

基于线性模型的管路内农药混合均匀性评价方法

代祥¹ 徐幼林² 宋海潮¹ 郑加强²

(1. 南京工业职业技术大学机械工程学院, 南京 210023; 2. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037)

摘要: 针对混合试验图像所得均匀性指数计算结果难以直接匹配于被广泛认可的数值仿真参考值的问题, 本文基于线性模型方法, 将混合试验图像处理与数值仿真结果进行映射, 在黏性水溶性农药与水在长直混合管内进行在线混合的试验条件下构建对应的线性预测模型, 并采用射流混药器在线混合图像及仿真结果对上述模型进行检验。研究表明: 不同图像方法(灰度直方图二阶矩(HSM)、改进面积加权法(OAU)、主成分分析法(PCA))对应最优线性拟合阶数不同, 采用单独图像方法构建模型时最优阶次为4, 决定系数 R^2 高于0.95, 采用2种图像方法组合和3种图像方法组合时最优阶次可分别降至3阶和2阶, R^2 则接近或高于0.98; 载流流量 Q 为800~2 000 mL/min、混合比 P 为0.01~0.10条件下, 基于HSM、OAU、PCA和线性模型, 可实现实际混药器均匀性预测, 所有模型预测误差均小于0.05, 且采用一元和二元线性模型使得平均预测误差分别降低84.1%和79.8%, 不同算法间预测结果极差分别降低31.6%和78.0%; 采用基于PCA或OAU算法的一元模型进行预测时误差可控制在0.03以内, 其精度高于不同算法组合预测的结果; 采用基于HSM-PCA等算法组合的二元模型误差虽稍高于0.03, 但也可避免单一图像指标计算不准确带来的预测风险。通过构建图像处理-数值仿真之间的映射关系, 可为基于图像处理进行农药在线混合均匀性评估提供更加可行和合理的方法。

关键词: 农药在线混合; 图像处理; 数值仿真; 线性模型; 混合均匀性评价

中图分类号: TP391.41; S482 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)11-0197-11 OSID: 

Methodology to Evaluate Pesticide Inline Mixing Uniformity inside Pipelines Based on Linear Models

DAI Xiang¹ XU Youlin² SONG Haichao¹ ZHENG Jiaqiang²

(1. College of Mechanical Engineering, Nanjing Vocational University of Industry Technology, Nanjing 210023, China
2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: The non-contact evaluation of pesticide inline mixing uniformity based on image processing can promote the development and performance evaluation of the mixers in direct nozzle injection spraying systems (DNIS). In view of the phenomenon that the uniformity results obtained by image processing cannot be directly matched to the traditionally widely accepted and referenced numerical simulation results, the linear models to map the image processing results with numerical simulation results was constructed as inline injecting and mixing viscous water-soluble pesticides and water in a long transparent detection tube, and tested by a jet mixer in a DNIS. Results showed that differing image methods (HSM, OAU, PCA) corresponded to varying optimal linear fitting orders. The optimal order was 4 and the fit goodness was higher than 0.95 when each single image method of them was applied. When each combination of two image methods of them and all the three methods were applied, the order for them can be reduced to 3 and 2, respectively, and the goodness of fit can increase to about 0.98. Based on the above image processing methods and linear models, the uniformity performance of the mixer can be predicted with the error (Mean absolute error, MAE) universally less than 0.05 as the carrier flow rates (Q) were in the range of 800~2 000 mL/min and the mixing ratios (P) were in the range of 0.01~

收稿日期: 2021-12-23 修回日期: 2022-03-21
基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(31901239)、江苏省高等学校自然科学研究面上项目(21KJB460023)、南京工业职业技术大学引进人才科研启动基金项目(YK20-01-10)、江苏中晚熟大蒜产业集群建设项目子项目(HK21-53-35)和江苏省高校优秀科技创新团队(智能装备及其精密制造技术)项目(21CXTD-01)
作者简介: 代祥(1993—),男,讲师,博士,主要从事农林机械化与自动化技术研究,E-mail: 18852089528@139.com
通信作者: 徐幼林(1961—),女,教授,博士生导师,主要从事植保机械和现代机械设计理论与方法研究,E-mail: youlinxu@njfu.edu.cn

0.10。Also, the use of univariate and bivariate linear models reduced the average prediction error by 84.1% and 79.8%, respectively, and reduced the variations in prediction results between different algorithms by 31.6% and 78.0%, respectively. The MAE can be limited within 0.03 when univariate models based on the PCA algorithm or the OAU algorithm were applied alone for prediction, and their accuracy was higher than the prediction results of the combinations of different algorithms, indicating the rationality of uniformity prediction using the linear models based on image processing. Though the MAE for the bivariate model based on HSM-PCA algorithm combination was only slightly higher than 0.03, it may have the advantages of avoiding inaccuracy risks of prediction caused by using a single indicator. The research established the relationship between image processing and numerical simulation, thus further improving the feasibility of inline pesticide uniformity assessment inside pipelines based on experiments.

Key words: pesticides inline mixing; image processing; numerical simulation; linear model; mixing uniformity evaluation

0 引言

在线混药器是农药直接注入式变量喷雾系统(Direct nozzle injection system, DNIS)的核心装置,起到协助农药注入,加强药水均混的作用,因此对于药水分开储存、即时混合并变量施用的喷雾形式具有不可替代的作用。目前的研究主要关注混药器协助农药注入方面^[1-2],通过合理设置混药器结构参数,可实现农药自主吸入,但是关于混药器促进药水均混,尤其是管路内药水混合效果评价,研究相对不足,存在较多局限,对混药器的进一步结构完善和直接注入式变量喷雾系统的应用带来了一定阻碍^[3-4]。

有限的可用于管路内药水混合效果评价的方法主要包括数值仿真和试验法。数值仿真中,基于流体数值计算,可以有效模拟第二相流体在第一相流体中的分布效果,并依托一些定量方式实现均匀性度量,包括离析度^[5]和面积加权均匀性指数^[6],其中后者的应用更为简便易行,且其实际效果已经得到一定验证^[7]。试验法中,点属性的测量方式最为传统,通过在流场中各个位置植入传感器或者从流场中获取混合液样本可以帮助获得实时的混合效果^[8],但会带来流场扰动,且有限数量的传感器也难以实现全面流场测量;同样是点属性测量,依托混合液时间序列上的浓度特征差异同样可实现混合效果检测,如以去离子水作为载流,3% NaCl 溶液作为第二相流体,基于混合液的导电性进行在线混合均匀性评价^[9],但该方法实际效果受流体注入的流量波动影响明显。基于区域属性的测量中,通过在载流和第二相流体中加入可供发生脱色反应的物质^[10],以混合液的透明度对在线混合均匀性进行衡量,这实际上是一种求取区域平均量的测量方式。基于断层扫描技术的方法中,如电容层析和电阻层析技术,具有成本低,维护方便的特点,但其也存在测量速度较慢,易受噪声干扰、空间解析度较低的问题^[11-12];

此外,使用非侵入性正电子发射粒子追踪(PEPT)和核磁共振成像(NMRI),甚至是X射线成像以及 γ 射线成像跟踪第二相流体分布的方法,虽可以实现较为精确的流场探测获得第二相流体的实时分布^[13],但是相对高昂的试验成本也给该技术的普遍应用带来了阻碍。近红外光谱法(NIRS)、拉曼光谱法(RS)、激光诱导荧光法(LIFS)等也具有衡量包括药水在线混合效果在内的液液在线混合特性的能力^[14-16],可为研究人员提供关于混合物组成的定性及定量参考,但试验条件苛刻,设备投入较高。基于声学的测试方式中,声发射技术适用于含固体的混合过程,对完全液液在线混合的现象不适用,基于主动声学技术的测试也对液液在线混合评估不能完全胜任^[17-18]。

作为典型的非接触式均匀性检测手段,在保证具有自由表面或者检测管透明的条件下,基于图像分析进行均匀性评价同样可行。郭敬坤等^[19]所采用的基于形态学校正的方法适合于可有效进行边界分割的流体混合效果评价,但是对液液混合,尤其是互溶液体混合等难以分割边界的情况适用性差;宋海潮等^[20]采用均方根误差(Root mean square error, RMSE)描述均匀性,但是该方法取值受人为操作影响,欠缺客观性。管贤平等^[16]进行了图像像素与浓度的对比性试验,表明像素可有效表征浓度场特征。DAI等^[4,7]提出并优选了多种基于图像处理评价DNIS管路内药水混合均匀性的方法和算法,如基于感兴趣区域(Region of interest, ROI)图像分块处理的方法(主成分分析法(Principal component analysis, PCA)和改进面积加权法(Optimized area-weighted uniformity index, OAU)),以及基于ROI内各像素的灰度直方图二阶矩(Histogram second moment, HSM)方法,并在统一尺度的归一化处理背景下进行DNIS管路内混合均匀性评价,但是由于归一化的不同算法间仍存在一定数值差异,故目前仍缺乏统一的特征值对混药器的均匀性进行评估。

由于依托图像方法的农药管路内混合均匀性评价在不同算法间计算原理不同,因此归一化处理后仍存在明显的计算结果差异,阻碍了实际混合效果检测及混药器性能的准确评估。因此,本文拟基于图像方法,采用线性模型,构建混合试验图像处理和数值仿真之间的映射关系,使得基于图像处理所得结果与数值仿真结果之间具有等效性,尽量减小基于不同图像处理方法所得结果间的差异性,完善基于图像处理进行管路内药水在线混合效果的非接触式评价方法。

1 材料及方法

1.1 试验系统及试验方法

试验系统如图 1 所示^[7]。高速 CCD 灰度相机对液体农药替代物及水在管路内的混合图像进行采集。液体农药替代物为按照额定比例 1 000:1 进行配置的甘油水溶液及高亮荧光剂混合物,紫外光照射下荧光剂产生荧光,从而被灰度相机识别,指示农药在混合管中的位置分布。

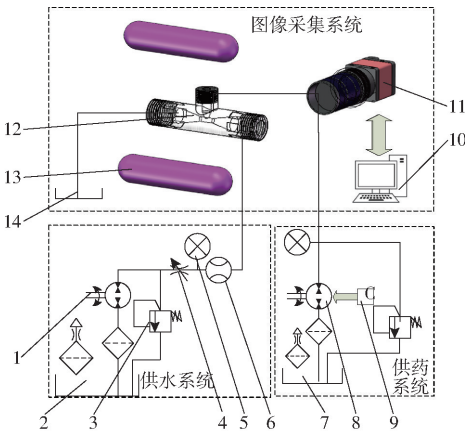


图 1 农药直接注入式在线混合试验系统

Fig. 1 Experimental direct nozzle injection system (DNIS)
1. 水泵 2. 水箱 3. 安全阀 4. 流量控制阀 5. 压力变送器
6. 涡轮流量计 7. 药箱 8. 药泵 9. 系统控制器 10. 图像采集计算机 11. 高速相机 12. 混合管路 13. 紫光灯 14. 废液箱

为了提高图像采集的一致性和可重复性,图像采集均需在同一条件下完成(表 1),以有效避免成像饱和,确保各图像采集一致、准确。

表 1 图像采集参数设置

参数	数值/形式
图像采集帧速/(f·s ⁻¹)	200
采集环境	暗室
图像采集距离/cm	40
紫光灯波长/nm	365
相机曝光度	4 000
紫光灯与采集管距离/cm	10
紫外光强度/(μW·cm ⁻²)	850

1.2 基于图像处理的在线混合均匀性评估及线性模型构建

由于试验所用图像检测管为圆管,存在空气-管壁-液体交界处的光路折射作用,该折射作用的存在使得 ROI 受到了纵向缩放,因此根据试验条件(管路直径 10 mm,管壁厚度 1.5 mm,管路材质为有机玻璃,充液为清水),通过光学计算^[21]可知在各位置处缩放比例约等于 1.27,基于该等比例缩放,除中心线位置处之外的其他像素区等比例增加,因此不管是基于单个像素开展的均匀性评估还是基于 ROI 子区域划分所开展的均匀性评估,都具有了与矩形检测管未导致像素纵向缩放情形下类似的性质,即圆形管路并不会对基于图像进行的均匀性评估产生明显的不良影响^[7,22]。试验中对检测管进行图像采集,并从中截取检测区域 ROI,基于 ROI 进行在线混合均匀性分析。ROI 的纵向尺寸需尽可能包括管路内高度为 12.7 mm 的充液区,因此,根据图像采集位置可确定为 100 像素,而 ROI 的横向尺寸需大于纵向尺寸以容纳更多信息,且需保证单个 ROI 内包含至少一个注药周期内的图像,考虑管内载流最大流速和最低注药频率,ROI 的长度可确定为 130 像素,从而使得所选 ROI 更具有代表性,提高泛化能力。

根据文献[7]中优选的算法对 ROI 图像进行初步处理,获得未归一化的均匀性指数,然后参照极均匀及极不均匀混合物进行均匀性指数的归一化;同时对同工况下药水在线混合情况进行数值仿真,作为农药在线混合均匀性的参照值;构建归一化的均匀性指数与数值仿真结果之间的线性模型;依托该模型进一步对实际混药器的均匀性进行预测和评价。数据处理过程如图 2 所示。

1.2.1 图像处理算法

(1) 基于 HSM 的均匀性评价

基于 HSM 描述均匀性^[7],二阶矩 $\sigma^2(z)$ 也表示灰度直方图的方差,是灰度级对比度的直观度量,即

$$\sigma^2(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i) \tag{1}$$

其中

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \tag{2}$$

式中 $p(z_i)$ ——第 i 灰度级的概率

L ——总灰度级数

m ——平均灰度级

z_i ——第 i 灰度级

对于灰度为常值的区域, $\sigma^2(z) = 0$;对于灰度有较大偏移的区域, $\sigma^2(z)$ 较大;当农药混合较为均匀时,ROI 中的像素灰度将比较集中且单一,因此应

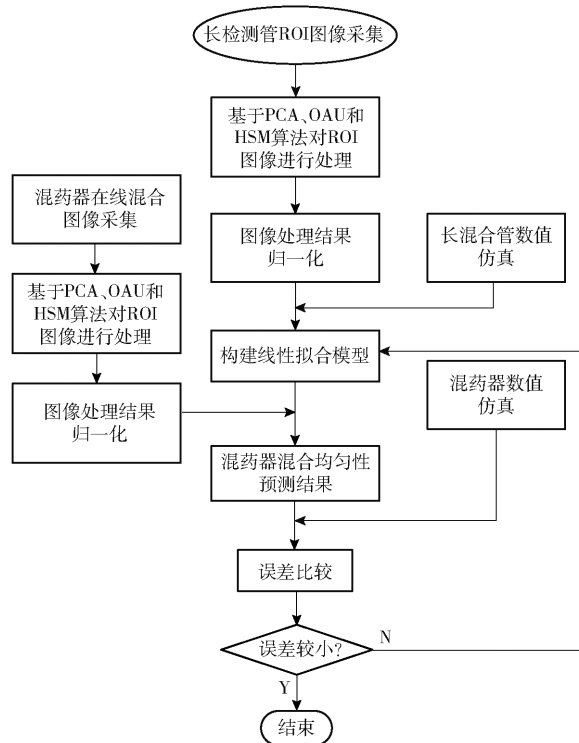


图2 图像处理和基于线性模型的数据处理流程图

Fig. 2 Image processing and data processing process based on linear models

具有较低的 $\sigma^2(z)$ 。然而,因 HSM 是针对 ROI 整体像素值的统计量,未考虑像素的位置信息,对于像素值统计上差异较大但像素在 ROI 内各位置上分布较为一致的现象,以及像素差异较小但不同像素呈现明显分层分布的现象描述准确度不足,故 HSM 面向农药分散注入且尚未均匀混合,以及药水呈分层状态的应用不够准确。

(2) 基于 OAU 的均匀性评价

改进面积加权法 (OAU) 计算过程考虑某一亮度级的概率密度作为该亮度级在整个 ROI 中分布均匀性的加权值,以将不同亮度药团的聚集量进行区分。OAU 算法的计算式为

$$\beta = \sum_{i=1}^s \eta_i \beta_i \quad (3)$$

$$\eta_i = \frac{\text{Num}((i-1)/s \leq f(x,y) \leq i/s))}{\text{Size}(f(x,y))} \quad (4)$$

$$\beta_i = 1 - \frac{\sum_{m=1}^N |\varphi_m^{(i-1)/s \leq f(x,y) \leq i/s} - \eta_i|}{2N\eta} \quad (5)$$

式中 φ_m ——网格内该像素区间药液分布占比

N ——ROI 内划分网格数

η_i —— i 灰度区间像素概率密度

s ——灰度区间划分个数

Size——图像有效像素个数求取函数

Num——区间内有效像素个数求取函数

β_i —— i 灰度区间分布均匀性指数

β ——OAU 方法直接所得药液混合均匀指数

根据文献[7],其最优计算参数为灰度区间划分个数 $s=32$,子图尺寸为 5 像素 $\times$ 5 像素。

(3) 基于 PCA 的均匀性评价

主成分分析法 (PCA) 中,为评价各子图的相似性,首先需要对 ROI 进行子图划分,为保证不同算法间的可比较性,采用与 OAU 方法中相同的网格划分方式[7,23]。对子图进行统一的主成分分析,求取使子图主成分满足 98% 信息重构要求的主成分个数,并以这些主特征及对应特征值表述各子图,从而通过求取各子图对应主特征值之间的欧氏距离表述子图的差异性,引入各主特征的方差解释率作为各子图在该主特征值间欧氏距离的加权,以区分各主特征对图像信息重构的贡献率。差异性指数 D 越小,均匀性越高。根据文献[7],其最优计算参数为子图尺寸 10 像素 $\times$ 10 像素。 D 计算式为

$$D = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t \sqrt{\sum_{k=1}^K \left[\lambda_k \left(c_k^{(j)} - \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t c_k^{(j)} \right) \right]^2} \quad (6)$$

式中 K ——所选择主成分个数

λ_k ——对应主成分向量方差解释率

t ——ROI 中划分的子图数量

$c_k^{(j)}$ ——第 j 个子图的第 k 个主向量特征值

1.2.2 图像处理结果归一化方法

上述各算法计算原理不同,量纲不一致,因此需设置一无量纲指数 M ,并将该指数 M 作为各方法得到的均匀性指数结果,因此 M 分别包括 M_{HSM} 、 M_{OAU} 和 M_{PCA} 。获取 M 需要得到各个评价指标的极限值, M 使得所求混合均匀性理论上最高为 1,定义为

$$M(x) = \frac{I(x) - I(0)}{I(\infty) - I(0)} \quad (7)$$

式中 $I(x)$ ——使用当前方法所得指数, I 包括上述 3 种算法 (HSM、OAU、PCA) 计算结果,即 $\sigma^2(z)$ 、 β 、 D

$I(\infty)$ ——最高均匀性 ROI 所对应结果,本文通过预混合试验获取极均匀图像

$I(0)$ ——最低均匀性 ROI 对应结果,最低均匀性图像通过将农药不经混合直接注入管中获得

1.2.3 试验方法和预测模型构建

首先进行长直混合管在线混合试验,长直混合管安装方式如图 3 所示。通过采集农药注入点后不同位置处图像的方法获取不同均匀程度的混合图像。所用长直混合管长度为 150 mm,采用低粘度 85% 甘油水溶液 (100 mPa·s, 20℃) 为模拟农药。

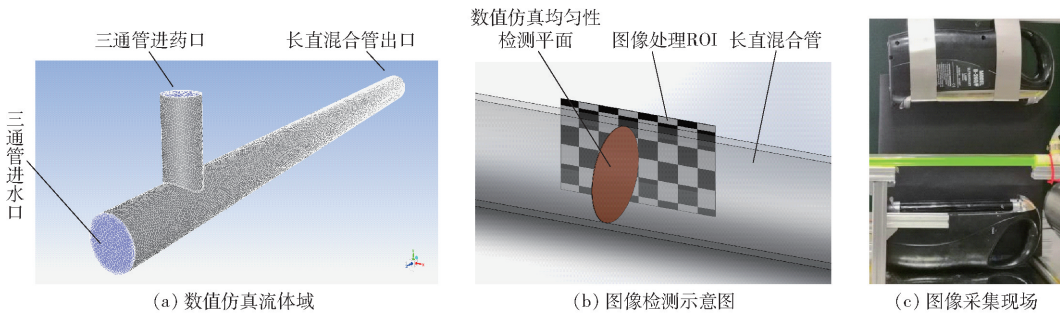


图 3 算法验证试验中长直混合管示意图

Fig. 3 Schematics of long mixing tube in algorithm verification test

同时,为了获得极均匀混合图像,将在线混合试验的废液收集并人工混匀后,从注水口再行注入,进一步采集图像。对长直混合管内的 ROI 图像进行提取时,相邻 ROI 步距约为 1.5 mm,因此共有 90 组均匀性数值被提取。鉴于视觉图像采集只能从混合管侧面进行,而无法对混合管截面进行实际成像,因此对于各均匀性样本点,在采用数值方法(Computational fluid dynamics, CFD)对药水混合过程进行仿真以确定管路内药水混合均匀性实际值时,客观地选择数据提取位置显得尤为重要;由于中心位置截面所得数值仿真数据能够更直观地体现该处农药的空间分布情况,且其所得数据基本处于 ROI 初始位置截面和末端位置截面数据之间,因此,从试验的可靠性出发,需要确保数值仿真的截面处于 ROI 提取窗口的中心位置。

针对长混合管,在载流流量 Q 为 2 000 mL/min 条件下进行混合比 P 分别为 2: 100 (0.02)、5: 100 (0.05) 和 8: 100 (0.08) 的 3 组试验,然后在混合比 P 为 5: 100 (0.05) 条件下进一步开展载流流量 Q 为 1 200、1 600 mL/min 的 2 组试验。基于数值仿真的均匀性采用面积加权均匀性指数 γ_α 表示,计算式为

$$\gamma_\alpha = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_m} \left| \varphi_i - \mu_{avg} \right| A_i}{2\mu_{avg} \sum_{i=1}^{N_m} A_i} \tag{8}$$

式中 φ_i ——网格内平均浓度药液分布占比
 μ_{avg} ——测量截面内平均浓度药液分布占比
 A_i ——网格面积 N_m ——划分网格数

基于长直混合管试验图像处理结果与数值仿真结果的对应线性模型^[24-25]为

$$y = f(M) \tag{9}$$

式中 y ——基于模型预测所得均匀性指数
其中自变量 M 包含模型内一个或多个图像指标计算结果。

模型构建完毕后,即可进一步依据混药器试验

数据和数值仿真结果进行模型检验。为提高验证可靠性,选择结构较为简单的射流混药器作为对象,进行基于数值仿真的均匀性求解,从而测试上述模型的预测准确性。混药器结构、数值仿真网格及流体域如图 4 所示,其数值仿真的均匀性检测平面位于混药器检测管所提取 ROI 的中心。

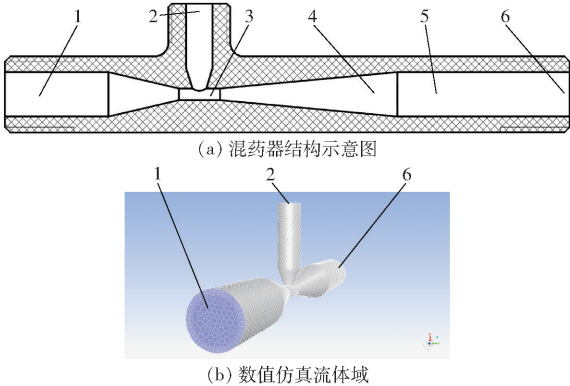


图 4 射流混药器结构及数值仿真模型

Fig. 4 Structure and simulation model of jet mixer

1. 进水口 2. 进药口 3. 混合管 4. 扩散管 5. 检测管 6. 出液口

为了在相对广泛的工况下对所构建的模型进行验证,所开展的混药器在线混合试验在 5 种载流流量 Q 及 10 种混合比 P 共 50 组试验条件下进行。为了减小由试验工况变化导致的随机误差,试验结果以该工况下所有试验数据的均值作为特征值,因此共 5 种载流量 Q 和 10 种混合比 P 合计 15 个特征值参与均匀性预测及误差评估,均匀性预测的准确度通过平均绝对值误差(Mean absolute error, MAE)衡量。载流流量 Q 分别为 2 000、1 700、1 400、1 100、800 mL/min,混合比 P 分别为 1: 100 (0.01)、2: 100 (0.02)、3: 100 (0.03)、4: 100 (0.04)、5: 100 (0.05)、6: 100 (0.06)、7: 100 (0.07)、8: 100 (0.08)、9: 100 (0.09)、10: 100 (0.10)。

2 结果与分析

2.1 长直混合管数值仿真结果

基于数值仿真求解得到的长直混合管内均匀性变

化规律如图 5 所示,随着检测距离的增加,农药分布的均匀性首先呈现出显著上升的趋势,但是随着检测距离的进一步延长,均匀性增加的趋势渐缓,不同的混合工况会给均匀性的实际变化带来不同影响,如在该混合管内,由于不同载流流量带来的液体湍动强度差异

较小,因此不同的载流流量并未带来明显的均匀性差异;然而,较大的混合比在长直混合管初始处会导致较低的均匀性,在混合管末端却会带来较好的均匀性效果,其原因在于高混合比下农药注入时,农药在起始端尚未扩散混合,因此造成了更大的浓度差异。

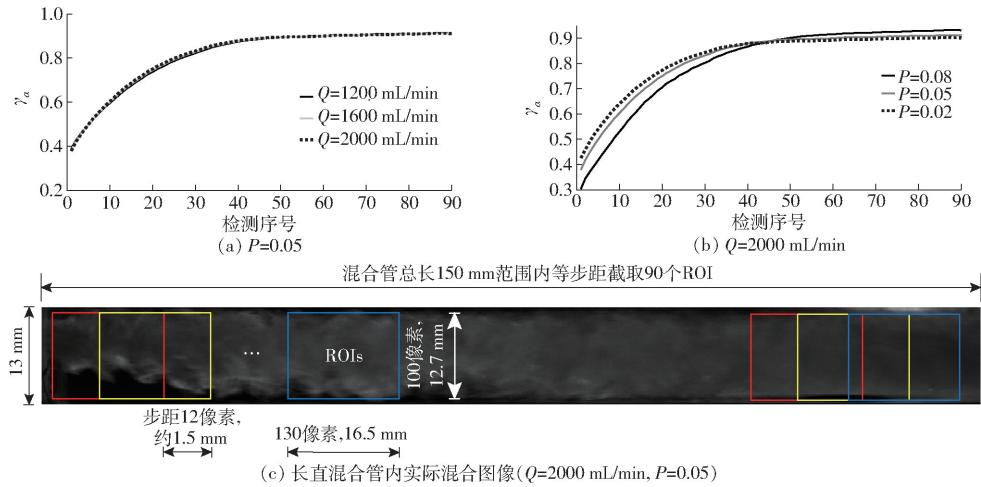


图 5 基于 CFD 的长直混合管均匀性评估结果

Fig. 5 Uniformity evaluation results for long mixing tube based on CFD simulation

2.2 线性映射模型构建

分别采用 HSM、OAU、PCA 图像方法对长直混合管在线混合图像进行均匀性检测,其评估结果与 CFD 计算结果之间的映射关系如图 6 所示。由图 6 可见,随着图像算法计算结果的增大,CFD 所得均匀性指数也在逐步增高,两者间存在一定的线性对应关系,说明了基于图像进行均匀性评估的合理性。但是不同算法间仍存在一定差异,如 HSM 算法表现出在均匀性较低时,同样的图像计算结果会对应不同 CFD 计算结果的现象,而 OAU 算法和 PCA

算法则降低了同样图像计算结果所对应的 CFD 计算结果差异幅度;在混合均匀性较高时,3 种算法均表现出图像处理与 CFD 计算结果之间良好的线性对应特性,这与检测管后半段实际均匀性增长放缓具有一定关系,图像处理算法实际上放大了混合管内均匀性较高状态下的均匀性差异,表明图像算法所得结果对混合管内实际混合效果的预测敏感性与数值仿真不同,这一方面说明了均匀性预测的复杂性,另一方面也说明构建图像处理-数值仿真之间映射关系的重要性。

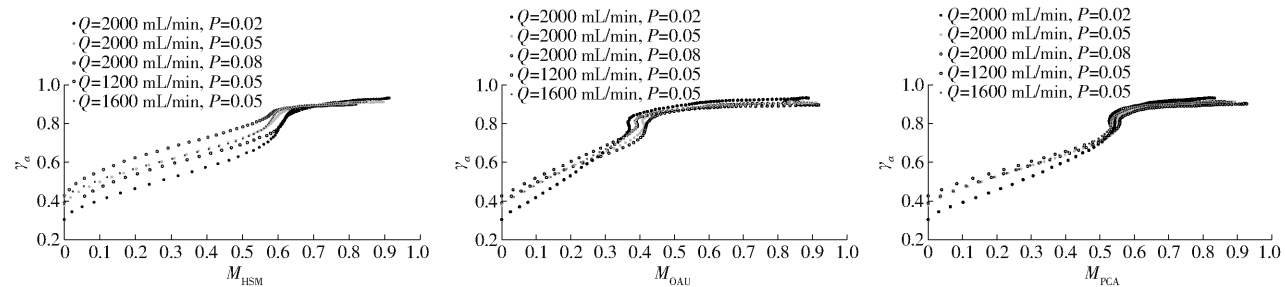


图 6 图像算法与 CFD 对长直混合管进行均匀性评估结果之间的映射关系

Fig. 6 Mapping relationships between image processing and CFD for uniformity evaluation for long mixing tube

2.2.1 图像方法与数值仿真之间的单独映射

采用线性模型中的多项式方法对上述 3 种算法与 CFD 计算结果之间的映射关系分别进行拟合,不同阶次对应关系的多项式系数以及决定系数 R^2 如表 2 所示。随着拟合阶次的增加,线性拟合的优度也逐步增高, RMSE 逐步缩小,但线性关系也愈加复杂,当阶次增至 4 阶时,对于各图像方法,线性模型的 R^2 已经普遍高于 0.95, RMSE 较

小,能够实现良好的图像处理-数值仿真匹配效果,但是进一步增加模型阶次却使得 R^2 上升不明显,并很难使得 R^2 高于 0.98,相反,高阶模型还具有泛化能力下降的风险。因此,从模型的匹配程度、复杂程度以及避免过拟合的角度考虑,采用单个图像指标进行均匀性预测时,均选用 4 阶线性模型实现单个图像方法处理结果到数值仿真结果之间的映射。

2.2.2 两两图像方法组合与数值仿真之间的映射

进一步采用多元线性模型用于均匀性预测,以尝试提高采用图像处理进行均匀性评估的准确性。不同图像方法两两组合所对应模型的多项式系数以及 R^2 如表 3 所示。可见随着模型阶次的增加, R^2 同

样逐渐提高,模型的复杂度也上升明显,与一元线性模型相比,二元线性模型仅需 2 阶即可使得 R^2 接近或高于 0.95, 仅需 3 阶即可接近或高于 0.98, 因此针对于长直混合管图像,其相对一元模型具有更好的训练效果,但将该模型泛化至混药器图像时的

表 2 采用一元模型进行图像处理与数值仿真间均匀性指数关系构建结果

Tab. 2 Using univariate linear regression to build relationship between image processing and numerical simulation										
阶次	模型关系	M_{HSM}			M_{OAU}			M_{PCA}		
		拟合系数	R^2	RMSE	拟合系数	R^2	RMSE	拟合系数	R^2	RMSE
1 阶	$f(M) = W_1M + W_2$	$W_1 = 0.593\ 3$ $W_2 = 0.443\ 4$	0.916 9	0.039 5	$W_1 = 0.477\ 3$ $W_2 = 0.545\ 5$	0.759 0	0.067 3	$W_1 = 0.628\ 9$ $W_2 = 0.432\ 9$	0.866 1	0.050 2
2 阶	$f(M) = W_1M^2 + W_2M + W_3$	$W_1 = -0.345\ 9$ $W_2 = 0.933\ 2$ $W_3 = 0.383\ 3$	0.937 8	0.034 2	$W_1 = -0.996\ 2$ $W_2 = 1.527\ 0$ $W_3 = 0.332\ 8$	0.961 7	0.026 9	$W_1 = -0.573\ 5$ $W_2 = 1.210\ 0$ $W_3 = 0.315\ 3$	0.921 3	0.038 5
3 阶	$f(M) = W_1M^3 + W_2M^2 + W_3M + W_4$	$W_1 = -1.090\ 0$ $W_2 = 1.246\ 0$ $W_3 = 0.305\ 3$ $W_4 = 0.427\ 9$	0.947 5	0.031 5	$W_1 = -0.311\ 0$ $W_2 = -0.546\ 2$ $W_3 = 1.351\ 0$ $W_4 = 0.348\ 1$	0.962 7	0.026 5	$W_1 = -2.162\ 0$ $W_2 = 2.549\ 0$ $W_3 = -0.044\ 9$ $W_4 = 0.414\ 8$	0.956 8	0.028 5
4 阶	$f(M) = W_1M^4 + W_2M^3 + W_3M^2 + W_4M + W_5$	$W_1 = -2.68\ 0$ $W_2 = 3.962\ 0$ $W_3 = -1.837\ 0$ $W_4 = 0.948\ 5$ $W_5 = 0.403\ 0$	0.951 0	0.030 4	$W_1 = 4.211\ 0$ $W_2 = -8.357\ 0$ $W_3 = 4.454\ 0$ $W_4 = 0.260\ 3$ $W_5 = 0.399\ 0$	0.971 8	0.023 1	$W_1 = -0.312\ 0$ $W_2 = -1.526\ 0$ $W_3 = 2.171\ 0$ $W_4 = 0.039\ 0$ $W_5 = 0.411\ 0$	0.956 9	0.028 5
5 阶	$f(M) = W_1M^5 + W_2M^4 + W_3M^3 + W_4M^2 + W_5M + W_6$	$W_1 = 13.450\ 0$ $W_2 = -34.730\ 0$ $W_3 = 31.240\ 0$ $W_4 = -11.590\ 0$ $W_5 = 2.218\ 0$ $W_6 = 0.373\ 7$	0.956 0	0.028 9	$W_1 = 0.499\ 0$ $W_2 = 3.044\ 0$ $W_3 = -7.382\ 0$ $W_4 = 4.107\ 0$ $W_5 = 0.307\ 5$ $W_6 = 0.397\ 6$	0.951 0	0.030 4	$W_1 = 21.680\ 0$ $W_2 = -52.590\ 0$ $W_3 = 43.610\ 0$ $W_4 = -14.290\ 0$ $W_5 = 2.257\ 0$ $W_6 = 0.356\ 1$	0.969 6	0.024 0

表 3 采用二元模型进行图像处理与数值仿真间均匀性指数关系构建结果

Tab. 3 Using bivariate linear regression to build relationship between image processing and numerical simulation										
阶次	模型关系	M_{HSM} 和 M_{OAU}			M_{HSM} 和 M_{PCA}			M_{OAU} 和 M_{PCA}		
		拟合系数	R^2	RMSE	拟合系数	R^2	RMSE	拟合系数	R^2	RMSE
1 阶	$f(M) = f(M_1, M_2) = W_{00} + W_{10}M_1 + W_{01}M_2$	$W_{00} = 0.435\ 5$ $W_{10} = 0.681\ 6$ $W_{01} = -0.083\ 8$	0.920 0	0.038 8	$W_{00} = 0.442\ 2$ $W_{10} = 0.571\ 2$ $W_{01} = 0.024\ 9$	0.917 0	0.039 5	$W_{00} = 0.409\ 4$ $W_{10} = -0.152\ 6$ $W_{01} = 0.809\ 6$	0.872 2	0.049 1
2 阶	$f(M) = f(M_1, M_2) = W_{00} + W_{10}M_1 + W_{01}M_2 + W_{20}M_1^2 + W_{11}M_1M_2 + W_{02}M_2^2$	$W_{00} = 0.346\ 70$ $W_{10} = -0.765\ 4$ $W_{01} = 2.166\ 0$ $W_{20} = 2.241\ 0$ $W_{11} = -3.293\ 0$ $W_{02} = 0.184\ 1$	0.977 3	0.020 7	$W_{00} = 0.345\ 5$ $W_{10} = 0.265\ 2$ $W_{01} = 0.780\ 6$ $W_{20} = 0.839\ 6$ $W_{11} = -1.451\ 0$ $W_{02} = 0.180\ 2$	0.945 5	0.032 1	$W_{00} = 0.384\ 4$ $W_{10} = 3.146\ 0$ $W_{01} = -1.725\ 0$ $W_{20} = 1.654\ 0$ $W_{11} = -7.608\ 0$ $W_{02} = 5.002\ 0$	0.974 2	0.022 1
3 阶	$f(M) = f(M_1, M_2) = W_{00} + W_{10}M_1 + W_{01}M_2 + W_{20}M_1^2 + W_{11}M_1M_2 + W_{02}M_2^2 + W_{30}M_1^3 + W_{21}M_1^2M_2 + W_{12}M_1M_2^2 + W_{03}M_2^3$	$W_{00} = 0.364\ 4$ $W_{10} = -1.429\ 0$ $W_{01} = 2.630\ 0$ $W_{20} = -1.195\ 0$ $W_{11} = 8.893\ 0$ $W_{02} = -8.265\ 0$ $W_{30} = 6.123\ 0$ $W_{21} = -18.450\ 0$ $W_{12} = 12.920\ 0$ $W_{03} = -0.694\ 0$	0.982 9	0.018 0	$W_{00} = 0.382\ 0$ $W_{10} = -2.230\ 0$ $W_{01} = 2.189\ 0$ $W_{20} = 2.729\ 0$ $W_{11} = 3.301\ 0$ $W_{02} = -3.390\ 0$ $W_{30} = 1.903\ 0$ $W_{21} = -9.575\ 0$ $W_{12} = 6.100\ 0$ $W_{03} = -0.624\ 4$	0.974 1	0.022 3	$W_{00} = 0.366\ 3$ $W_{10} = 0.381\ 9$ $W_{01} = 0.889\ 0$ $W_{20} = -24.400\ 0$ $W_{11} = 48.580\ 0$ $W_{02} = -24.720\ 0$ $W_{30} = -19.170\ 0$ $W_{21} = 92.850\ 0$ $W_{12} = -128.800\ 0$ $W_{03} = 54.870\ 0$	0.980 9	0.019 1

适应性及准确性未知。此外,由于3阶模型已具有比较高的决定系数,且进一步增加模型阶次将进一步增加模型的复杂程度,并可能带来过拟合问题,因此,针对二元线性模型,选定最优阶次为3阶。

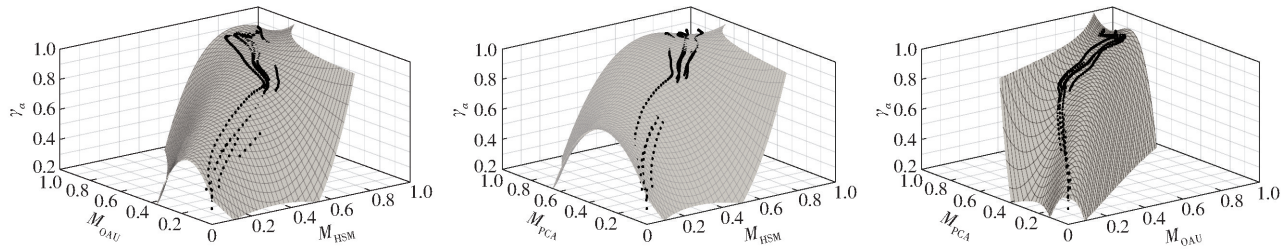


图7 采用二元三阶拟合所得图像算法与CFD对长直混合管进行均匀性评估结果之间的映射关系

Fig. 7 Bivariate third-order linear model to map relationship between image processing and CFD simulation

2.2.3 3种图像方法组合与数值仿真之间的映射

三元线性模型的多项式系数以及 R^2 如表4所示。阶次为1阶时, R^2 仅为0.9234,而当阶次上升为2阶时, R^2 已高于0.98,表明模型具有针对于长直混合管的图像处理-数值仿真之间关系的映射

采用二元三阶线性模型对长直混合管图像的实际拟合效果如图7所示,可见训练点基本与拟合曲面重合,体现了二元三阶模型针对于长直混合管进行均匀性预测时的适用性。

能力。由于采用3种图像指标($M_{HSM}(M_1)$ 、 $M_{OAU}(M_2)$ 、 $M_{PCA}(M_3)$)构建线性模型会带来模型复杂度的显著上升,且为避免过拟合导致的验证精度下降,因此,仅考虑采用2阶模型进行混药器的均匀性预测。

表4 采用三元模型进行图像处理与数值仿真间均匀性指数关系构建结果

Tab. 4 Using ternary linear regression to build relationship between image processing and numerical simulation

阶次	模型关系	M		
		拟合系数	R^2	RMSE
1阶	$f(M)=f(M_1,M_2,M_3)=W_0+W_1M_1+W_2M_2+W_3M_3$	$W_0=0.4181$ $W_1=0.5728$	0.9234	0.0380
		$W_2=-0.1561$ $W_3=0.2080$		
2阶	$f(M)=f(M_1,M_2,M_3)=W_0+W_1M_1+W_2M_2+W_3M_3+\sum_{1\leq j,k\leq 3}W_{jk}M_jM_k$	$W_0=0.3717$ $W_1=-0.7796$	0.9816	0.0187
		$W_2=3.1550$ $W_3=-0.9924$		
		$W_{12}=-2.4950$ $W_{13}=0.6153$		
		$W_{23}=-5.4980$ $W_{11}=1.5350$		
		$W_{22}=1.8360$ $W_{33}=3.1190$		

2.3 模型预测能力检验

2.3.1 射流混药器均匀性变化规律

对射流混药器进行变工况下在线混合试验及图像处理,同时对仿真模型进行数值计算,其结果如图8所示。随着载流流量增高,混药器所实现的药水在线混合均匀性有所上升,随着混合比上升,混药器所能实现的均匀性整体呈下降趋势,均匀性变化规律较为一致,但是基于图像计算所得均匀性指数明显不同于数值仿真所得结果;HSM、OAU和PCA算法计算所得归一化结果与数值计算所得结果间的平均绝对值误差(MAE)分别为0.1920、0.1672和0.2026,这在一定程度上为基于图像处理进行的混药器均匀性评估带来了阻碍,进一步表明了建构图像处理-数值仿真间映射模型的必要性,从而不仅实现基于图像处理对混合均匀性在变化趋势上的预测,还能实现数值上的精准预测。

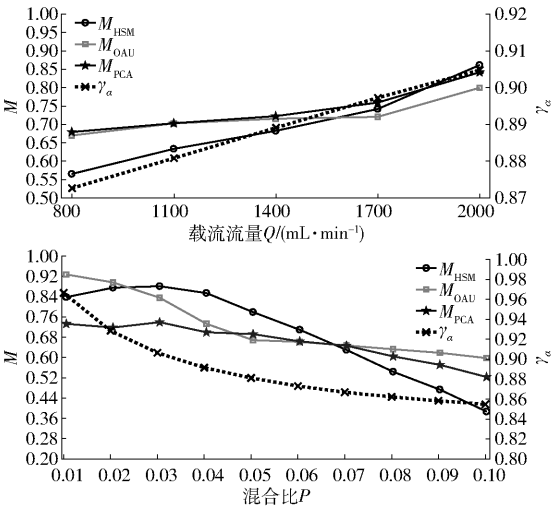


图8 采用图像处理和数值仿真求解的射流混药器均匀性指数与工况之间的关系

Fig. 8 Relationships between working conditions and uniformity indices calculated by image processing and numerical simulations for jet mixer

2.3.2 基于线性模型的混药器均匀性预测

基于射流混药器图像处理结果,采用基于长直混合管图像所构建的线性模型对混药器的均匀性进行预测,并通过与实际数值仿真结果进行比较,从而评价各预测模型。针对各单独图像指标,采用一元四阶线性模型的预测结果如图 9 所示。由图 9 可见预测结果和实际结果间整体差异较小,且均呈现出了与数值仿真所得 γ_α 单调性一致的现象;HSM、OAU、PCA 算法对应的 MAE 分别为 0.047 9、0.027 1、0.023 7。预测结果中,HSM 算法得到的曲线明显与 OAU 和 PCA 算法得到的曲线不一致,且其预测精度也明显低于 OAU 算法和 PCA 算法,这体现了单独应用 HSM 算法时的局限性;相比较于 OAU 算法,PCA 算法的预测准确性相对更高。

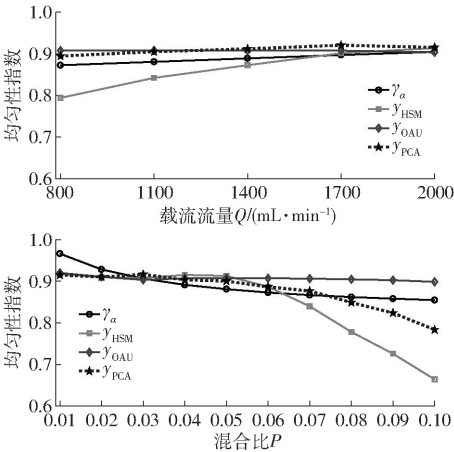


图 9 采用一元四阶线性模型预测的射流混药器均匀性指数

Fig. 9 Uniformity index predicted by univariate forth-order linear model for jet mixer

针对两两图像指标组合,采用二元三阶模型进行预测的均匀性指数结果如图 10 所示。HSM - OAU、HSM - PCA、OAU - PCA 算法组合的 MAE 分别为 0.042 2、0.034 4、0.037 0。HSM - OAU 组合和 HSM - PCA 组合的预测准确性均高于图 9 中单纯依靠 HSM 算法的预测准确性,说明通过综合两种原理不同的算法(HSM 算法依靠衡量 ROI 内像素波动,而 OAU 和 PCA 算法则依靠 ROI 子区域间相似性)进行预测,实现了均匀性预测准确度的相对提高,并将预测的误差最低控制至 0.034 4。然而,HSM - PCA 算法组合预测准确性虽高于 HSM - OAU 和 OAU - PCA 算法组合,但却低于单纯依靠 PCA 算法,说明采用二元图像指标在相对某些单因素图像指标时准确性可能并不能得到提升,但是考虑到其纳入了更多的图像指标,因此也使其预测结果免受单一图像指标可能存在随机误差的负面影响。

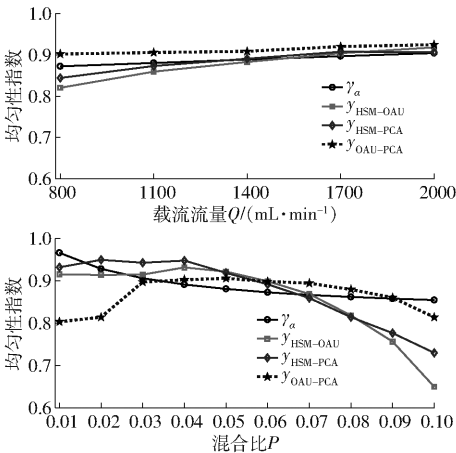


图 10 采用二元三阶线性模型预测的射流混药器均匀性指数

Fig. 10 Uniformity index predicted by bivariate third-order linear model for jet mixer

针对 3 种图像指标的综合,采用二元三阶模型进行预测的结果如图 11 所示。不同载流流量下,图像算法预测与数值仿真所得均匀性指数变化规律近似,较高混合比下其结果变化趋势相反,MAE 为 0.042 3,明显大于仅依靠 OAU 算法和 PCA 算法的误差,以及基于任意两种图像算法组合的误差;上述结果表明,基于三元二次线性模型虽然在长直混合管试验时表现出了较高的模型优度,但是在面向射流混药器的实际试验图像时,存在预测准确性不足的问题,这可能是由于混药器实际混合时的图像特征与模型训练所用的混合管在线混合图像仍存在一定差异所导致的,因此继续增加图像指标导致泛化能力下降,效果适得其反,表明实际的混药器性能评估中不宜盲目增加图像指标。

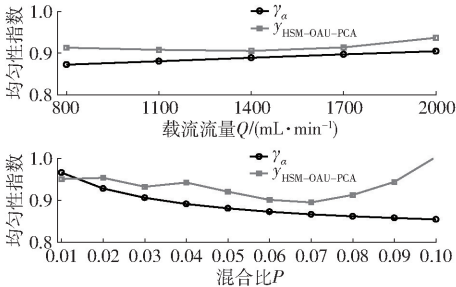


图 11 采用三元二阶线性模型预测的射流混药器均匀性指数

Fig. 11 Uniformity index predicted by ternary second-order linear model for jet mixer

2.3.3 线性模型优化效果分析

综上针对混药器混合均匀性非接触式评价过程,直接采用 HSM、OAU 和 PCA 图像算法或采用各线性模型预测所得结果与数值仿真结果之间的差异性对比如表 5 所示。在试验条件 $800\text{ mL/min} \leq Q \leq 2\,000\text{ mL/min}$ 、 $0.01 \leq P \leq 0.10$ 下,未采用线性模型

预测时,3 种算法造成的平均预测误差高达 0.187 3,不同算法间的预测结果极差为 0.035 4,各算法结果与数值仿真结果间,以及不同算法间的预测差异均相对较大;在采用一元线性模型进行图像处理结果与数值仿真结果间的映射后,平均预测误差降至 0.032 9,误差下降比例高达 84.1%,不同算法间预测结果极差为 0.024 2,降低 31.6%,算法预测精度和一致性优化效果明显,且在采用基于 PCA 或 OAU 算法的一元模型时,还能获得相比 HSM 更高的预测精度;而在采用二元线性模型时,平均预测误差降至

0.037 8,下降比例高达 79.8%,不同算法间预测结果极差为 0.007 8,下降比例则为 78.0%,在选择具有综合两种类型算法(如 HSM-PCA)的二元模型时,预测误差则能降低至略高于 0.03。因此,使用线性模型不仅确保了预测结果较为准确,还进一步降低了不同算法或算法组合间的预测结果差异性,使得基于图像处理所得结果与数值仿真结果之间具有一定的等效性,表明基于图像处理和线性模型预测这一评价流程,能够有效地进行管路内药水在线混合效果非接触式评估。

表 5 线性模型优化效果对比
Tab.5 Comparison of linear model optimization efficacy

未使用线性模型		一元预测模型			二元预测模型			三元预测模型		
模型	MAE	模型	MAE	优化比例/ %	模型	MAE	优化比例/ %	模型	MAE	优化比例/ %
HSM	0.192 0	HSM	0.047 9	75.1	HSM-OAU	0.042 2	78.0	HSM-OAU-PCA	0.042 3	77.4
OAU	0.167 2	OAU	0.027 1	83.3	HSM-PCA	0.034 4	79.4			
PCA	0.202 6	PCA	0.023 7	88.3	OAU-PCA	0.037 0	81.7			
平均	0.187 3	平均	0.032 9	84.1	平均	0.037 8	79.8	平均	0.042 3	77.4
极差	0.035 4	极差	0.024 2	31.6	极差	0.007 8	78.0	极差		

3 结论

(1)基于长直混合管试验构建图像处理-数值仿真之间的线性映射关系,将 HSM、OAU 和 PCA 算法计算结果分别单独与数值仿真计算结果进行映射时,最高阶次增至 4 可使决定系数 R^2 普遍高于 0.95,进一步增加阶次不会明显提高 R^2 ,却会进一步增加模型复杂度;3 种图像算法两两组合时会明显提高模型复杂度,但最高阶次增至 3 时即可使得 R^2 接近或高于 0.98;3 种图像算法组合时,最高阶次为 2 即可使得 R^2 高于 0.98。

(2)试验条件 $800\text{ mL/min} \leq Q \leq 2\,000\text{ mL/min}$ 、 $0.01 \leq P \leq 0.10$ 的线性模型测试中,基于 HSM、OAU 和 PCA 算法和线性模型,可实现实际混药器均匀性预测,所有模型 MAE 均小于 0.05;PCA 算法的准确性相对 OAU 更高,其 MAE 低至 0.023 7,且二者

MAE 均低于 0.03;采用两两图像指标组合,HSM-PCA 的预测精度高于 HSM-OAU 或 OAU-PCA 算法组合,但 MAE 稍高于 0.03,达到 0.034 4;整体上,采用一元和二元线性模型使得 MAE 分别降低 84.1%和 79.8%,不同算法间预测结果极差分别降低 31.6%和 78.0%;采用线性模型提高了基于图像处理进行药水混合效果评估的准确性,降低了不同算法或算法组合间的结果差异。

(3)基于二元模型的两种原理不同算法的同时应用(如 HSM-PCA)精度较基于一元模型的 HSM 算法高,尽管不及基于一元模型的 OAU 和 PCA 算法,但能避免应用单独算法时的随机误差风险;实际的混药器性能评估中,应避免单独采用 HSM 算法,可选择性地将其与 PCA 算法或 OAU 算法配合应用,使之发挥由于计算简洁带来的辅助性验证作用。

参 考 文 献

[1] 欧鸣雄,贾卫东,邱白晶,等.射流混药装置变工况流场特性试验与数值分析[J].农业机械学报,2015,46(9):107-111.
OU Mingxiong, JIA Weidong, QIU Baijing, et al. Experiment and numerical analysis of flow field in jet mixing device under variable working conditions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 107-111. (in Chinese)

[2] 郑加强,徐幼林.环境友好型农药喷施机械研究进展与展望[J].农业机械学报,2021,52(3):1-16.
ZHENG Jiaqiang, XU Youlin. Development and prospect in environment-friendly pesticide sprayers[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 1-16. (in Chinese)

[3] ZHU H, FOX R D, OZKAN H E, et al. Time delay for injection sprayers[J]. Transactions of the ASAE, 1998, 41(3): 525-530.

[4] DAI X, XU Y, CHEN J, et al. Evaluation of mixing uniformity for inline mixers by image processing[J]. Transactions of the ASABE, 2020, 63(2): 429-443.

- [5] 邱白晶, 徐溪超, 邓斌, 等. 射流混药装置面积比对混药均匀性的影响[J]. 农业机械学报, 2011, 42(10): 95–100.
QIU Baijing, XU Xichao, DENG Bin, et al. Effect of area ratio on mixing homogeneity in jet-mixing apparatus[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(10): 95–100. (in Chinese)
- [6] 宋海潮, 徐幼林, 郑加强, 等. 脂溶性农药旋动射流混合机理与混药器流场数值模拟[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 79–84.
SONG Haichao, XU Youlin, ZHENG Jiaqiang, et al. Swirling jet mixture mechanism of fat-soluble pesticides and numerical simulation of mixer field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 79–84. (in Chinese)
- [7] DAI X, XU Y, ZHENG J, et al. Comparison of image-based methods for determining the inline mixing uniformity of pesticides in direct nozzle injection systems[J]. Biosystems Engineering, 2020, 190: 157–175.
- [8] UCAR T, OZKAN H E, FOX R D, et al. Criteria and procedures for evaluation of solids mixing in agricultural sprayer tanks[J]. Transactions of the ASAE, 1999, 42(3): 601.
- [9] HLOBEN P. Study on the response time of direct injection systems for variable rate application of herbicides[D]. Bonn: University of Bonn, 2007.
- [10] VONDRICKA J, LAMMERS P. Measurement of mixture homogeneity in direct injection systems[J]. Transactions of the ASABE, 2009, 52(1): 61–66.
- [11] MIRSHEKARI F, PAKZAD L. Mixing of oil in water through electrical resistance tomography and response surface methodology[J]. Chemical Engineering & Technology, 2019, 42: 1101–1115.
- [12] FORTE G, ALBERINI F, SIMMONS M, et al. Measuring gas hold-up in gas-liquid/gas-solid-liquid stirred tanks with an electrical resistance tomography linear probe[J]. AIChE Journal, 2019, 65(6): 1–11.
- [13] ALEXANDER L, SERAFIM B, NICHOLAS J. A review of in-line and on-line measurement techniques to monitor industrial mixing processes[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2020, 153: 463–495.
- [14] VANARASE A U, JÄRVINEN M, PAASO J, et al. Development of a methodology to estimate error in the on-line measurements of blend uniformity in a continuous powder mixing process[J]. Powder Technology, 2013, 241: 263–271.
- [15] LEI Y, HUANG X, GUO X, et al. Application of Raman spectroscopy for in-line measurement of dispersion uniformity of polypropylene-polystyrene blends during melt extrusion[J]. Applied Spectroscopy, 2018, 72: 1503–1510.
- [16] 管贤平, 邱白晶, 龚艳, 等. 平面激光诱导荧光法测量射流混药浓度场研究[J]. 农业工程学报, 2018, 34(23): 49–58.
GUAN Xianping, QIU Baijing, GONG Yan, et al. Study on jet mixing pesticide concentration field measurement with planar laser induced fluorescence[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(23): 49–58. (in Chinese)
- [17] BOYD J W R, VARLEY J. The uses of passive measurement of acoustic emissions from chemical engineering processes[J]. Chemical Engineering Science, 2001, 56: 1749–1767.
- [18] BUX J, PAUL N, HUNTER T N, et al. In situ characterization of mixing and sedimentation dynamics in an impinging jet ballast tank via acoustic back scatter[J]. AIChE Journal, 2017, 63: 2618–2629.
- [19] 郭敬坤, 徐幼林, 汪希伟. 混药器流体图像采集与分割方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(1): 83–86.
GUO Jingkun, XU Youlin, WANG Xiwei. Investigation of liquid image processing methods for pesticide mixer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1): 83–86. (in Chinese)
- [20] 宋海潮, 徐幼林, 郑加强, 等. 脂溶性农药旋动射流混药器结构分析与混合均匀性试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 86–92.
SONG Haichao, XU Youlin, ZHENG Jiaqiang, et al. Structural analysis and mixing uniformity experiments of swirling jet mixer for applying fat-soluble pesticides[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(23): 86–92. (in Chinese)
- [21] FU X, ZHANG P, HU H, et al. 3D visualization of two-phase flow in the micro-tube by a simple but effective method[J]. Journal of Micromechanics & Microengineering, 2009, 19(8): 442–447.
- [22] 李华军, 刘光宇, 余善恩. 微小管道两相流流动图像畸变校正研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 239–245.
LI Huajun, LIU Guangyu, YU Shanen. Flow image distortion correction for two-phase flow in micro/mini pipes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 239–245. (in Chinese)
- [23] 代祥, 徐幼林, 陈骏阳, 等. 射流混药器改进提高混药均匀性及动态浓度一致性[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 65–74.
DAI Xiang, XU Youlin, CHEN Junyang, et al. Improved jet mixer injection nozzle enhancing pesticide mixing uniformity and dynamic concentration consistency[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 65–74. (in Chinese)
- [24] 许英超, 王相友, 印祥, 等. 基于多元非线性回归分析的马铃薯加工品质特性预测[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 366–373.
XU Yingchao, WANG Xiangyou, YIN Xiang, et al. Potato processing quality characteristics prediction based on multivariate nonlinear regression analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 366–373. (in Chinese)
- [25] WELSHA Z G, SIMPSON C M J, KHAN M I H, et al. A multiscale approach to estimate the cellular diffusivity during food drying[J]. Biosystems Engineering, 2021, 212(12): 273–289.