于单工况 DEM 时序数据，对比了 PINN、传统前馈神经网络（NN）与 DEM 原始数据之间的起拔力-时间响应。所使用数据包含约 200 个 DEM 采样点，覆盖起拔过程的非线性上升、峰值与衰减阶段。PINN 在训练时将公式$F_{up}(t)=c\delta(t)$作为主物理项嵌入物理损失L_{phys}，与数据损失L_{data}共同构成优化目标；而传统 NN 仅依赖数据驱动，不包含任何物理先验。

图 10 给出了 PINN、传统 NN 与 DEM 的预测结果对比。可以看出，PINN 在整个时间区间均保持较高精度，其预测曲线在上升段、峰值位置以及衰减过程均能紧密跟随 DEM；与之相比，传统 NN 在峰值区域存在明显偏差，衰减段的趋势重构能力也较弱。量化评价表明，PINN 的决定系数R^2为 0.982，平均误差约 20 N；传统 NN 的R^2仅为 0.87，平均误差超过 90 N。基于残差构建的 95% 置信区间可覆盖 DEM 的主要波动特征，进一步验证了 PINN 在小样本条件下的稳健性。

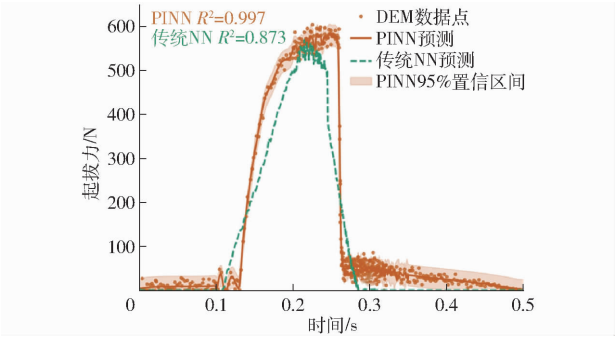


图 10 PINN 预测效果与传统 NN 对比

Fig. 10 PINN prediction performance versus conventional NN

造成性能差异的原因在于 PINN 通过物理项约束有效抑制噪声或局部采样稀疏导致的误差累积，使预测结果在动态曲线形态上保持与 DEM 一致；

而传统 NN 缺乏物理约束，仅依赖数据回归，因此在峰值附近的非线性急剧变化处更易产生偏移。结果显示，PINN 能够在少量 DEM 点的条件下准确捕捉根-土界面动力学特征，是一种高精度、小样本友好的可微代理模型。

2.3.2　计算效率提升

离散元法由于需处理大量颗粒的接触与迭代求解，其单工况计算成本较高。在本研究的硬件环境（CPU：AMD Ryzen 7 6800H；GPU：NVIDIA GeForce RTX 5060；内存 16 GB）下，完成一次约 8 h/工况（480 min），而 PINN 前向传播仅需 2 s/工况。DEM、PINN 训练阶段以及 PINN 推理阶段的计算开销为 480、180、0.03 min，可见 PINN 在训练完成后可将单工况计算成本降低 3 个数量级以上。由于后续参数优化需要在多工况空间内进行大量重复评估，PINN 的高效可微特性显著节省了优化过程的计算资源，使其非常适用于实时调参与大规模工程搜索任务。

2.4　多目标优化与工况推荐

2.4.1　Pareto 前沿与最优参数组合

为实现棉秆起拔机作业参数的工程优化，本研究基于训练收敛后的 PINN 代理模型构建了多目标优化框架，并分别以漏拔率J_{miss}和拔断率J_{break}作为双目标指标，在“前进速度-辊筒转速-辊筒间距”三维连续参数空间内搜索满足工程约束的非支配解集。借助 PINN 的可微结构与快速推理能力（秒级计算），可在无需大量 DEM 扫描仿真的情况下实现高效多目标优化。

图 11 展示了多目标优化得到的三维解空间分布，其中蓝色散点表示 NSGA－Ⅱ算法生成的候选解，红色三角形表示最终的 Pareto 前沿。3 个坐标轴分别对应J_{miss}、拔断率J_{break}和结构参数 d。可以看出，Pareto 点在三维空间中形成一条清晰的前沿带，揭示了多目标之间典型的冲突关系：减小拔断率J_{break}往往会导致J_{miss}上升，而结构参数辊筒间距 d 在前沿上呈现稳定趋势，说明其对拔取稳定性具有主导影响。

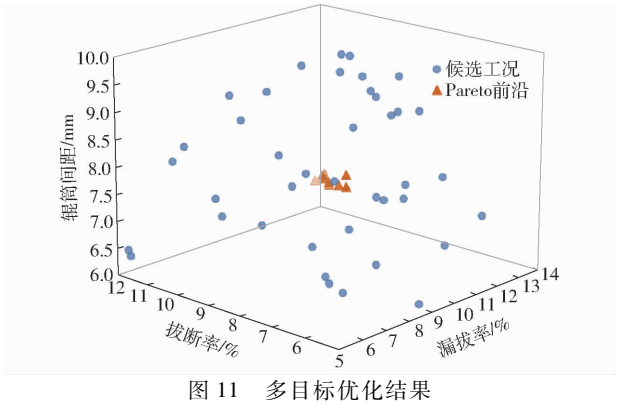


图 11　多目标优化结果

Fig. 11　Multi-objective optimization results (Pareto front)

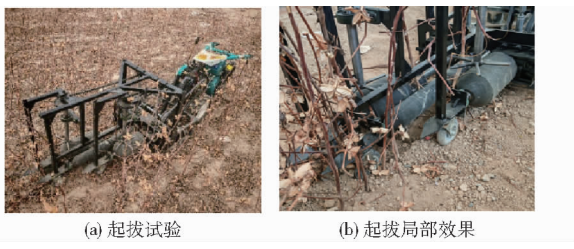
由图 11 可见，Pareto 前沿覆盖的J_{break}范围为 5% ~12%，J_{miss}范围为 5% ~11%。在此基础上，通过膝点法选取综合性能最佳的工况，其对应的最优性能为 J_{break}约 8%、J_{miss}约 7%，其工况参数组合为：辊筒间距约 8.28 mm、辊筒转速约 172 r/min、前进速度约 0.74 m/s。该解位于 Pareto 前沿的弯折区域，代表拔断风险与漏拔风险的最佳折中点，是工程上最优的作业参数设定。

基于 DEM－PINN 跨尺度代理模型，本研究实现了高维参数空间的高效搜索与可解释优化。相比传统 DEM 密集扫描式优化，本框架能在相同工程边界下以极低计算代价获得高质量的 Pareto 解集，为棉秆起拔机结构调整和作业标定提供了可靠的决策依据。

2.4.2　最优工况田间试验验证

为验证基于多目标优化所得最优工况在真实作业条件下的适用性，在新疆棉田开展田间试验，通过对比 PINN 预测与实测的漏拔率J_{miss}和拔断率J_{break}，实现从 DEM－PINN 仿真到实际作业的跨尺度一致性验证。试验地点位于库尔勒市阿瓦提乡（86°06′ E，42°00′ N），土壤类型为砂质壤土，棉秆密度约 16 株/m^2，平均株高约 1.2 m，主根深度 15 ~20 cm。试验时土壤体积含水率为 15% ~18%，地表温度 15 ~18℃，环境参数均与 DEM 构建时保持一致，以确保对比的可控性和一致性。

依据 2.4.1 节选取的 Pareto 膝点解，田间试验采用的最优工况为：辊筒间距 8.28 mm、辊筒转速 172 r/min、前进速度 0.74 m/s。图 12 展示了田间试验的典型场景，图 12a 为作业前的棉秆分布状况，图 12b 为作业后的起拔结果。从图中可见，优化工况下机具能够实现较为稳定的夹持与拔取，工作后残留棉秆较少，整体拔取均匀，符合预期的最优作业特征。



(a) 起拔试验　　(b) 起拔局部效果

图 12　起拔机田间试验

Fig. 12　Field test of stalk-pulling machine

通过 3 组重复作业（每组约 100 株），对漏拔率J_{miss}和拔断率J_{break}进行测量并与 PINN－Pareto 模型预测结果进行对比。实测结果显示，拔断率平均为 8.2%，漏拔率平均为 7.1%，与模型预测值J_{break}约

8%、J_{miss}约 7%基本一致,偏差均小于 2%。该结果表明,基于 DEM - PINN 代理模型构建的优化框架在真实土壤-作物-机具系统中具有良好的可迁移性和稳定性。

综上,田间试验验证表明,本研究提出的多目标优化方法能够实现从微观 DEM 接触机理到宏观作业性能的可靠映射,所得到的最优参数组合在实际环境下具有可操作性和工程推广价值,为棉秆起拔机的作业参数标定与现场调试提供了有效的理论支撑。

2.5 敏感性分析与鲁棒性评价

为进一步明确关键结构参数与作业性能之间的作用关系,并评估优化结果在参数波动下的稳定性,本研究基于训练收敛后的 PINN 代理模型开展 Sobol 全局敏感性分析。该方法能够在完整参数空间内量化前进速度 v_m(m/s)、辊筒转速 n(r/min)、辊筒间距 d(mm)对漏拔率J_{miss}和拔断率J_{break}的影响程度,避免传统 DEM 需要大量重复仿真所带来的计算负担。

敏感性分析采用三维连续参数空间,$v_m \in [0.6, 1.2]$ m/s、$n \in [140, 220]$ r/min、辊筒间距 $d \in [6, 10]$ mm,采样点数共 1 024,计算 Sobol 总效应指数。图 13a 和图 13b 为J_{miss}、J_{break}的总效应指数柱状图。

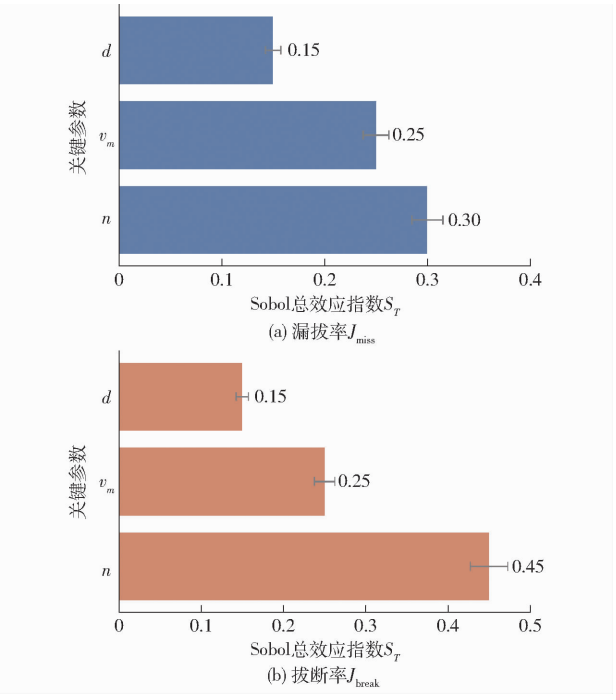


图 13 Sobol 敏感性分析图

Fig. 13 Sensitivity analysis diagrams

结果表明,不同参数对两类失效指标的敏感度存在显著差异。对于漏拔率J_{miss},辊筒转速 n 的敏感度最高(约 0.30),前进速度 v_m(约 0.25)次之,辊筒间距 d 相对较小(约 0.15)。这一结果说明漏拔现象受动力加载速率影响显著。综合 Sobol 指数与工程约束,对于拔断率J_{break},辊筒转速表现出最强主导性(总效应指数约 0.45),现场调参优先顺序为:先调辊筒转速,再微调前进速度,最后根据作物规格微调辊距。

上述结果表明,PINN 代理模型捕捉到了接触-拔取动力学的真实主导因素,并能在高效计算的情况下得到可靠的敏感度推断。通过敏感性评估可进一步验证所提出跨尺度模型在参数扰动下的稳定性,同时也为实际设备调参提供了明确的优先级依据。

3 讨论

本文围绕棉秆起拔过程“机具-作物-土壤系统”的动力学一致建模与高效优化,提出了一条由 DEM 到 PINN 的跨尺度优化路径:一是从 DEM 时序中提炼可辨识的一阶接触-起拔代数关系,并作为主物理约束嵌入 PINN,使代理模型由“黑箱拟合”转向“物理一致”建模;二是在小样本 DEM 工况下保持微观-宏观映射的一致性,实现对起拔力-时间序列与拔断率/漏拔率指标的稳健外推;三是基于 PINN 代理构建 Pareto 前沿,并在工程可行域内给出膝点解与可操作工况推荐。与仅依赖 DEM 批量试算的传统优化流程相比,该框架在保持物理可解释性的同时,将单工况评估时间从小时级降至秒级,有助于支撑面向田间应用的快速参数权衡与机具再设计。

从物理信息机器学习的角度看,RAISSI 等[7]提出的 PINN 为非线性偏微分方程的正/逆问题提供了统一深度学习框架,相关综述系统总结了物理约束在不同物理场景中的优势与局限[16],并已有通用化实现工具推动其工程应用[32]。与上述以显式 PDE 为中心的 PINN 应用不同,本文首先从 DEM 数值仿真中提炼接触-起拔过程的一阶代数关系,再以可微残差形式嵌入 PINN 损失函数,形成“数值仿真提炼物理—反哺代理建模与优化”的闭环,从而在小样本条件下兼顾拟合精度与物理一致性。同时,针对 PINN 训练中常见的梯度不平衡与损失竞争问题,在数据项与物理项之间采用了归一化与权重平衡策略。

综上,本文的差异点在于将 DEM 的可辨识机理显式转化为 PINN 的物理约束,并以此实现面向工程决策的快速多目标优化,从而兼具可解释性与计算效率优势。需要指出的是,本文已在砂质壤土、土壤体积含水率 15% ~18% 的典型田间条件下完成 DEM - PINN 优化的验证,结果表明该方法在目

标作业场景下能够有效支撑参数预测与工况推荐；但跨土壤类型、跨含水率及跨品种条件下的系统迁移与鲁棒性验证仍需进一步开展，后续将结合多场景对比试验与接触参数重标定/代理迁移评估予以完善。

4　结论

（1）构建了融合 DEM 与代数方程约束的跨尺度参数优化框架，实现了微观仿真向宏观性能优化的高效迁移。通过从 DEM 时序中提炼可辨识的一阶力学关系（如接触-起拔力平衡方程）并嵌入 PINN 损失函数，模型的物理一致性与预测精度显著提升（R^2 达 0.95，误差降低 20% ~30%）。该方法有效降低了传统 DEM 的高计算成本（由小时级降至秒级），为农业机械动力学建模提供了可解释、高效的跨尺度建模路径。

（2）PINN 通过显式的物理约束强化了神经网络的泛化能力与理论一致性，缓解了传统 NN 在小样本下易过拟合、难以保持稳定的局限。在棉秆起拔预测任务中，PINN 物理残差接近零，表现出较高的鲁棒性，说明物理先验在复杂耦合系统建模中的关键作用。该方法框架为“小样本、强耦合、物理驱动”的农业工程问题提供了可直接使用的建模方案。

（3）基于可微物理代理构建多目标优化模型，以拔断率-漏拔率为核心评价指标，生成可解释的 Pareto 前沿并获得最优工况（拔断率 8%、漏拔率 7%）。相较传统依赖 DEM 扫描的低效方法，PINN 代理实现了快速多目标搜索，并在田间验证中取得小于 2% 的偏差，证明了框架的跨尺度可扩展性。该结果为棉秆起拔机结构参数设定提供了定量化依据，也为其他作物残茬处理装备设计提供了可迁移的优化策略。

（4）通过 Sobol 敏感性分析，框架系统量化了关键参数对作业性能的影响（如辊筒转速 Sobol 总效应指数达 0.45），并在此基础上对参数波动下的作业性能变化趋势进行了稳健性评估。分析结果不仅给出了优化变量的优先级排序，也为工程设计提供了稳健性指导。该过程依托 PINN 跨尺度代理模型完成，无需重复 DEM 仿真，大幅降低了计算成本，进一步体现了所提出框架的物理一致性与工程适用性。

参　考　文　献

[1] 张青松，郑中原，廖庆喜，等. 农业工程领域耦合仿真技术应用现状与展望[J]. 农业机械学报，2025，56(7)：20－37，149.
ZHANG Qingsong, ZHENG Zhongyuan, LIAO Qingxi, et al. Application status and prospect of coupled simulation in agricultural engineering research[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 20－37, 149. (in Chinese)

[2] MAO Z, YANG M, BOURRIER F, et al. Evaluation of root reinforcement models using numerical modelling approaches[J]. Plant and Soil, 2014, 381: 249－270.

[3] HORABIK J, MOLENDA M. Parameters and contact models for DEM simulations of agricultural granular materials: a review[J]. Biosystems Engineering, 2016, 147: 206－225.

[4] EMMERICH S, BAUMGART U, BECKMANN S, et al. AI-based surrogate modeling for highly efficient soil-tool simulation[C]// BERNS K, DREßLER K, KALMAR R, et al. Commercial Vehicle Technology 2024. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2024: 205－221.

[5] MUDARISOV S, GABITOV I, LOBACHEVSKY Y, et al. Systematic evaluation and experimental validation of discrete element method contact models for soil tillage simulation[J]. AgriEngineering, 2025, 7(8): 256.

[6] ZHAO H, HUANG Y, LIU Z, et al. Applications of discrete element method in the research of agricultural machinery: a review[J]. Agriculture, 2021, 11(5): 425.

[7] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics－informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686－707.

[8] GALANTI M, JANSSEN M, ROGHAIR I, et al. Towards surrogate modeling for adsorption processes using physics-informed neural networks[J]. Processes, 2025, 13(9): 2824.

[9] 亚森江·白克力，张佳喜，郭刚，等. 新疆棉区棉秆机械化采收技术的综述与发展趋势[J]. 农机化研究，2025，47(10)：292－300.
YASENJIANG Baikeli, ZHANG Jiaxi, GUO Gang, et al. Review and development trend of mechanized cotton stalk harvesting technology in Xinjiang Cotton Region[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(10): 292－300. (in Chinese)

[10] AIKINS K A, UCGUL M, BARR J B, et al. Review of discrete element method simulations of soil tillage and furrow opening[J]. Agriculture, 2023, 13(3): 541.

[11] SHMULEVICH I. State of the art modeling of soil-tillage interaction using discrete element method[J]. Soil and Tillage

Research, 2010, 111(1): 41 – 53.
[12] JIANG D, CHEN X, YAN L, et al. Parameter calibration of discrete element model for cotton rootstalk-soil mixture at harvest stage in Xinjiang Cotton Field[J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1344.
[13] 刘雄, 张佳喜, 陈明江, 等. 棉秆起拔力关键因素的研究与试验[J]. 农机化研究, 2021, 43(9): 157 – 163.
LIU Xiong, ZHANG Jiaxi, CHEN Mingjiang, et al. Study and experiment on the key factors of pull-up force of cotton stalk [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2021, 43(9): 157 – 163. (in Chinese)
[14] 薛党勤, 张佳喜, 刘雄, 等. 棉秆起拔力测试装置正交优化分析研究[J]. 农机化研究, 2021, 43(10): 115 – 120.
XUE Dangqin, ZHANG Jiaxi, LIU Xiong, et al. Research on orthogonal optimization analysis of cotton stalk pulling resistance test device[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2021, 43(10): 115 – 120. (in Chinese)
[15] 张佳喜, 张彭, 张虎, 等. 新疆棉秆离散元仿真参数标定研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 76 – 84, 108.
ZHANG Jiaxi, ZHANG Peng, ZHANG Hu, et al. Discrete element simulation parameters calibration for Xinjiang cotton straw [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 76 – 84, 108. (in Chinese)
[16] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-informed machine learning[J]. Nature Reviews Physics, 2021, 3(6): 422 – 440.
[17] ZHAO W, CHEN M, XIE J, et al. Discrete element modeling and physical experiment research on the biomechanical properties of cotton stalk[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107502.
[18] WANG Y, ZHANG J, SHEN S, et al. The mechanical analysis and comparative performance test of the roller-type pulling mechanism for the whole cotton stalk pulling machine[J]. Agriculture, 2024, 14(3): 506.
[19] ZHANG J, LIU H, SUN D, et al. Design and experimental study of a horizontal counter-roller machine for cotton stalk pulling [J]. INMATEH Agricultural Engineering, 2023, 72(1): 463 – 472.
[20] BAIKELI Y, XU H, ZHANG J, et al. Innovations and challenges in mechanized cotton stalk harvesting for environmental sustainability in the field: a review[J]. Journal of the ASABE, 2025, 68(3): 365 – 377.
[21] ZHANG P, ZHANG H, LI J, et al. Parametric calibration of cotton straw parameters in Xinjiang based on discrete elements [J]. INMATEH Agricultural Engineering, 2022, 67: 314 – 322.
[22] YUE Y, XING R, BAIKELI Y, et al. Systematic calibration and validation of discrete element model parameters for cotton root systems[J]. Agriculture, 2025, 15(17): 1827.
[23] 果霖,方启明,李明飞,等.滇中地区坡耕地红黏土离散元仿真模型参数标定与试验[J].农业机械学报,2024,55(9): 185 – 193,285.
GUO Lin, FANG Qiming, LI Mingfei, et al. Parameter calibration for discrete element simulation of red clay soils in sloping cropland in central Yunnan[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 185 – 193, 285. (in Chinese)
[24] ZHOU P, LI Y, LIANG R, et al. Calibration of contact parameters for particulate materials in residual film mixture after sieving based on EDEM[J]. Agriculture, 2023, 13(5): 959.
[25] LEI X, WU W, DENG X, et al. Determination of material and interaction properties of granular fertilizer particles using DEM simulation and bench testing[J]. Agriculture, 2023, 13(9): 1704.
[26] 中国农业机械化科学研究院. 农业机械设计手册(上下册)[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2007.
[27] JIN X, ZHANG J, XUE J, et al. Calibration of discrete element contact parameters of maize seed and rubber belt[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44: 39 – 43.
[28] SUN Y, WANG M, ZHANG C. Experiment calibration of contact parameters between wheat and conveyor belt[J]. Journal of Henan University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 42: 113 – 120.
[29] BAIKELI Y, XU H D, ZHANG J X, et al. Calibration and optimization of discrete element parameters for cotton stalk-rubber belts interactions[J]. INMATEH Agricultural Engineering, 2025(75): 878 – 887.
[30] 亚森江·白克力,宋玲,岳勇,等.基于离散元的棉秆根系-土壤系统建模与起拔过程界面破坏机制研究[J].农业机械学报,2025,56(10):353 – 364.
YASENJIANG Baikeli, SONG Ling, YUE Yong, et al. Modeling of cotton root-soil system based on discrete element method and investigation of interface failure mechanisms during uprooting process [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(10):353 – 364. (in Chinese)
[31] CHENG H, THORNTON A R, LU DING S, et al. Concurrent multi-scale modeling of granular materials: role of coarse-graining in FEM-DEM coupling[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023,403:115651.
[32] LU L, MENG X, MAO Z, et al. DeepXDE: a deep learning library for solving differential equations[J]. SIAM Review, 2021, 63(1): 208 – 228.