doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.014

随机侧风影响下植保无人机下洗流场分布规律与预测模型研究

王　玲[1,2]　朱嘉旺[1]　刘　骋[1]　苏　锐[1]

(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.智能农业动力装备全国重点实验室,北京 100083)

摘要:植保无人机田间作业过程中,随机变化的环境侧风与旋翼下洗流场的交互作用是影响喷洒雾滴沉积与飘移的重要因素。针对田间试验难以获得规律性研究成果,基于数值建模方法的模拟仿真无法准确描述田间速度场与空间分布且耗时耗力等问题,本文设计滤波高斯白噪声信号模拟田间随机变化的侧风信号,基于计算流体力学(Computational fluid dynamic,CFD)方法对随机侧风影响下植保无人机旋翼下洗流场进行数值模拟。引入一种余弦退火学习率的物理神经网络(Physics-informed neural networks,PINNs)下洗流场预测模型,该模型嵌入不可压缩方程 N-S 作为物理学损失项来参与训练,以低分辨率流场数据输入作为约束条件,实现高分辨率流场数据的复现,进而实现旋翼下洗流场任意时空位置速度信息的快速准确预测。结果表明:以气流覆盖面积为评价指标,旋翼下洗气流近似呈"圆柱形"向下发展 1 s 内,气流覆盖面积达到峰值且具有较强抵抗随机侧风的能力;随着侧风风速增加,下洗气流结构和强度发生明显变化,当随机侧风大于 3 m/s 时,气流覆盖面积和竖直方向最大速度大幅减小,不利于喷施作业。PINNs 预测模型在水平方向和竖直方向速度预测值与试验值的总体拟合优度 R^2 分别为 0.971 和 0.919,均方根误差 RMSE 分别为 0.364、0.253 m/s,模型在预测速度信息方面表现出较高的准确性。基于该模型所获得的高精度流场信息,可进一步进行雾滴漂移趋势的评估,从而为喷雾作业效果分析提供物理依据。

关键词:植保无人机;随机侧风;下洗气流;物理信息神经网络;预测模型

中图分类号:S23　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)03-0140-13　　**OSID**:

Distribution Patterns and Prediction Models of Downwash Airflow of Plant Protection Unmanned Aerial Vehicles under Random Crosswinds

WANG Ling[1,2]　ZHU Jiawang[1]　LIU Cheng[1]　SU Rui[1]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In plant protection unmanned aerial vehicle (UAV) operations, the interaction between a random environmental crosswind and a rotor downwash flow notably influences spray droplet deposition and drift. Obtaining consistent research results in field experiments presents challenges, and simulations based on numerical modeling methods cannot accurately describe the field velocity and spatial distribution and are time-consuming and labor-intensive. A filtered Gaussian white noise signal was designed to simulate the random environmental crosswind signal in the field, and a numerical simulation of the downwash flow field of a plant protection UAV rotor under random crosswinds was conducted based on the computational fluid dynamics method. A prediction model for the downwash flow field that utilized a cosine annealing learning rate within physics-informed neural networks (PINNs) was introduced. The downwash airflow approximated a "cylindrical" downward development within 1 s, reaching a peak coverage area and exhibiting strong resistance to random crosswinds. As the crosswind speed was increased, the structure and intensity of the downwash airflow changed significantly. When the random crosswind exceeded 3 m/s, the airflow coverage area and peak vertical velocity were decreased substantially, which was unfavorable for spraying operations. The PINNs prediction model demonstrated high accuracy in predicting velocity information, with overall goodness of fit (R^2) values of 0.971 and 0.919 and root mean square errors of 0.364 m/s and 0.253 m/s for the horizontal and vertical velocity

收稿日期:2025-08-01　修回日期:2025-08-10

基金项目:国家自然科学基金项目(32372592)

作者简介:王玲(1987—),女,高级工程师,博士,主要从事智能农业装备研究,E-mail:wangling.0928@163.com

predictions, respectively. Based on the high-accuracy flow field information obtained from the model, the droplet drift trend can be further evaluated, thereby providing a physical basis for analyzing the effectiveness of spraying operations. These findings can provide valuable references for studying the influence of rotor airflow field on droplet deposition characteristics during field operations.

Key words: plant protection UAV; random crosswind; downwash airflow; physics-informed neural networks; predictive model

0　引言

旋翼植保无人机作为精准农业航空应用体系的重要环节，以其作业效率高、雾滴穿透性强、无需专用起降机场、机动灵活等优点，近年来逐步在水稻、小麦、玉米等大田作物中展开应用[1]。旋翼无人机大田植保作业时，利用旋翼气流对雾滴的风送性能，从而提高雾滴对靶标的穿透性和均匀性[2]。此外，基于前期研究，施药田间试验中自然侧风是影响植保无人机旋翼风场与雾滴沉积分布特性的重要因素。然而，由于田间自然环境复杂，随机侧风与旋翼下洗流场的交互作用引起雾滴向非靶标区域运动并沉积，导致雾滴飘移及非靶标区域的环境污染与人畜中毒等问题[3]。因此开展随机侧风影响下旋翼植保无人机下洗流场时空分布特性的研究对指导旋翼植保无人机精准施药有重要意义[4]。

目前，国内外学者主要采用田间试验法[5-6]与数值模拟方法[7-8]探究旋翼植保无人机下洗流场的分布特性。ZHAN 等[9]开展旋翼无人机田间试验，通过测量并分析飞行高度与作业载荷下的气流速度，得到无人机不同工作参数下旋翼下洗流场分布特性。文献[10-11]利用无人机旋翼风场测量系统，对植保无人机飞行过程中旋翼下方 X、Y、Z 3 个方向的风场进行测量，研究各向风场对航空喷施雾滴沉积分布的影响。然而，田间试验法仅能获取有限测点的风速数据，数据丰富度及表达力不足导致植保无人机旋翼风场的瞬时流动结构及空间分布难以获取。计算流体力学（Computational fluid dynamic，CFD）逐渐成为研究植保无人机流场分布规律的重要方法，文献[12-13]采用 CFD 对多旋翼植保无人机悬停状态下的下洗流场进行数值模拟，分析下洗气流的时空分布规律，发现气流从非定常状态向定常状态转变过程中产生尾涡、翼尖涡等多种风涡的演变现象。文献[14-15]基于 Fluent 对前飞来流和侧风影响下植保无人机下洗流场进行了数值模拟，获得了不同风速情况下的气流分布规律。WANG 等[16]基于格子玻尔兹曼方法模拟六旋翼无人机在不同飞行速度、飞行高度、侧风风速以及工作载荷下的旋翼风场分布特征，并建立多特征参数融合下的旋翼植保无人机作业效果预测模型。目前，基于数值模拟方法开展植保无人机旋翼风场的研究中，田间侧风多采用固定风速替代，然而由于田间作业环境复杂，随机侧风影响下旋翼下洗流场的分布特性和规律尚不清晰。此外，由于植保无人机几何形状复杂，具有湍流的大规模流动对计算资源、成本及时间的消耗很大[17]。因此，构建田间实际作业条件下植保无人机下洗流场快速准确预测模型对植保无人机相关基础理论研究等具有重要意义。

近年来，深度学习方法为快速准确开展植保无人机下洗气流的预测提供了新思路，通过深度结构自动地发现数据中的复杂模式和规律，从而实现复杂非线性行为的预测[18]。WEN 等[19]采用 GAN 模型学习植保无人机旋翼风场与雾滴两相流流场特征，利用深度学习方法训练图像样本，实现雾滴在流场中运动轨迹的预测。然而基于纯数据驱动的深度学习方法依赖大量的高分辨率训练数据，难以实现稀疏离散数据下的流场预测。针对上述问题，RAISSI 等[20]提出一种解决涉及偏微分方程的物理神经网络模型（PINNs），将物理方程作为附加的损失项整合到神经网络的训练过程，从而提高模型在复杂问题上的泛化能力。与纯数据驱动的深度学习相比，PINNs 网络结合了数据驱动学习和物理约束，能够在数据稀缺的情况下构建满足物理约束的预测模型，减小数据依赖的同时增强了可解释性。RAO 等[21]提出一种用于流体力学的混合变量 PINNs 方案，针对层流状态下的圆柱绕流进行模拟，结果表明该方案能够提高 PINNs 的可训练性和求解精度。ZHANG 等[22]将 PINNs 模型与激光雷达（LiDAR）测量数据相融合预测时空风场，通过引入描述大气流动的 Navier-Stokes 方程学习整个流场的时空信息，预测风速的均方根误差为 0.198 m/s。

为探究植保无人机田间作业时随机侧风对旋翼下洗流场的影响，本文设计滤波的高斯白噪声信号模拟田间随机变化的侧风信号，采用 RANS 方程、SST $k-\omega$ 湍流模型、滑移网格技术和 SIMPLE 算法，并基于 Fluent 软件的用户函数自定义（User-defined functions，UDF）功能引入随机信号对旋翼下洗流场的时空分布特性和规律进行数值模拟计算。基于此，引入一种基于余弦退火学习率的 PINNs 下洗流场预测模型，该模型以低分辨率流场数据输入作为

约束条件,将物理方程与输入数据损失函数进行加权结合,实现高分辨率流场数据的复现,进而实现旋翼下洗流场任意时空位置速度信息的准确预测。

1 材料与方法

1.1 多旋翼植保无人机数值模型

1.1.1 物理模型

本文以 M600 型六旋翼植保无人机为研究对象,无人机轴距 1.13 m,6 个旋翼呈 60°均匀分布,相邻旋翼转速相同,转向相反,平衡旋翼产生反扭矩。植保无人机旋翼是核心旋转部件,下洗流场与旋翼系统布局密切相关。此外,由于植保无人机结构复杂,旋翼与机身距离较远使得机身对气流演化发展的影响不大。因此,充分考虑计算机资源与数值求解准确性,对无人机模型进行合理的结构简化,忽略无人机机身、机臂等,简化后的模型仅包含各旋翼[23],如图 1a 所示。由于六旋翼植保无人机正、反旋翼相间分布,旋翼表面复杂,为获得精确旋翼三维模型用于数值模拟,采用全自动三维扫描系统 PTOP300B 分别对正、反旋翼进行扫描,获取旋翼点云数据,而后用 Geomagic Studio 软件进行数据处理得到精确的旋翼三维模型(图 1b)。

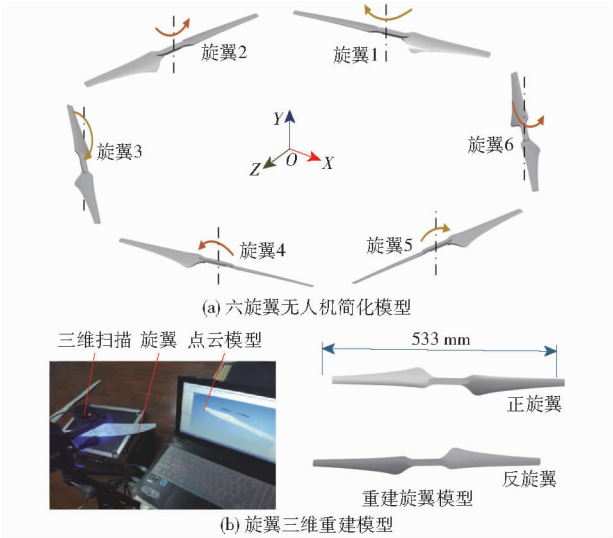


图 1 无人机简化模型与旋翼三维重建模型

Fig. 1 Simplified model of UAV and three-dimensional reconstruction model of rotor

1.1.2 数值计算方法

RANS 方程是工程领域内进行流体动力学分析的重要方程,可以较好反映流场变化过程。针对六旋翼植保无人机旋翼下洗气流与环境随机侧风交互产生的非定常流场,采用 RANS 方程为基本控制方程。对于独立的无人机旋翼流场,惯性坐标系与旋翼固连形成旋转坐标系。在旋转坐标系下的 RANS 方程中,添加了由旋转引起的源项,该源项包含了无法直接参与控制方程的非稳态项、对流项和扩散项,其守恒积分控制方程为

$$\frac{\partial}{\partial t}\iiint_{\partial V}\boldsymbol{W}\mathrm{d}\boldsymbol{V}+\oint(\boldsymbol{F}(\boldsymbol{W})-\boldsymbol{G}(\boldsymbol{W}))\mathrm{d}S=\iiint_{\partial V}\boldsymbol{R}\mathrm{d}V \tag{1}$$

其中

$$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix}\rho\\ \rho u\\ \rho v\\ \rho\omega\\ \rho E_r\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{F}(\boldsymbol{W})=\begin{bmatrix}\rho(q-q_b)\\ \rho u(q-q_b)+pn_x\\ \rho v(q-q_b)+pn_y\\ \rho\omega(q-q_b)+pn_z\\ \rho H_r(q-q_b)+pq_b\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{W})=\begin{bmatrix}0\\ \tau_{xx}n_x+\tau_{yx}n_y+\tau_{zx}n_z\\ \tau_{xy}n_x+\tau_{yy}n_y+\tau_{zy}n_z\\ \tau_{xz}n_x+\tau_{yz}n_y+\tau_{zz}n_z\\ \phi_x n_x+\phi_y n_y+\phi_z n_z\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}0\\ \rho\omega\boldsymbol{\Omega}\\ 0\\ -\rho\omega\boldsymbol{\Omega}\\ 0\end{bmatrix}$$

式中 $\boldsymbol{W}$——守恒变量

S——控制体表面积

$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{W})$、$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{W})$——无粘通量和粘性通量

V——控制体体积

$\boldsymbol{R}$——旋转通量

E_r——流体总内能

H_r——流体总焓

q——绝对速度

q_b——牵连速度

τ_{xx}、τ_{yy}、τ_{zz}、τ_{xy}、τ_{xz}、τ_{yz}——粘性通量中粘性应力 τ 各分量

ρ——流体密度 p——压强

$\boldsymbol{\Omega}$——旋翼旋转角速度矢量

u、v、ω——流体速度的 3 个分量

n_x、n_y、n_z——控制体外法矢量的 3 个分量

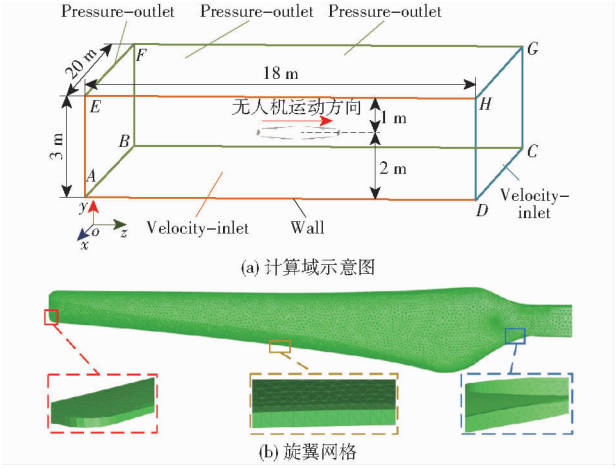
ϕ_x、ϕ_y、ϕ_z——粘性项

六旋翼植保无人机旋翼高速旋转产生的下洗流场通常被定义为低速可压缩湍流,而在航空工程中应用最广泛的湍流模型是 SST $k-\omega$ 模型。该模型有效融合了标准 $k-\omega$ 模型在近壁面计算适应性好以及在远场计算效果好的特性,可以有效适用于无人机的风场模拟研究。由于数值模拟时需关注的变量为压力和动量,求解器选择 SIMPLE 压力-速度耦合算法,采用有限体积法控制方程离散化,对流格式采用二阶迎风格式。

1.1.3 计算区域网格划分与边界条件

由于田间自然环境复杂,随机因素众多且不可控,基于试验研究方法很难获得规律性研究成果,因此,对随机侧风影响下六旋翼植保无人机下洗流场进行数值模拟研究。总计算域为 20 m×18 m×3 m

的长方体，如图 2a 所示，由 6 个直径为 580 mm、高为 35 mm 的圆柱体组成的动域和静域组成，旋翼距离地面高度为 2 m，动域与静域交界面之间采用 Interface 连接。无人机旋翼多为曲面，为提高计算精度，对旋翼处的非结构网格进行加密，如图 2b 所示，加密后动域网格数量为 4.8×10^6，静域网格数量为 1.08×10^6，网格评价质量参数 Skewness 最大值为 0.79，符合网格质量要求[24]。本研究考虑无人机受到来流与侧风共同作用影响，在数值模拟模型中，计算域的底面 *ABCD* 设置为 Wall，固体面上的速度为无滑移边界条件；*CDHG* 设置为 Velocity－inlet，速度由无人机和来流的相对速度决定；*ADHE* 也设置为 Velocity－inlet，采用 UDF 来模拟随机侧风速度，其余各面设置为 Pressure－outlet 且压力为 0。



(a) 计算域示意图

(b) 旋翼网格

图 2　计算域示意图与旋翼网格划分

Fig. 2　Schematics of computational domain and mesh division of rotor

数值模拟求解无人机风场时涉及旋翼的转动，为确保数值模拟的准确性，采用滑移网格技术，旋翼转速设定为 2 500 r/min，绕旋转域中心进行旋转，其转向和实际转向一致。采用非稳态瞬态计算，时间步长为 0.000 5 s，每个步长迭代 60 次。总步数为 8 000，收敛残差设置为 1.0×10^{-4}，确保瞬态计算的每一步都达到收敛条件。

1.2　基于低分辨率流场数据的 PINNs 模型构建

植保无人机田间作业过程中，旋翼下洗气流场与环境侧风的交互作用形成更加复杂的非定常流场，目前采用空间离散式风速测量数据难以获得瞬时流动结构。基于 PINNs 模型可将低分辨率流场数据通过预先训练好的网络模型直接重建成高分辨率的流场数据，实现旋翼下洗流场任意时空位置速度信息准确预测，相较于数值模拟技术可节约大量计算资源和时间成本。

随机侧风下旋翼流场时空预测模型框架如图 3 所示（σ 表示激活函数；t、x、y 分别为无量纲时间坐标、水平及竖直方向的位置坐标；u、v、p 分别为时空坐标对应的无量纲水平速度、竖直速度以及压力）。在 *XOY* 平面内，旋翼下洗流场在随机侧风作用下产生偏移，为实现旋翼下洗气流的完整预测，将 *XOY* 平面上风场偏移区域设置为二维感兴趣区域（Region of interest，ROI），其尺寸为 2.1 m×5.2 m。植保无人机下洗气流大部分区域在 4 s 内趋于稳定，为明确下洗流场演变过程，预测模型所需的数据集由位于 ROI 区域 4 s 内每间隔 0.1 s 等距均匀获取的稀疏位置时空信息组成。

PINNs 预测模型整体框架采用不可压缩方程 N－S 与低分辨率流场数据相结合，增强了深度学习模型中流体流动数据的可解释性，主要包括两个子神经网络，即 DNN1 与 DNN2。DNN1 主要实现时空坐标与流体信息之间的映射，将时刻 t 位置时空坐标表示为 $G=(t,x,y)$，流场信息变量表示为 $H=(u,v,p)$，将 DNN1 记为 F，其映射关系可表示为 $H=F(G,W)$，其中，W 代表 DNN1 中的所有可训练参数或权重。DNN1 子神经网络可用递归形式表示为

$$\begin{cases} D_0=(t,x,y) \\ D_i=\sigma(W_iD_{i-1}+B_i) \quad (i=1,2,\cdots,l+1) \\ D_l=(u,v,p) \end{cases} \tag{2}$$

式中　D_0、D_i、D_l——输入层、隐藏层和输出层

$l+1$——深度神经网络总层数

W_i、B_i——第 i 层的权重和偏置

输入数据集为低分辨率流场数据，为在保证精度的前提下实现流场快速预测并提高模型的泛化能力，全连接神经网络隐藏层个数设置为 4，每个隐藏层具有 64 个神经元。其中所有隐藏层都使用 Tanh 函数，在输出层不应用。对于其中某一隐藏层 D_i 而言，是通过上一层 D_{i-1} 经过 $(W_iD_{i-1}+B_i)$ 映射和激活函数 σ 转化而来。

DNN2 基于 DNN1 框架，通过自动微分技术计算神经网络输出对输入的偏导，从而在神经网络中表示为物理学方程。该神经网络以时空坐标作为输入，通过嵌入反映流场规律的偏微分方程作为损失函数得到的残差项作为输出，其偏微分方程为不可压缩粘性体流动规律的二维无量纲 N－S 方程，表达式为

$$\frac{\partial u}{\partial t}+u\frac{\partial u}{\partial x}+v\frac{\partial u}{\partial y}=-\frac{\partial p}{\partial x}+\frac{1}{Re}\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 u}{\partial y^2}\right) \tag{3}$$

$$\frac{\partial v}{\partial t}+u\frac{\partial v}{\partial x}+v\frac{\partial v}{\partial y}=-\frac{\partial p}{\partial y}+\frac{1}{Re}\left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 v}{\partial y^2}\right) \tag{4}$$

$$\frac{\partial u}{\partial x}=-\frac{\partial v}{\partial y} \tag{5}$$

式中　Re——雷诺数

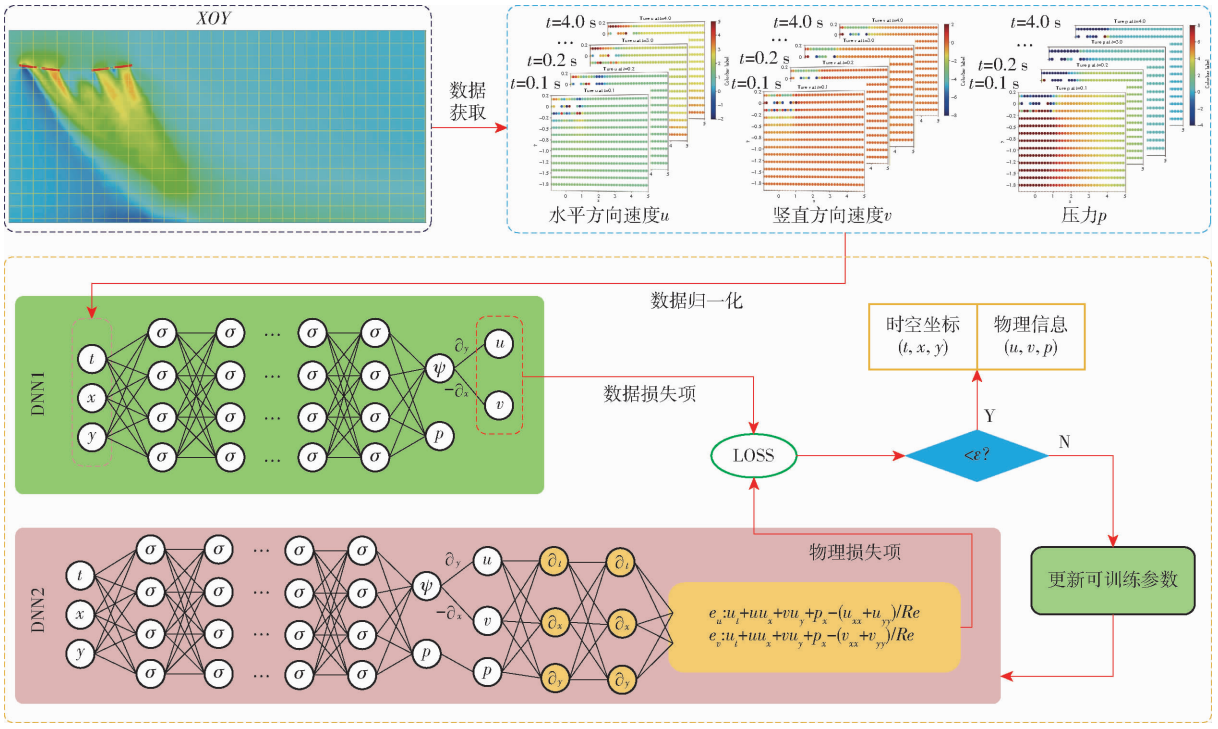


图 3 随机侧风下旋翼流场时空预测模型框架

Fig. 3 Framework of spatiotemporal prediction model for rotor flow field under random crosswinds

其物理学残差 e_u、e_v 可表示为

$$e_u=\frac{\partial u}{\partial t}+u\frac{\partial u}{\partial x}+v\frac{\partial u}{\partial y}+\frac{\partial p}{\partial x}-\frac{1}{Re}\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 u}{\partial y^2}\right) \tag{6}$$

$$e_v=\frac{\partial v}{\partial t}+u\frac{\partial v}{\partial x}+v\frac{\partial v}{\partial y}+\frac{\partial p}{\partial y}-\frac{1}{Re}\left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 v}{\partial y^2}\right) \tag{7}$$

PINNs 网络训练的目的是最小化 DNN1 产生的数据损失项和 DNN2 产生的物理损失项，从而实现模型的准确预测。其中由方程 N－S 残差项产生的物理损失 $\mathcal{L}_1$ 定义为

$$\mathcal{L}_1=\frac{1}{N_{ns}}\sum_{i=1}^{N_{ns}}|e_u(t_i^{ns},x_i^{ns},y_i^{ns})|+\sum_{i=1}^{N_{ns}}|e_v(t_i^{ns},x_i^{ns},y_i^{ns})| \tag{8}$$

其中$(t_i^{ns},x_i^{ns},y_i^{ns})$为下洗流场时空坐标，$N_{ns}$为神经网络样本点总量。由 DNN1 产生的数据损失定义 $\mathcal{L}_2$ 为

$$\mathcal{L}_2=\frac{1}{N_n}\sum_{i=1}^{N_n}|u_i^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)-u_{los}^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)|^2+\frac{1}{N_n}\sum_{i=1}^{N_n}|v_i^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)-v_{los}^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)|^2+\frac{1}{N_n}\sum_{i=1}^{N_n}|p_i^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)-p_{los}^n(t_i^n,x_i^n,y_i^n)|^2 \tag{9}$$

其中$(t_i^n,x_i^n,y_i^n,u_i^n,v_i^n,p_i^n)$和$(t_i^n,x_i^n,y_i^n,u_{los}^n,v_{los}^n,p_{los}^n)$分别为下洗流场中通过均匀采样获取的真实数据以及经过 PINNs 模型训练后的预测数据，N_n 为神经网络感兴趣区域采样数据总量。其总损失函数 $\mathcal{L}$ 可定义为

$$\mathcal{L}=\mathcal{L}_1+\mathcal{L}_2 \tag{10}$$

六旋翼植保无人机旋翼高速旋转产生的下洗风场雷诺数 Re 一般在 10^4 ~ 10^5 之间，处于湍流状态，而侧风沿无人机飞行路径流动时，其 Re 较低，一般在 2 000 以下，表现为层流状态[25]。对于耦合风场，其 Re 并不固定，为使模型更好地学习流场变化规律，该研究将 Re 设置成可更新训练变量来最小化损失函数。为进一步提高模型的可收敛能力，引入余弦退火学习率与可更新训练变量雷诺数的 DNN2 结构相结合，使模型更有效地捕捉下洗气流的复杂流动特性，从而提高了模型的预测性能和泛化能力。该模型采用 Adam 优化函数用于神经网络的训练，神经网络训练完成后，可以获得 Re，并且仅需大概 0.02 s 即可获取整个下洗流场给定位置和给定时刻的速度信息。

2 结果与讨论

2.1 随机侧风对植保无人机下洗流场影响分析

2.1.1 随机侧风的数学描述方法

施药田间作业时环境侧风是影响植保无人机旋翼风场与雾滴沉积分布特性的重要因素[26]。由于田间作业环境复杂，建立植保无人机施药田间作业随机侧风在仿真模型中的数学描述方法，开展随机侧风对植保无人机旋翼下洗流场的影响研究，可为

进一步探究植保无人机下洗流场对雾滴沉积分布特性的影响奠定基础。

高斯白噪声是一种时域上具有恒定功率谱密度的随机信号，它在所有频率上都有相同的功率，且在不同时刻下的噪声样本相互独立，从而形成一种完全不可预测的随机波动模式。考虑到田间试验环境侧风的随机特性，设计低频滤波高斯白噪声信号模拟田间随机变化的环境侧风，环境风速等效为在风速变化范围[v_{min}，v_{max}]与频率变化范围[f_{min}，f_{max}]内具有随机特征的平稳高斯白噪声信号[27]。由于植保无人机喷施作业时，3 级以内微风(3.4 ~ 5.5 m/s)有利于雾滴沉积且飘移距离较小，因此，本文探讨随机侧风 4 m/s 内植保无人机旋翼下洗流场的分布特性和变化规律[16]。数值模拟中将随机侧风划分为 0 ~ 1 m/s、1 ~ 2 m/s、2 ~ 3 m/s 与 3 ~ 4 m/s 波动的低频滤波高斯白噪声信号，分别沿平均值 0.57、1.49、2.39、3.45 m/s 上下波动，其幅值在风速变化范围内随机生成，如图 4 所示，通过 Fluent 软件中的 UDF 工具采用 C 语言编译加载为边界条件，以此模拟不同强度随机侧风环境下旋翼气流变化规律。

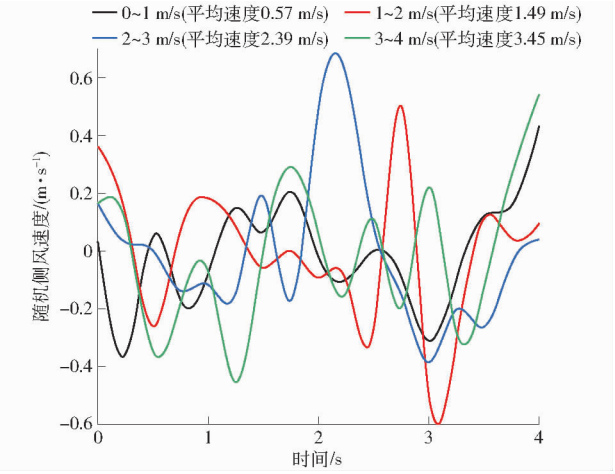


图 4　随机侧风在不同波动下风速变化曲线

Fig. 4　Wind speed variation curves of random crosswind under different fluctuations

2.1.2　随机侧风对植保无人机下洗流场的影响

旋翼下洗流场和作物冠层的接触区域可以看作喷雾的靶标区域。旋翼下洗流场和作物冠层接触区域面积越大表明雾滴沉积到作物冠层的沉积量和沉积概率越大，本文中称旋翼下洗流场和作物冠层接触区域的面积为气流覆盖面积，覆盖面积的大小由水平面旋翼风场(xoz)中竖直方向风速分量$|v_y| \geqslant 0.5$ m/s 等值线所限定的区域来获取[16,28]。图 5 所示为不同随机侧风作用下旋翼下方不同高度 h 处(第 1 行为 0.5 m，第 2 行为 1.0 m，第 3 行为 1.5 m)竖直方向气流分布云图。当随机侧风在 0 ~ 1 m/s 波动时，距离旋翼高度 0.5、1.0、1.5 m 处气流覆盖面积分别为 11.36、10.99、6.78 m^2。旋翼下洗流场在竖直方向具有较大的气流强度，且随着与旋翼距离的增加，气流覆盖面积衰减幅度较小。当随机侧风在 1 ~ 2 m/s 波动时，下洗流场竖直分布范围向随机侧风方向移动，且随着侧风的增大气流覆盖面积增大，距离旋翼 0.5、1.0、1.5 m 处气流覆盖面积分别为 15.79、14.07、6.17 m^2。下洗气流的衰减导致无人机下方 1.25 ~ 1.75 m 区域气流覆盖面积迅速缩小，旋翼气流的“风送”作用削弱，此时农药液滴几乎依靠重力沉降，难以进入冠层内部。气流覆盖面积最大值集中在旋翼下方 0 ~ 1.25 m 处，因此，建议田间侧风在 1 ~ 2 m/s 时可适当降低无人机作业高度以提高雾滴沉积面积。随机侧风增大到 2 ~ 3 m/s 时，气流覆盖面积进一步增大，分别为 18.72 m^2(h = 0.5 m)、15.09 m^2(h = 1.0 m)和 3.64 m^2(h = 1.5 m)。此时，侧风对下洗气流的影响区域主要集中在旋翼下 0 ~ 0.75 m 处，且离地距离越近，气流覆盖面积的衰减幅度逐渐增大，下洗气流穿透效果逐渐减弱，根据末速度(2 ~ 4 m/s)原则，在距离地面 1 m 处最大速度无法达到雾滴穿透的末速度，影响雾滴的穿透性能。因此，无人机作业时可通过减小与作物冠层之间的距离来提高抵抗自然侧风的能力。侧风风速增大到 3 ~ 4 m/s 时，无人机下洗气流集中在机身下方位置，且迎风方向出现明显偏斜。随着侧风风速增加，气流覆盖面积随离地高度的降低而减小，分别为 15.11 m^2(h = 0.5 m)、9.55 m^2(h = 1.0 m)、0.64 m^2(h = 1.5 m)，且距离旋翼 1.5 m 处覆盖面积几乎衰减为 0，导致雾滴“逃逸”，更多地向飘移区移动从而影响喷施作业效果。

不同随机侧风作用下旋翼下方不同高度处竖直方向气流覆盖面积与最大风速变化规律如图 6 所示。图 6a 中，将下洗气流覆盖面积的变化趋势划分为 3 个区域，分别为区域Ⅰ(旋翼下方 0 ~ 0.5 m)、区域Ⅱ(旋翼下方 0.5 ~ 1.0 m)以及区域Ⅲ(旋翼下方 1.0 ~ 1.8 m)。区域Ⅰ内不同侧风风速下覆盖面积随旋翼高度增加而增加，侧风风速为 2 ~ 3 m/s 时下洗气流覆盖面积最大，而侧风风速为 0 ~ 1 m/s 时气流覆盖面积最小。数值模拟结果表明适当的侧风风速可提高雾滴的沉积面积，与学者基于田间试验得出侧风风速大小与雾滴覆盖度显著相关的结论相一致[29]。区域Ⅱ中下洗气流覆盖面积减小，且衰减幅度较小；而在区域Ⅲ中，下洗气流覆盖面积随侧风风速距离旋翼高度的增加大幅度减小，且随着侧风风速增大，下洗气流覆盖面积衰减率明显增大，当侧风风速大于 2 m/s 时，距离旋翼 1.7 m 处下洗气流

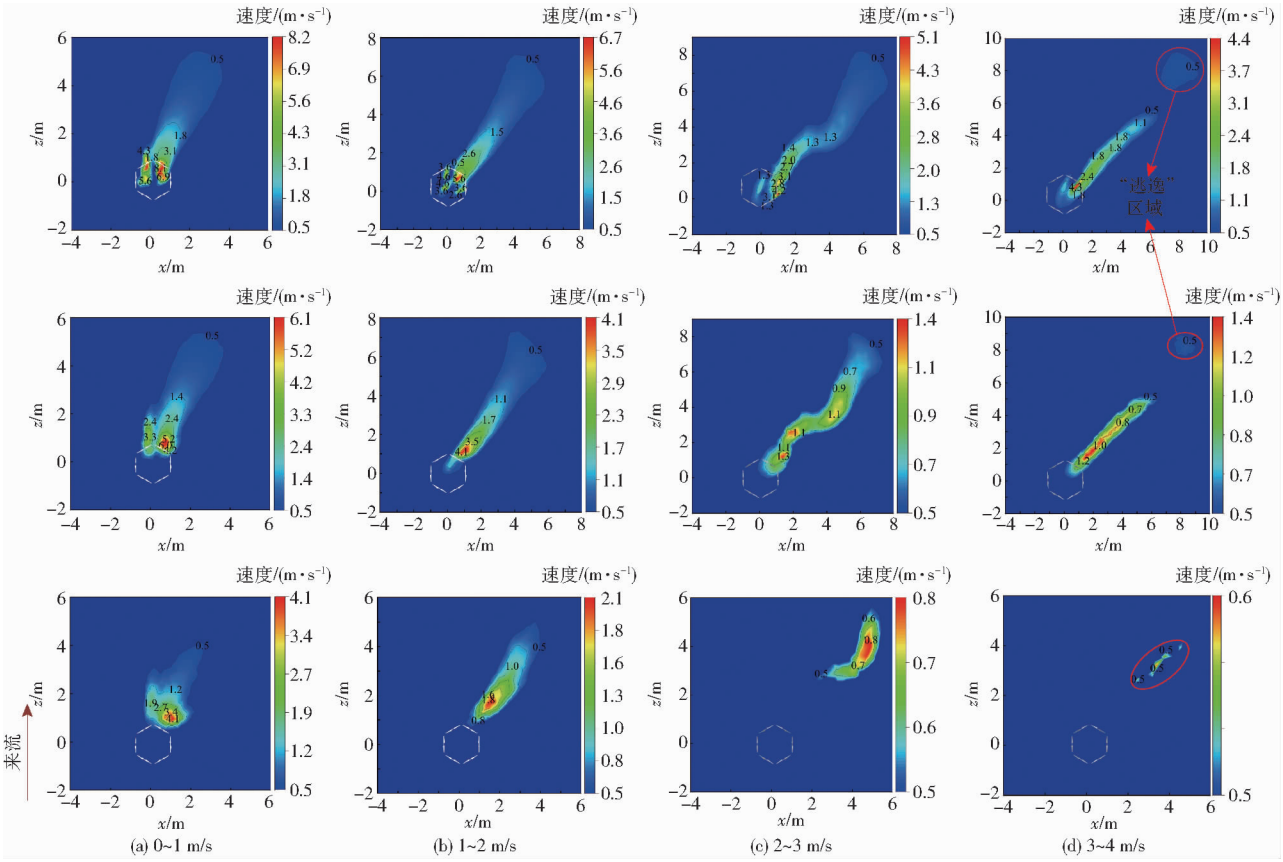


图 5 不同随机侧风风速和旋翼下方不同高度处竖直方向速度分布图

Fig. 5 Vertical velocity distributions at different heights below rotor under different random crosswind speeds

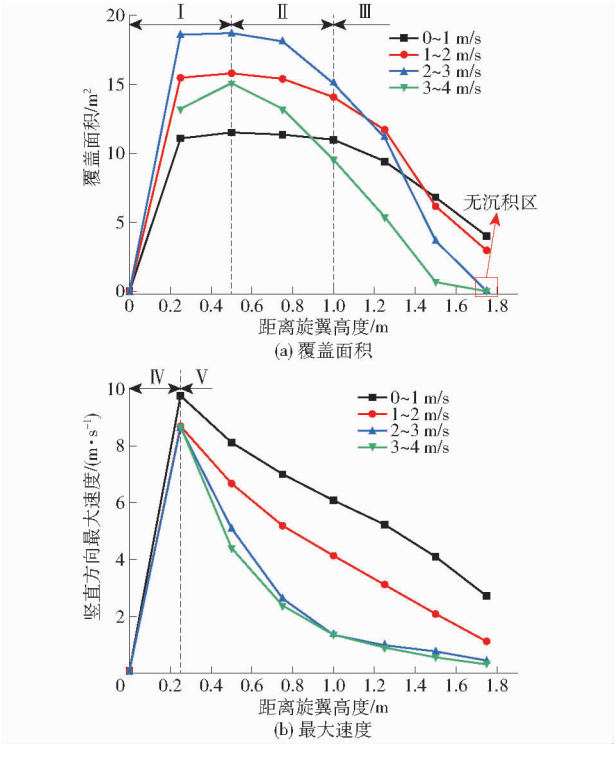


图 6 旋翼下不同高度处覆盖面积和竖直方向最大速度变化曲线

Fig. 6 Coverage area and maximum vertical velocity under rotor at different heights

覆盖面积为 0,下洗气流对雾滴的风送效应消失。

图 6b 中,将竖直方向最大风速的变化规律划分为两个区域。在区域Ⅳ(旋翼下方 0.25 m 内)中,最大风速随距离旋翼高度的增加快速增加并达到最大,最大风速值可达 9.76 m/s;在区域Ⅴ(旋翼下方 0.25 m 至地面)中,最大风速随侧风风速及与旋翼距离的增加而减小,且随着侧风风速增加,最大风速衰减幅度不断增大。假设作物高度为 1 m,当侧风风速大于 2 m/s 时,距离地面高度 1 m 处的竖直方向最大风速小于 2 m/s,下洗气流对雾滴穿透性能的影响减弱[16]。

2.1.3 随机侧风等效方法

由相关文献[15]可知,采用田间试验与数值模拟方法研究环境侧风对雾滴分布影响的报道较多,其中环境侧风通常用固定风速,但采用固定风速替代随机侧风的依据却少有报道。因此,本研究基于上文数值模拟结果探索一种采用固定风速代替随机侧风的方法。以随机侧风波动范围为 0 ~ 1 m/s 为例,该范围内不同时刻风速幅值随机生成,其最小值为 0.21 m/s,最大值为 1 m/s。数值模拟中分别设置随机侧风波动范围 0 ~ 1 m/s、随机侧风平均值 0.57 m/s、最大值 1 m/s、最小值 0.21 m/s 作为固定风速加载边界条件。不同侧风条件下植保无人机气流覆盖面积和竖直方向最大速度随时间的变化规律

如图 7 所示，其中以随机侧风的平均值(0.57 m/s)为固定风速时，其气流覆盖面积、竖直方向最大速度变化趋势与随机侧风工况的曲线高度吻合。

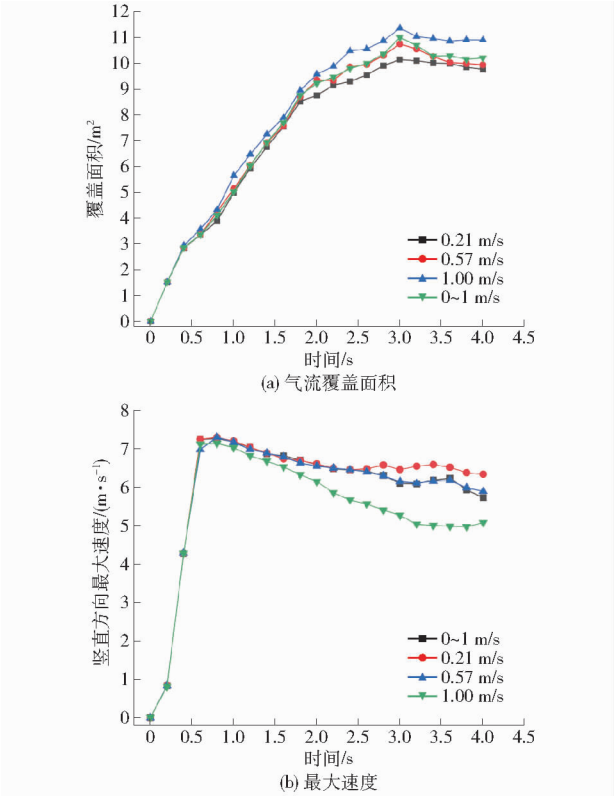


图 7　不同侧风条件下气流覆盖面积与竖直方向最大速度随时间变化曲线

Fig. 7　Temporal variation of airflow coverage area and maximum vertical velocity under different crosswind conditions

植保无人机飞行过程中，分别采用随机侧风平均值、最大值和最小值作为固定风速输入，下洗气流覆盖面积与竖直方向最大速度变化规律与侧风波动范围为 0 ~ 1 m/s 时呈现相同的变化趋势。由表 1 可知，随着下洗气流的时空演变，采用随机侧风最大值作为固定风速输入时，气流覆盖面积和竖直方向最大速度与随机波动侧风条件下偏离程度最大，平均相对误差分别为 5.12% 和 18.42%；采用随机侧风最小值作为固定风速输入时，气流覆盖面积和竖直方向最大速度与随机波动侧风条件下偏离程度较大，平均相对误差分别为 3.36% 和 9.56%。而采用平均值作为固定风速输入时，气流覆盖面积和竖直方向最大速度与随机波动侧风条件下偏离程度较小，平均相对误差分别为 1.21% 和 2.40%。结果表明，采用随机侧风平均值在一定程度上可以替代随机侧风进行数值仿真分析。

表 1　不同固定侧风条件与随机波动侧风的气流覆盖面积与竖直方向最大速度的平均相对误差

Tab. 1　Average relative error of airflow coverage area and maximum vertical velocity between different fixed crosswind conditions and randomly fluctuating crosswind　　%

风速/(m·s⁻¹)	气流覆盖面积平均相对误差	竖直方向最大速度平均相对误差
1.00	5.12	18.42
0.57	1.21	2.40
0.21	3.36	9.56

2.2　基于预测模型的下洗流场时空分布规律

以随机侧风 2 ~ 3 m/s 为例，图 8 为神经网络预测模型对 0.5、1.0、2.0、3.0 s 4 个时刻瞬时速度水

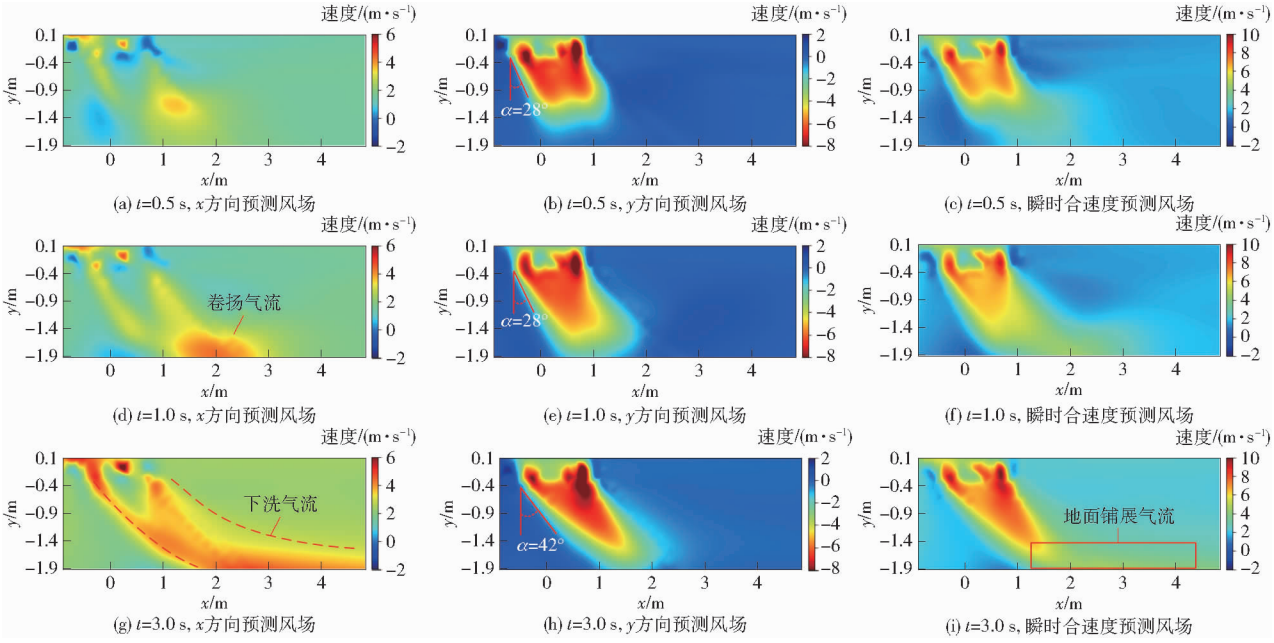


图 8　不同时刻水平速度、竖直速度以及瞬时合速度的预测流场分布

Fig. 8　Predicted flow field distributions of horizontal velocity, vertical velocity, and instantaneous resultant velocity at different time instants

平方向分量、竖直方向分量及合量的预测结果。在0.5 s时植保无人机下洗气流在距离旋翼0~1.5 m范围内聚集并小范围沿着风速方向产生28°偏航；在1.0 s时刻，已有较小速度的气流接触地面但并未沿地面向外铺展，竖直方向气流具有较强抵抗随机侧风的能力，呈近似“圆柱形”沿风向向下发展；在2.0 s时刻，植保无人机下洗气流在水平方向逐渐接触地面并沿着地面向外铺展，在地面附近出现较大的水平速度分量，竖直方向气流受侧风影响进一步产生偏移；在3.0 s时刻，下洗流场中水平方向气流到达地面并沿地面进一步铺展，假设作物高度为1 m，竖直方向气流在冠层处产生约45°倾斜。结合随机侧风对植保无人机下洗流场的影响分析，可以得出下洗气流在1.0 s时刻内处于发展阶段，主要集中在靠近旋翼下方位置并具有较强抵抗横向侧风的能力。

随机侧风在2~3 m/s范围波动时，距离无人机旋翼0.48、0.80、1.12、1.60 m高度处各向速度分布曲线如图9所示（X轴坐标原点为无人机中心位置）。由图9a可知，下洗气流水平分量在旋翼下方区域呈先增大后减小的发展趋势，且随着距离旋翼高度的增加，最大速度对应的水平区域也随高度升高向远离旋翼中心的方向偏移。由于旋翼的直接作用以产生竖直方向的下洗气流为主，下洗气流的水平分量主要由侧风速度驱动；当远离旋翼区域时，不同高度处下洗气流的水平分量会逐渐趋近于侧风自身的风速。由图9b可知，受随机侧风影响，气流运动方向从竖直方向向水平方向转变，下洗气流竖直方向分量呈先增大后减小的趋势，且向侧风方向发生偏移，距离旋翼高度越远，偏移距离越远。竖直分量中高速气流主要集中在旋翼下方附近，旋翼下方0.48 m处最大竖直方向速度达7.68 m/s，在空气阻力和地面反弹气流的影响下，随着旋翼高度增加流场强度不断减弱，旋翼下方1.6 m处竖直方向分量最大速度仅为3.71 m/s。

图10所示为0.5、1.0、2.0、3.0 s 4个时刻基于PINNs的预测速度云图以及基于CFD的真实速度云图。从图10中可以看出，PINNs模型可以准确捕捉流场中的高梯度区域与边界层的速度变化，预测速度云图与真实速度云图高度吻合。在竖直方向以及合速度的瞬时流场中，PINNs模型能够准确预测流体的速度分布和流动结构，预测数据接近真实数据。在水平方向流场数据中，近地面区域预测结果与真实数据有轻微偏差，但整体流场趋势依旧较为吻合。总的来说，PINNs模型在不同时刻均能很好地捕捉下洗流场的动态演变趋势，验证了其在植保无人机下洗流场预测中的有效性和准确性。

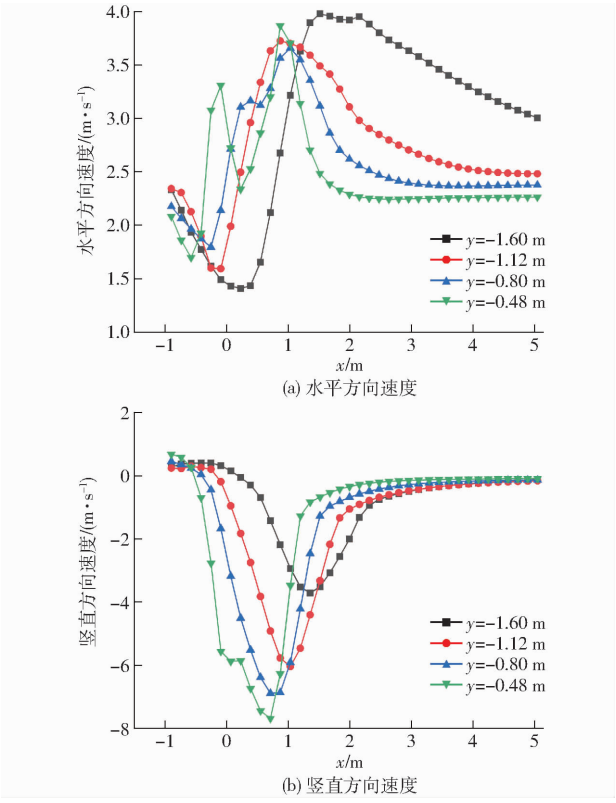


图9 各向速度在不同高度处的分布曲线

Fig. 9 Distribution curves of velocity components at different heights

为进一步量化PINNs模型的准确性，以t=3.0 s时刻为例，对其瞬时速度水平分量和竖直分量预测结果与真实速度数据进行线性回归分析，如图11所示，并采用均方根误差（RMSE）衡量预测值的偏离程度。

竖直分量回归方程$y=0.94x+0.10$，总体拟合优度R^2为0.971，RMSE为0.364 m/s；水平分量回归方程为$y=0.92x+0.08$，总体拟合优度R^2为0.919，RMSE为0.253 m/s。其中，水平分量拟合程度略低于竖直分量，可能是由于下洗气流水平分量受流场速度与随机侧风的共同影响，导致卷扬气流变化规律更加复杂且难以捕捉。尽管下洗气流水平分量拟合程度略低于竖直分量，但两个方向上预测值与真实值之间均存在显著相关性。综合考虑R^2和RMSE，可以得出PINNs预测模型在预测速度信息方面表现出较高的准确性。

2.3 旋翼下洗流场数值模拟准确性验证

为验证基于数值模拟方法旋翼下洗流场的准确性，在中国农业大学植保机械实验室开展植保无人机悬停状态下下洗气流速度测试试验。试验平台包含M600型植保无人机、移动支架和悬挂装置。无人机旋翼转速稳定在2 500 r/min左右，由固定在无

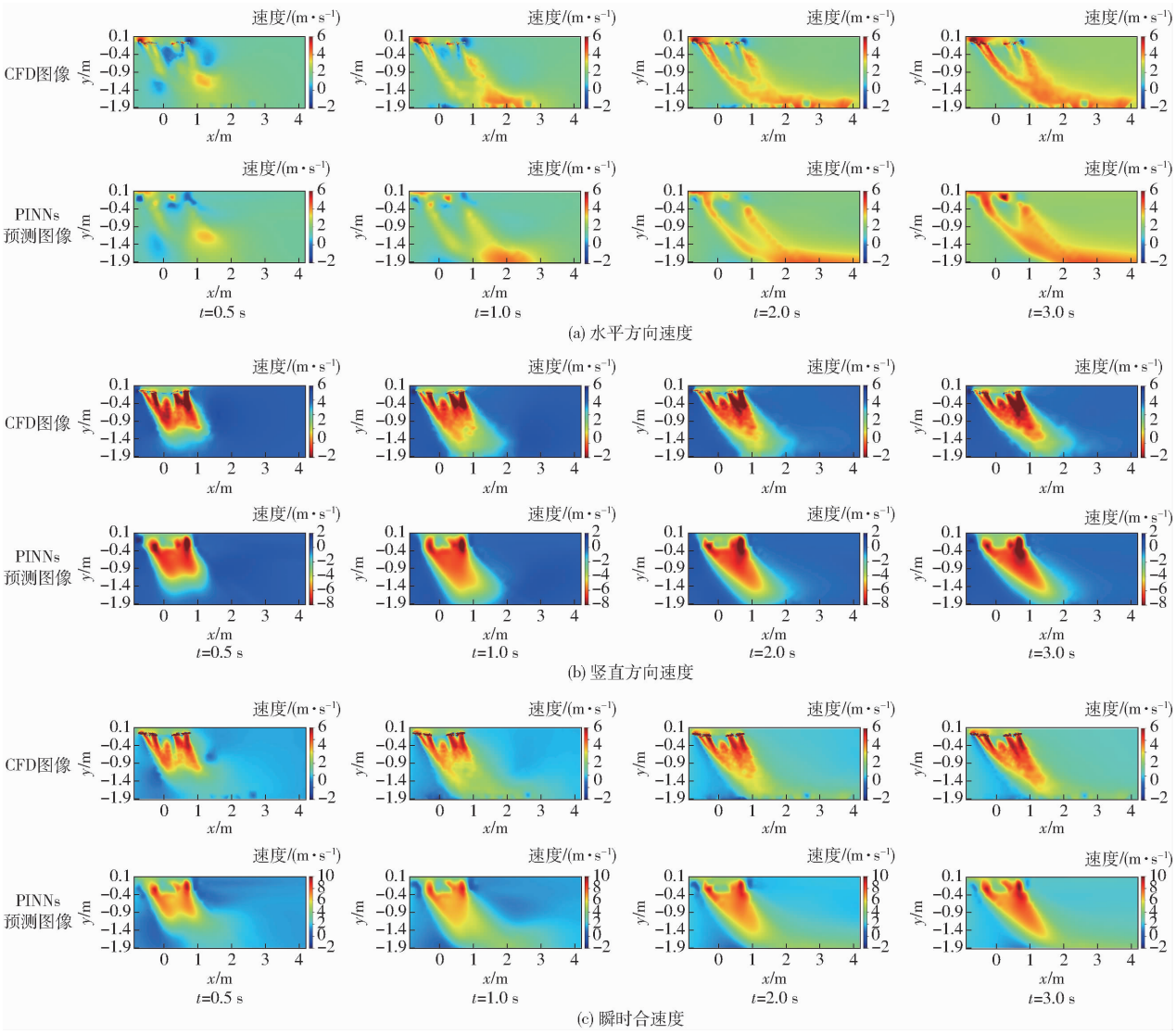


图 10　不同时刻下水平方向速度、竖直方向速度以及瞬时合速度的预测云图与真实云图

Fig. 10　Predicted and actual contour maps of horizontal velocity, vertical velocity, and instantaneous resultant velocity at different time instants

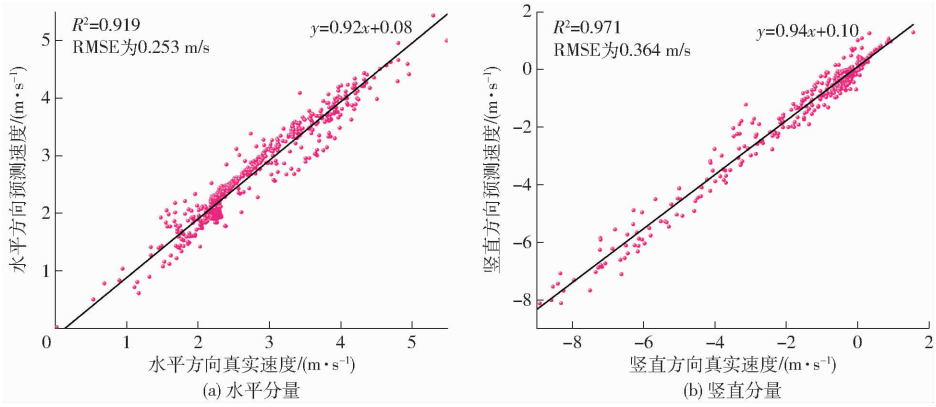


图 11　下洗气流水平方向与竖直方向分量预测值与真实值回归线

Fig. 11　Prediction versus actual values regression line for downward airflow horizontal and vertical components

人机机臂上的 LZ－MK10 型光电传感器实时监测。旋翼下洗气流速度测点分布如图 12 所示，速度测点布置在植保无人机旋翼正下方与机身下方，离地高度 0.4～1.8 m 范围内自上而下每隔 20 cm 设置一个测点，依次进行竖直方向速度测试。各测点气流速度采用固定于伸缩三脚架上的 Testo 410i 型风速仪进行测量，风速仪设置为每 1.0 s 保存一次数据。待下洗气流稳定后开始测试，每个测点测速时间约

10 s,每次试验重复 3 次并取平均值作为测点气流速度。

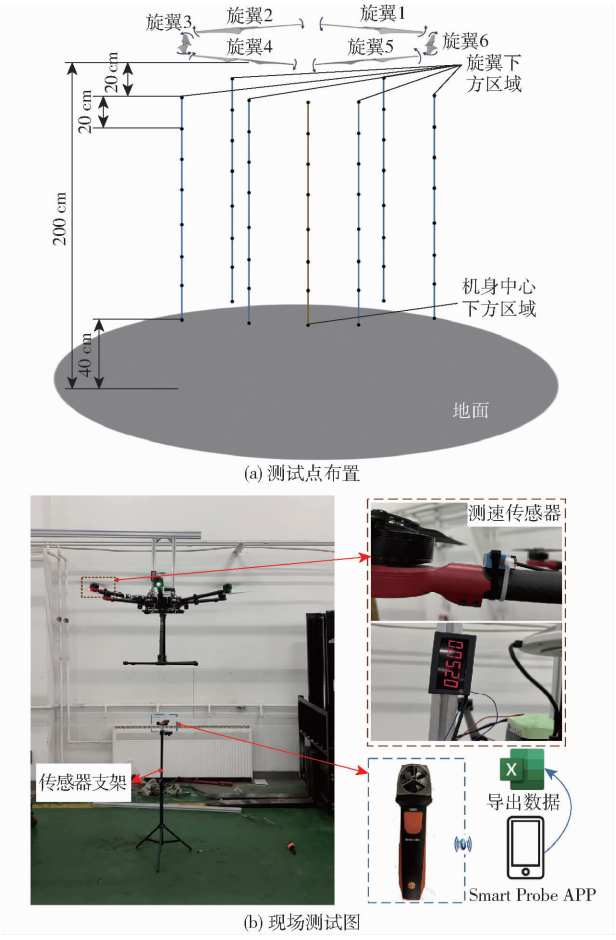


图 12 室内试验测试点布置与现场测试图

Fig. 12 Arrangement of indoor test points and field test diagram

定义模拟值与试验值的相对误差为 e,计算公式为

$$e = \frac{|V_s - V_t|}{V_t} \times 100\% \tag{11}$$

式中 V_s——数值模拟风速

V_t——试验风速

旋翼 1 和机身下方各测试点试验值以及模拟值如图 13 所示。旋翼下方竖直方向速度试验值与模拟值沿 y 轴负方向呈现先增大后减小的变化趋势,这可能是因为围绕旋翼中心的气流在加速过程中不断相遇和重叠,使得距离旋翼 0.6 m 处竖直方向速度达到最大值,而后由于空气阻力和旋翼影响的减小不断减小;机身下方气流主要集中在 0.5 ~ 1.0 m 处,竖直方向速度试验值与模拟值呈现相同的变化趋势。旋翼与机身下方各测试点试验值与模拟值的相对误差见表 2。在距离地面 0.4 ~ 1.8 m 处,试验值与模拟值的相对误差较小,均在 10% 以内;距离地面 0.4 m 处,旋翼下方与机身下方测点相对误差分别为 16.07%、15.49%,造成此差异的原因是下洗气流接近地面,地面对气流的反弹效应增大了实际测量过程中的误差。总体来说,数值模拟计算基本满足实际工况计算要求,数值模拟结果准确并可用于六旋翼无人机下洗流场的分析。

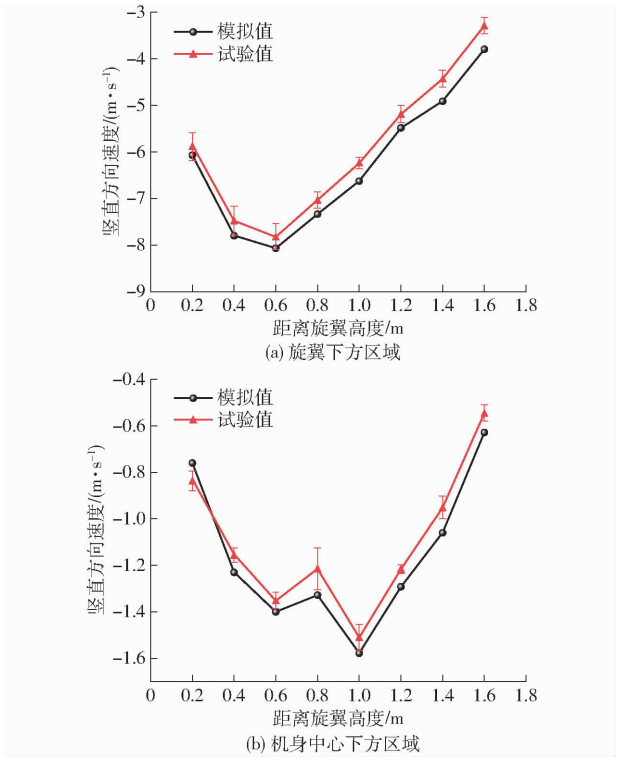


图 13 标记点竖直方向速度的模拟值和试验值对比图

Fig. 13 Simulated and experimental values of vertical velocity

表 2 标记点竖直方向速度的试验测量值与模拟值的相对误差

Tab. 2 Experimental measurement values and simulated values of vertical velocity at marked points

位置	参数	距离地面高度/m							
		1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4
旋翼 1 下方区域	模拟值 V_s/(m·s^{-1})	-6.07	-7.79	-8.07	-7.34	-6.62	-5.48	-4.90	-3.79
	试验值 V_t/(m·s^{-1})	-5.88	-7.48	-7.82	-7.03	-6.23	-5.18	-4.47	-3.27
	相对误差 e/%	3.21	4.21	3.16	4.63	6.14	5.74	9.67	16.07
机身中心下方区域	模拟值 V_s/(m·s^{-1})	-0.76	-1.23	-1.4	-1.33	-1.58	-1.29	-1.06	-0.63
	试验值 V_t/(m·s^{-1})	-0.83	-1.15	-1.35	-1.22	-1.51	-1.21	-0.96	-0.55
	相对误差 e/%	9.11	7.36	3.76	9.07	4.64	7.04	9.34	15.49

3　结论

（1）考虑田间试验环境侧风的随机特性，设计了低频滤波高斯白噪声信号模拟随机侧风，基于 CFD 方法开展了随机侧风分别在 0 ~ 1 m/s、1 ~ 2 m/s、2 ~ 3 m/s 与 3 ~ 4 m/s 波动时植保无人机旋翼下洗流场的数值模拟。仿真结果表明：以气流覆盖面积为评价指标，旋翼下洗气流近似呈“圆柱形”向下发展 1 s 内，气流覆盖面积达到峰值且具有较强抵抗随机侧风的能力；随着侧风风速增加，下洗气流结构和强度发生明显变化，当随机侧风大于 3 m/s 时，气流覆盖面积和竖直方向最大速度大幅减小，不利于喷施作业。

（2）提出了一种随机侧风的等效替代方法，以随机侧风波动范围 0 ~ 1 m/s 为例，分别比较其与最大值、最小值和平均值情况下气流覆盖面积和竖直方向最大速度的变化规律。采用随机侧风最大值、最小值和平均值作为固定风速输入时，气流覆盖面积与随机波动侧风的平均相对误差分别为 5.12%、3.36%、1.21%；竖直方向最大速度与随机波动侧风的平均相对误差分别为 18.42%、9.56%、2.40%。结果表明采用随机侧风平均值在一定程度上可以替代随机侧风进行数值仿真分析。

（3）基于物理信息神经网络采用不可压缩 N－S 方程与低分辨率流场数据相结合，引入余弦退火学习率与更新训练变量雷诺数，构建了旋翼植保无人机在随机侧风作用下下洗流场预测模型。预测模型仅需 0.02 s 即可获取任意时空位置处的速度信息，实现对流场信息的快速预测。此外，预测模型在水平方向和竖直方向速度预测值与试验值的总体拟合优度 R^2 分别为 0.971、0.919，均方根误差 RMSE 分别为 0.364、0.253 m/s，在预测速度信息方面表现出较高的准确性。

参　考　文　献

[1] KIM J, KIM S, JU C, et al. Unmanned aerial vehicles in agriculture: a review of perspective of platform, control, and applications[J]. IEEE Access, 2019, 7: 105100 – 105115.

[2] LI Jiyu, SHI Yeyin, LAN Yubin, et al. Vertical distribution and vortex structure of rotor wind field under the influence of rice canopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 159: 140 – 146.

[3] YANG Fengbo, XUE Xinyu, CAI Chen, et al. Numerical simulation and analysis on spray drift movement of multirotor plant protection unmanned aerial vehicle[J]. Energies, 2018, 11(9): 2399.

[4] YANG Fengbo, XUE Xinyu, ZHANG Ling, et al. Numerical simulation and experimental verification on downwash air flow of six-rotor agricultural unmanned aerial vehicle in hover[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(4): 41 – 53.

[5] YALLAPPA D, KAVITHA R, SURENDRAKUMAR A, et al. Effect of downwash airflow distribution of multi-rotor unmanned aerial vehicle on spray droplet deposition characteristics in rice crop[J]. Current Science, 2023, 125(2): 172 – 182.

[6] TANG Qing, ZHANG Ruirui, CHEN Liping, et al. High-accuracy, high-resolution downwash flow field measurements of an unmanned helicopter for precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105390.

[7] ZHANG Bin, TANG Qing, CHEN Liping, et al. Numerical simulation of wake vortices of crop spraying aircraft close to the ground[J]. Biosystems Engineering, 2016, 145: 52 – 64.

[8] WEN Sheng, SHEN Ningwen, ZHANG Jiantao, et al. Single-rotor UAV flow field simulation using generative adversarial networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105004.

[9] ZHAN Yilong, CHEN Pengchao, XU Weicheng, et al. Influence of the downwash airflow distribution characteristics of a plant protection UAV on spray deposit distribution[J]. Biosystems Engineering, 2022, 216: 32 – 45.

[10] 陈盛德，兰玉彬，BRADLEY K F，等. 多旋翼无人机旋翼下方风场对航空喷施雾滴沉积的影响[J]. 农业机械学报，2017，48(8)：105 – 113.
CHEN Shengde, LAN Yubin, BRADLEY K F, et al. Effect of wind field below rotor on distribution of aerial spraying droplet deposition by using multi-rotor UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 105 – 113. (in Chinese)

[11] 王昌陵，何雄奎，BONDS J，等. 不同飞行参数下八旋翼植保无人机下洗气流场对雾滴沉积分布特性的影响[J]. 智慧农业(中英文)，2020，2(4)：124 – 136.
WANG Changling, HE Xiongkui, BONDS J, et al. Effect of downwash airflow field of 8-rotor unmanned qerial vehicle on spray deposition distribution dharacteristics under different flight parameters[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(4): 124 – 136. (in Chinese)

[12] GUO Qiwei, ZHU Yaozong, TANG Yu, et al. CFD simulation and experimental verification of the spatial and temporal distributions of the downwash airflow of a quad-rotor agricultural UAV in hover[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105343.

[13] TANG Yu, FU Yiqing, GUO Qiwei, et al. Numerical simulation of the spatial and temporal distributions of the downwash

airflow and spray field of a co-axial eight-rotor plant protection UAV in hover[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107634.

[14] LI Wencheng, LI Chenyang, HUANG Xiaomao, et al. Operation quality control of rapeseed strip aerial seeding system via under-constrained seeding technique[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107693.

[15] 张健,张超,陈青,等. 环境风速对六旋翼无人机下洗气流和雾滴沉积影响研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 74 – 81.
ZHANG Jian, ZHANG Chao, CHEN Qing, et al. Effect of ambient wind speed on downwash airflow and droplet deposition for six-rotor UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 74 – 81. (in Chinese)

[16] WANG Ling, XU Mao, HOU Qihang, et al. Numerical verification on influence of multi-feature parameters to the downwash airflow field and operation effect of a six-rotor agricultural UAV in flight[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106425.

[17] HUANG Jianqing, LIU Hecong, CAI Weiwei. Online in situ prediction of 3-D flame evolution from its history 2-D projections via deep learning[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2019, 875: R2.

[18] HAN Renkun, WANG Yixing, ZHANG Yang, et al. A novel spatial-temporal prediction method for unsteady wake flows based on hybrid deep neural network[J]. Physics of Fluids, 2019, 31(12): 127101.

[19] WEN Sheng, HAN Jie, NING Zhihua, et al. Numerical analysis and validation of spray distributions disturbed by quad- rotor drone wake at different flight speeds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 166: 105036.

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

[21] RAO Chengping, SUN Hao, LIU Yang. Physics-informed deep learning for incompressible laminar flows[J]. Theor. Appl. Mech. Lett., 2020, 10(3): 207 – 212.

[22] ZHANG Jincheng, ZHAO Xiaowei. Spatiotemporal wind field prediction based on physics-informed deep learning and LiDAR measurements[J]. Applied Energy, 2021, 288: 116641.

[23] ZHANG H, QI L, WU Y, et al. Numerical simulation of airflow field from a six-rotor plant protection drone using lattice Boltzmann method[J]. Biosystems Engineering, 2020, 197: 336 – 351.

[24] 张国祥,刘星星,张领先,等. 基于 CFD 的日光温室温度与卷帘开度关系研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 279 – 286.
ZHANG Guoxiang, LIU Xingxing, ZHANG Lingxian, et al. Relationship between indoor temperature and rolling shutter opening of solar greenhouse based on CFD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 279 – 286. (in Chinese)

[25] 赵元宾,孙奉仲. 环境侧风下间接空冷塔水温分布特性的研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5367 – 5376.
ZHAO Yuanbin, SUN Fengzhong. Study on water temperature distribution characteristics of dry cooling tower under crosswind impact[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5367 – 5376. (in Chinese)

[26] ZHANG Jian, CHEN Qing, LIU Jian, et al. Experiments and CFD simulation of downwash airflow and fog distribution discharged from a single-rotor UAV fitted with a pulse-jet thermal fogging machine[J]. Biosystems Engineering, 2024, 240: 142 – 151.

[27] LI Wencheng, WANG Wenyun, HUANG Xiaomao, et al. The reduced-order model for droplet drift of aerial spraying under random lateral wind[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2022, 2022(1): 4840814.

[28] ZHANG Songchao, XUE Xinyu, SUN Zhu, et al. Downwash distribution of single-rotor unmanned agricultural helicopter on hovering state[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10: 14 – 24.

[29] 鲁文霞,兰玉彬,王国宾,等. 环境风速对四旋翼植保无人机喷施雾滴飘移的影响研究[J]. 农机化研究, 2021, 43(7): 187 – 193.
LU Wenxia, LAN Yubin, WANG Guobin, et al. Study on the influence of wind speed on the drift of four-rotor plant protection UAV[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2021, 43(7): 187 – 193. (in Chinese)