檀京明, 林尧林, 戴铭祺. 建筑环境室内气流模拟逆计算的研究进展[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):64-76. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24102803

建筑环境室内气流模拟逆计算的研究进展

檀京明, 林尧林, 戴铭祺
(上海理工大学 环境与建筑学院, 上海 200093)

摘 要: 室内空气质量问题的关注始于 20 世纪 70 年代,随着社会发展和对空气品质要求的提高,相关研究逐步深入。早期的研究主要依赖实验室测量和实地检测,难以处理非线性关系和大规模数据。随着计算机技术的进步,研究者开始引入计算流体动力学(CFD)等数值模拟工具,使得空气流动和污染物扩散分析更加精确和灵活。近年来,逆计算方法的引入进一步推动了研究发展,研究者可以基于已知空气质量结果反推系统参数,从而优化设计方案,提升室内空气品质。逆计算的引入提高了研究精度和可靠性,也为空气质量管理提供了科学决策支持。本文系统性地回顾了室内气流环境逆计算的各种方法,综述了近二十年来逆计算在室内空气污染问题中的应用,还尝试对逆计算影响因素进行分析,并给出研究结论。

关键词: 逆计算; 室内空气; 污染源; 影响因素
中图分类号: TU831.2 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0064-13

Research progress of inverse calculation in indoor air flow simulation of building environment

TAN Jingming, LIN Yaolin, DAI Mingqi
(School of Environment and Architecture, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The concern about indoor air quality began in the 1970s. With the development of society and the increasing demand for air quality, related research has gradually deepened. Early studies mainly relied on laboratory measurements and field testing, which struggled to handle nonlinear relationships and large-scale data. With advancements in computer technology, researchers began to introduce numerical simulation tools such as Computational Fluid Dynamics (CFD), making the analysis of air flow and pollutant dispersion more precise and flexible. In recent years, the introduction of inverse computation methods has further promoted the development of research. Researchers can backtracking system parameters based on known air quality results to optimize design schemes and improve indoor air quality. The introduction of inverse calculation has improved the accuracy and reliability of research, as well as provided scientific decision-making support for air quality management. This paper systematically reviews various methods of inverse calculation in indoor airflow environments, summarizes the application of inverse calculation in indoor air pollution over the past two decades, attempts to analyze the influencing factors of inverse calculation, and offers research conclusions.

Key words: inverse calculation; indoor air; pollution sources; influencing factors

0 引 言

统计显示,绝大多数人一生中约 90%的时间是在封闭的室内环境中度过[1]。然而,室内环境问题在悄然增加,包括病态建筑综合征[2]、气流感、热不适[3]等。同时,不同的区域类型对空气品质的要求和逆向影响也是不同的。特别是通过暖通空调系统传播的病毒对健康的威胁尤为严重。Leder 等学者[4]和 Zeng 等学者[5]通过气流组织模拟和风险评估模型的分析,研究了紧急情况和公共密闭环境下,暖通空调系统对病毒和有毒物质向人体传播的影响,发现通过设计良好的通气模式,可以有效减少空气中病毒和有毒物质对人体的危害。因此,快速定位室内污染物并改良室内气流组织成为一项紧迫的需求。

作者简介: 檀京明(1999—),男,硕士研究生。主要研究方向:建筑环境气流模拟逆计算; 戴铭祺(2000—),男,硕士研究生。主要研究方向:新型多联机空调系统的能与㶲分析。
通信作者: 林尧林(1976—),男,博士,副教授。主要研究方向:可持续建筑与建筑节能。Email:ylin@usst.edu.cn。

收稿日期: 2024-10-28

传统方法通过试错过程优化模型输入参数，以接近目标值，但在耦合多个参数的问题中，寻找全局最优解非常困难[6]。2000 年左右，研究人员将地下水污染源逆向寻源的方法引入室内空气污染研究[7-10]。相比之前通过不断试错进行寻源，逆计算能快速有效地寻找到污染来源。逆计算方法[11-12]通过分析室内环境检测数据，反向推算污染源的具体位置和强度。在室内环境监测中，传感器采集空气质量数据、如污染物浓度等，然后与理论模型的预测结果进行对比。通过最小化两者之间的误差，逆计算可以反向确定污染源的特征，比如释放速率和位置。这种方法可以帮助精确定位污染源，评估污染物在空间中的扩散，并为优化室内环境提供了一种高效的技术手段。

逆计算在室内气流环境中的应用日益广泛，主要用于优化空气质量、提高舒适度、制定病毒传播预防策略，以及评估建筑布局和通风系统。通过逆向计算和仿真，该技术为实现健康和高效的室内环境提供了有效手段。近年来，快速流体动力学[13]、机器学习算法[14]和马尔可夫链模型[15-17]等新方法在实时仿真中表现良好。

Liu 等学者[11-12]的研究探讨了在有限污染物传感器数据下使用逆计算方法识别室内污染源。研究总结了逆计算方法的三大类，并讨论了伴随概率法及其在多区气流模型中的应用。尽管逆计算方法取得了显著进展，Liu 等学者[11-12]指出其在反向设计中的局限性，并强调了基于计算流体动力学（CFD）的伴随与遗传算法组合方法的优缺点。

室内气流逆计算在多种室内环境中得到了广泛应用，Anthony 等学者[18]提出的马尔可夫矩阵方法能够实时计算污染物传输，速度比传统方法快 3 000 倍，适用于洁净室、医院病房和高流量公共区域，推动了更高效的传感与控制程序的发展。Zeng 等学者[19]的研究则探索了基于马尔可夫链的逆方法，在紧急情况下快速定位危险污染物源，尽管该方法仅能预测瞬时源的污染物输运，但为实时源定位提供了新思路。

此外，Zeng 等学者[20]还结合马尔可夫链与概率方法，优化室内传感器网络，以应对有意释放的污染物。Meyer 等学者[21-22]利用耦合的正交分解（POD）和线性随机估计（LSE）技术重建办公楼的速度和温度场。实验结果表明，重构温度场与实验值误差仅约 1.5%。虽然 POD-LSE 方法在室内环境中的应用存在局限性，需要大量初始数据，但其潜力依然显著。总体而言，逆计算在不同的室内场景的应用情况为提升居住和工作空间的健康性与效率开辟了新的可能。

由于室内环境的复杂性、房屋结构差异、气流模拟困难及计算机技术的限制，逆计算方法的研究与应用面临独特挑战。本文旨在探讨室内气流逆计算的发展与应用前景，比较不同方法的优劣，并提出未来应用的建议。

1　研究方法

气流逆计算研究日益增多。本文通过多个数据库检索关键词，初步获得 283 篇文献，最终选取 97 篇作为参考。研究内容分为逆计算方法和影响因素，其中逆计算方法根据逆计算的各种算法进行分类，详细探讨各类算法在计算模拟过程中的优缺点及运算效率。对于影响因素的研究则是在各类算法的基础上，对影响室内气流组织的因素进行分类讨论，考虑逆计算过程中传感器、参数选择、模型建立以及数据处理方式对结果的影响程度。最后进行总结并给出未来发展思考和展望。图 1 展示了本文结构。图 2 则是参考论文按照年份分布的情况，可以看到相关研究也在逐年上涨。

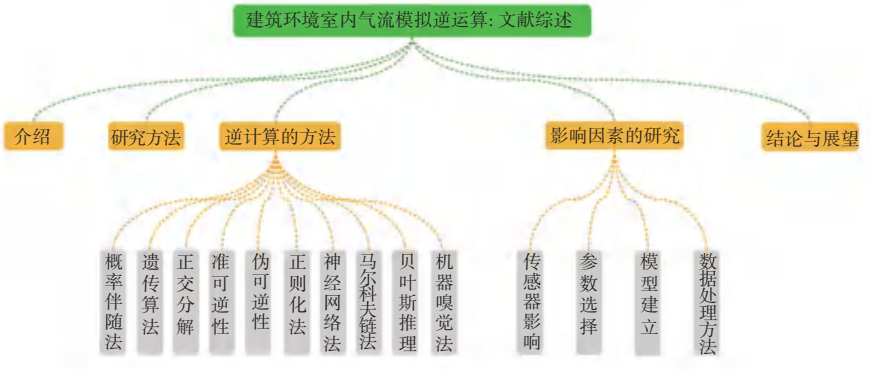


图 1　文章结构图

Fig. 1　Structure of the article

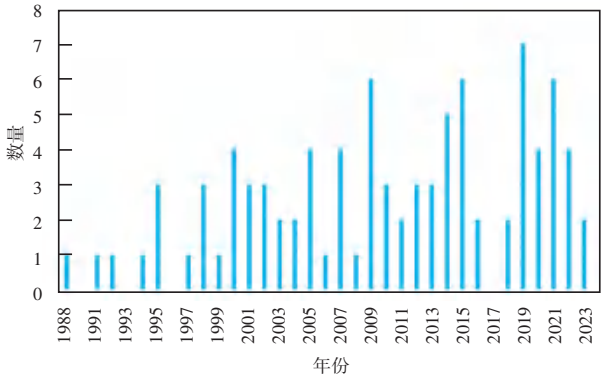


图 2 相关论文数量

Fig. 2 Number of related papers

2 逆计算方法研究

逆向设计(Inverse Design)是一种通过已知的输出结果(如性能指标)反向推导出设计参数的过程。从预期的输出指标出发,推导出相应的输入条件和设计方案。在封闭环境的逆向设计中,输入可能包括入口位置、HVAC 系统的送风参数、外壳温度及污染物源的位置与强度等;输出则涉及热舒适度、空气质量和能源效率等[11]指标。

经过多年的研究,逆问题的解决方法被归为三大类:正向求解法、反向求解法和概率反计算法[12]。其中,正向求解法通过已知的输入条件(如边界条件和初始条件)以及物理模型,利用数值模拟技术计算出系统的输出结果,通常用于预测气流分布、温度变化和污染物扩散等,常用算法如概率伴随法[23]、遗传算法(GA)[24]和正交分解(POD)分析[25]等。反向求解法是在已知某些输出结果(如室内温度、湿度和气流速度)的情况下,推导出导致这些结果的输入条件或系统参数,包括了准可逆性法[26]、伪可逆性法[27]、正则化逆矩阵法[28]和神经网络法[29]等。概率反算法则通过处理不确定性和噪声,结合观测数据和物理模型,反推室内气流分布,优化通风设计,提高空气质量,提升分析精度和可靠性。包括了马尔科夫链法[30]、贝叶斯推理法[31]等,除以上方法外,本文还介绍了机器嗅觉法[32-33]。Zhang 指出,当前反向方法只能在已知流场的基础上执行逆向设计[12]。因此,正向方法在封闭环境气流传热的逆向设计中显示出重要潜力[11]。在接下来的部分,将逐一介绍这些方法的具体应用和效果。

2.1 概率伴随法

伴随方法自 Lions[34]首次提出以来,已广泛应用于多个领域。Pironneau 是首位在流体动力学中采用该方法的研究者[35],已将其成功应用于传热问题、形状优化和污染源识别等场景中。伴随法的主要优点在于计算量与设计变量数量无关,并具有高精度,尽管可能面临局部最优的问题。在室内气流逆计算中,概率伴随法常用于估计空气流动模式和源区位置。该方法基于观测数据,通过计算在特定源位置下观测到状态的概率进行逆推。图 3 展示了概率伴随法流程。

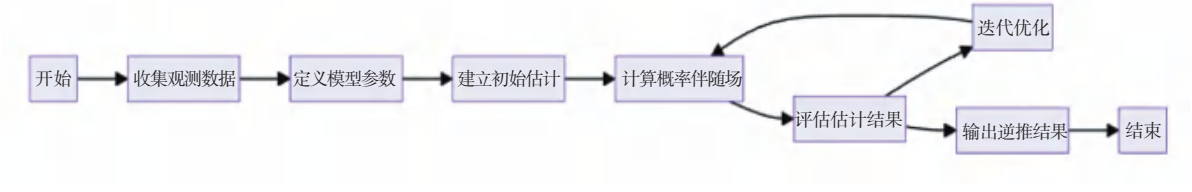


图 3 概率伴随法的流程图

Fig. 3 Flowchart of probabilistic adjoint method

Zhai 等学者[36]和 Liu 等学者[37]应用了伴随方法来定位室内污染源,并在案例研究中验证了其有效性。Liu 等学者[38]利用 CFD 的伴随方法优化室内气流,发现不同初始条件可导致多个最优解。Liu 等学者[39]等研究了供气位置和尺寸的影响,证明了理想设计目标的可行性。Liu 等学者[40]开发的多区域逆建模方法虽取得良好拟合,但难以应对突发事件。后续研究表明,伴随概率法能有效识别污染源,特别是在动态气流场下。Zeng 等学者[41]提出的模型适用于单个瞬时污染源,需进一步发展以处理多个源。概率伴随法展现出处理不确定性和噪声的潜力,未来应着重在高效算法、数据融合和实际案例是展开研究,以提升准确性和实用性。

2.2 遗传算法

遗传算法(GA)最早由 Holland[24]在 20 世纪 90 年代提出,作为一种无梯度优化方法,通过模拟自然进化过程寻找最优解。GA 将设计变量编码为字符串,称为个体,个体集合构成群体,通过进化来优化解决方案。个体的适应度值量化其优劣,GA 可分为单目标遗传算法(SOGA)和多目标遗传算法

(MOGA)[42]。遗传算法广泛应用于机器学习[43]、城市规划[44]、化学动力学反应机制[45-47]、地下水污染源识别[48-49]以及建筑物的自动控制[50]、热舒适[51-53]和能源效率[54]等领域。在室内气流逆计算中，GA 可用于优化源区位置的估计。图 4 展示了遗传算法的一般流程。

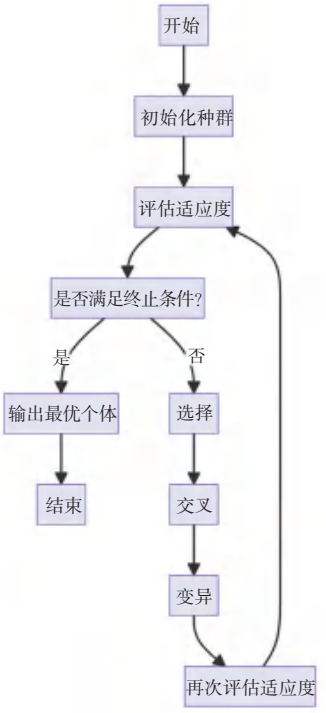


图 4　遗传算法的流程图

Fig. 4　Flowchart of genetic algorithm

遗传算法在传热和流体流动中的应用，特别是在室内环境设计领域，已成为研究热点。Malkawi 等学者[55]首次将计算流体动力学(CFD)与遗传算法结合，提出基于性能的进化模型，从而增加了找到潜在解决方案的机会。Kato 等学者[56]通过优化自然通风的混合空调系统，验证了遗传算法和 CFD 的有效性。Xue 等学者[14]进行了密闭空间流量控制的逆向预测，发现该方法能准确预测边界条件，但需控制 CFD 仿真误差在 15%以内。Zhai 等学者[57]通过满足多个设计指标来优化流量控制条件，显示出优秀的性能。

在遗传算法的改进方面，Srinivas 等学者[58]提出自适应遗传算法，通过动态调整交叉和突变概率加快收敛速度。Karr 等学者[59]利用回归相关性和最小二乘曲线拟合技术，发挥遗传算法寻找适合解决方案的潜力。未来研究方向包括提升算法性能、与其他优化方法结合、处理不确定性及实现实时高维度优化。

2.3　POD 正交分解

POD(Proper Orthogonal Decomposition)是一种强有力的线性分解工具，广泛应用于数据分析和建模，特别是在流体力学和室内环境研究领域。通过从大量样本中提取主要特征和变化趋势，POD 能够有效地近似描述原始数据，这使得其在高维非线性问题中的应用具有显著优势[60]。图 5 展示了正交分解的一般流程。

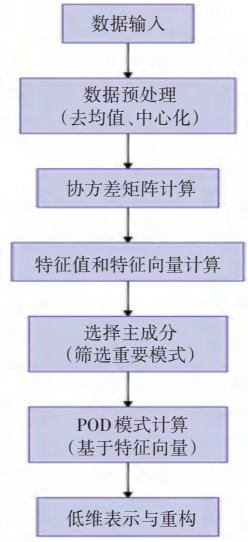


图 5　正交分解流程图

Fig. 5　Flowchart of orthogonal decomposition

最早由 Lumley[25]引入的 POD 方法，起初用于分析非均匀湍流，后来逐渐拓展到多种应用场景，包括室内热流和污染物浓度的快速预测、优化通风参数及动态控制系统的发展。Tallet 团队的研究显示，利用 POD 方法与拉格朗日粒子跟踪相结合，可以显著降低计算时间，同时保持计算结果的准确性[61]。同时还为空调系统的实时控制提供了动态模型，确保模型阶数保持在适合实时应用的范围内[62]。

Meyer 等学者[21-22]的研究进一步验证了 POD 与线性随机估计(LSE)的组合在室内温度和速度场重构中的有效性，尽管在基函数构建上仍需较大工作量。此外，Wang 等学者[63]的研究则将 POD 应用于 CFD 模拟，以优化建筑物内的送风参数，提升了室内环境的控制效率。

总体而言，POD 方法在室内环境研究中展现了良好的应用潜力，尤其是在提高计算效率和模型简化方面的显著优势，使其成为现代工程和研究中的重要工具。

2.4　准可逆性

准可逆性在室内气流逆计算中是重要的概念，基于能量守恒与流体运动原理，评估气流场的准可

逆性以辅助逆计算。意味着气流场在微观尺度上具备可逆特性,可通过逆向推导还原过去状态。准可逆性方法运用稳定技术求解不可逆控制方程,最初用于热传导问题[26],后拓展至地下水[7]与空气污染物识别的研究中[64]。为识别污染源,采用反向求解物种传输方程,通过引入四阶项替代不稳定扩散项,实现可逆求解,数学公式为[65]:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t}+\frac{\partial}{\partial x_i}(u_i\psi)=\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\Gamma_\psi\frac{\partial \psi}{\partial x_i}\right) \tag{1}$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial T}+\frac{\partial}{\partial x_i}(u_i\psi)=\varepsilon\frac{\partial^4 \psi}{\partial x_i^4} \tag{2}$$

其中,ψ 表示物质浓度;t 为前进时间,即 $\Delta t>0$;x_i 表示坐标;u_i 表示一个速度分量;Γ_ψ 表示扩散系数;T 表示倒退时间,即 $\Delta T<0$;ε 表示稳定系数,用于确定稳定操作的强度。

在室内逆计算中,准可逆性方法用于估计和模拟气流特性,能从部分观测数据推导缺失信息,提升模拟结果的全面性。图 6 展示了逆计算的一般流程。具体地、是基于能量守恒与流体运动原理,描述气流在微观尺度上接近可逆过程的特性,确保行为的确定性与可预测性。该方法实现了更有效的反向求解,提升了环境监测管理效果。

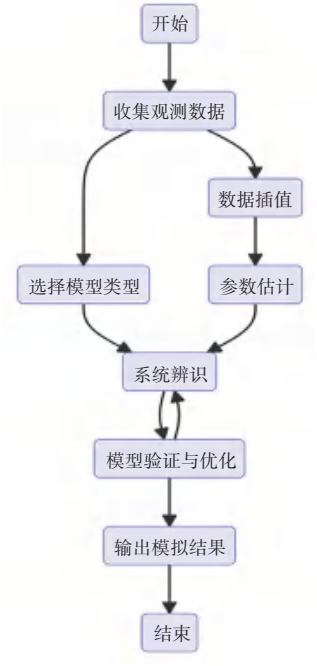


图 6 准可逆性逆计算的流程图

Fig. 6 Flowchart of Quasi-Inverse calculation

准可逆性的研究近期取得了一些成果:Zhang 等学者[64]运用准可逆性(QR)模型和拉格朗日可逆性(LR)方法来定位室内颗粒污染物。QR 模型条件稳定、但计算较慢,LR 模型速度快、且适用于大部分颗粒。Liu 等学者[66-67]在三维槽通风中使用准可逆性方法提高了污染源识别准确性。Nguyen 等学者[68]利用改进的 QR 方法解决了非局部扩散问题,验证了理论结果。尽管准可逆方法有助于时间不可逆问题,但仍需已知流场进行模拟,且存在准确性不足的问题。未来研究应聚焦数据处理、算法改进和不确定性分析等方向。

2.5 伪可逆性

在反向法求解中,负时间步长可能导致不稳定性和不收敛。Zhang[69]提出 QR[66]和 PR[69]算法解决密闭机舱[70]中气体[40]和微粒[71]污染物释放。伪可逆性(PR)[65]方法用于处理复杂的室内气流模拟问题。图 7 展示了伪可逆性在室内气流逆计算应用中的流程。

Zhang 等学者[72]比较了伪可逆性(PR)和准可逆性(QR)方法在飞机机舱污染源反向识别中的应用。研究表明,两者在源下游位置均能识别污染源及强度,但随着模拟时间增加,结果变得分散。QR 方法性能略优,但计算时间长三倍。PR 方法需已知流场作为先验信息,能解决逆流中污染物迁移,但在扩散主导时准确性下降。当前研究结果表明,室内气流逆计算存在多种初始条件组合,导致不确定性。未来应深入理解伪可逆性机制,开发高效逆计算方法,融合多源数据,并通过实践验证提升准确性与实用性。

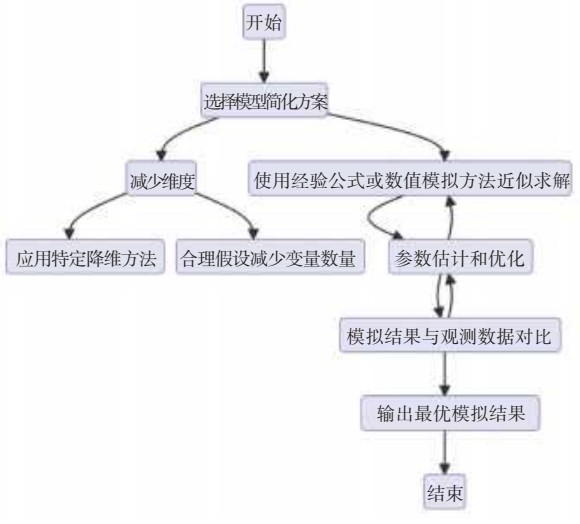


图 7 伪可逆性逆计算的流程图

Fig. 7 Flowchart of pseudo-inverse calculation

2.6 正则化法

正则化逆矩阵方法用于对控制矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的因果进行反演,并通过正则化提高了逆运算的稳定性。假设释放速率向量($\boldsymbol{q}$)和浓度响应向量($\boldsymbol{C}$)可以用如

下公式来描述：

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{q} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{q} = (\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A} + \lambda^2\boldsymbol{L}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{L})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C} \tag{4}$$

由于矩阵 $\boldsymbol{A}$ 存在奇异性，引入正则化矩阵 $\boldsymbol{L}$，并通过调节正则化系数 λ[28]，控制正则化操作的强度。通过选择合适的 λ 值，可以在给定 $\boldsymbol{C}$ 的情况下求解释放速率 $\boldsymbol{q}$（见式(4)）。因果矩阵 $\boldsymbol{A}$ 是流量、源和传感器位置的函数。

为提高逆问题的可解性和稳定性，需使用正则化[28]和稳定技术[26]。Skaggs 等学者（1995）[7]指出，QR 方法比吉洪诺夫正则化更有效，尤其是后者在计算上难度较大。选择合适的方法能获得更稳定、精确的解决方案。

在室内气流逆计算中，正则化方法通过引入先验信息和约束条件，有效抑制噪声，提高结果准确性。未来研究将聚焦于改进正则化技术、整合多模态数据、实现实时计算，并验证其应用，以提升室内气流逆计算的可靠性和准确性。图 8 展示了正则化的一般流程。

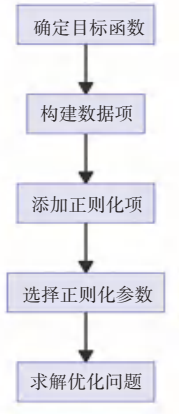


图 8　正则化流程图

Fig. 8　Flowchart of regularization

此外，近几年的研究中 Tikhonov 正则化[73]是一种常用的技术，特别是在统计学和机器学习中，被用于解决缺乏足够的信息或条件来确定唯一解的问题。吉洪诺夫正则化是一种特定的正则化方法，也称为岭回归（Ridge Regression）。研究源于俄罗斯数学家安德烈·吉洪诺夫（Andrey Tikhonov）提出的理论，主要用于求解不适定问题或者欠定问题（例如，数据缺失、冗余或者过拟合等问题）。因此可以看作是正则化的一种特殊情况。通过在损失函数中加入惩罚项，吉洪诺夫正则化约束了模型参数的大小，从而避免了过拟合问题。Zheng 的相关研究表明，基于 Tikhonov 正则化的方法能够准确量化气态污染物源的时间释放速率，并且相对误差通常小于 15%[74]。此外，其他研究也探讨了在随机噪声影响下重构系统状态的方法[75]，通过改进正向问题建模以提高逆问题求解的稳定性。

在高维非线性问题上，Tikhonov 正则化法展现了较高的精确度和计算效率。然而，这种方法的计算成本仍然较高。因此，降低正则化的计算成本和简化计算过程将是未来的重要研究方向，以提高其实用性和效率。

2.7　神经网络法

人工神经网络（ANN）在污染物源定位中也表现出重要价值，通过训练可以利用传感器数据来预测污染物浓度，并与优化算法结合以优化建筑物的能源消耗。遗传算法和神经网络法为室内环境研究[76-78]提供了强大的工具，有助于实现更优的环境设计与控制。

图 9 展示了一般神经网络方法的流程，神经网络法最主要的就是构建神经网络模型和训练模型。

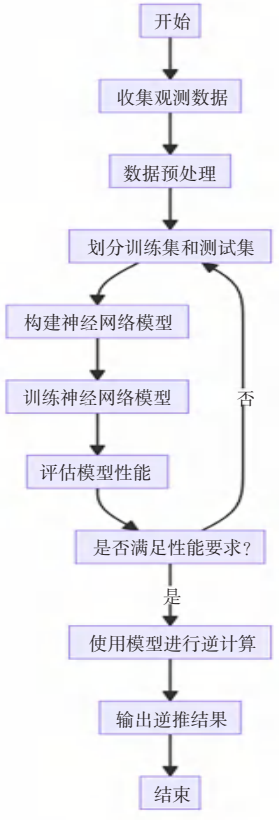


图 9　神经网络法的流程

Fig. 9　Flowchart of neural network method

图 10 展示了神经网络的结构，包括输入层、隐藏层和输出层。其中，输入层接收信号，隐藏层进行数据转换，输出层提供结果。网络可处理不同形状的输入，如单个样本（1，4，1）或多个样本（100，4，1）。

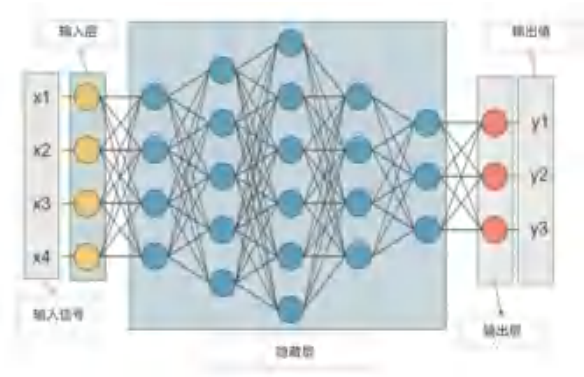


图 10 神经网络示意图

Fig. 10 Schematic diagram of neural network

Vukovic 等学者[29]使用人工神经网络(ANN)识别建筑物中污染物的来源,采用了为每个区域训练独立神经网络的方法,这些网络基于传感器的瞬时污染物浓度数据进行预测。尽管这一方法颇为有效,但全面监测所有区域的浓度并不现实。为此后续改进了方法,仅使用有限的传感器,并通过指数方程来替代瞬时变化,从而取得了良好结果。Deveney 等学者[79]则利用神经网络求解贝叶斯逆问题中的参数偏微分方程。

深度神经网络(DNN)因其在高维问题中强大的逼近能力而受到关注,研究者们开始将其应用于加速贝叶斯反演。Yan 等学者[80]开发了一种基于 DNN 的自适应代理建模框架,以解决大规模逆问题。此外,Mücke 等学者[81]提出使用生成对抗网络(GAN)学习参数和状态的联合分布,从而提高采样效率。

尽管神经网络在建模和学习上具有优势,但其参数量大、学习过程不可观察且输出难以解释,这可能影响结果的可信度。未来的研究应集中在与真实传感器网络的集成和模型改进上,以应对复杂的污染场景。

2.8 马尔可夫链法

马尔科夫链约在 2000 年被指出、旨在测量空气污染物的浓度,将房间场景[30]描述为马尔科夫模型,因其无记忆性和计算速度快而广泛应用于室内气流建模和预测。图 11 显示了马尔科夫链的流程,图 12 展示了基于马尔科夫链方法的 2 次转移预测实例。通过马尔科夫链的模型转换,可以将事件的状态转换成概率矩阵(又称状态分布矩阵)。

Chen 等学者[82]提出了基于计算流体力学(CFD)的马尔可夫链模型,用于预测瞬态粒子输运,结果显示其在稳定气流条件下比传统模型快得多。随后,Mei 等学者利用该模型模拟动态污染物释放,发现其预测能力受目标区域与源位置距离的影响[20]。Liu 等学者[83]应用该模型于建筑通风中的源识别,成功降低了计算成本。Zhou 等学者[84]结合贝叶斯推理改进模型在时变气流条件下的应用。发现马尔可夫链模型表现出色,但仍需解决湍流扩散建模问题。Anthony 等学者[18]提出的鲁棒程序显著提高了计算速度,适用于紧急情况的源定位。未来研究将集中在多尺度建模和实时计算,以提升模型在实际应用中的精度和效率。

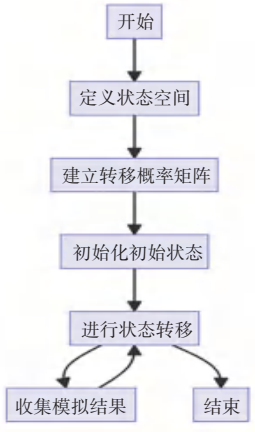
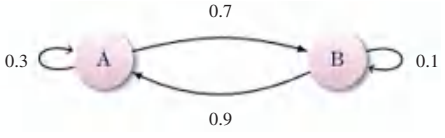


图 11 马尔科夫链逆计算的流程

Fig. 11 Flowchart of Markov chain inverse calculation



$$\boldsymbol{P}=\begin{pmatrix} & A & B \\ A & 0.3 & 0.7 \\ B & 0.9 & 0.1 \end{pmatrix}$$

2 次运动后:

$$\boldsymbol{P}=\begin{pmatrix} & A & B \\ A & 0.3 & 0.7 \\ B & 0.9 & 0.1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} & A & B \\ A & 0.3 & 0.7 \\ B & 0.9 & 0.1 \end{pmatrix}=$$

$$\begin{pmatrix} & A & B \\ A & 0.3\times0.3+0.7\times0.9 & 0.3\times0.7+0.7\times0.1 \\ B & 0.9\times0.3+0.1\times0.9 & 0.9\times0.7+0.1\times0.1 \end{pmatrix}=$$

$$\begin{pmatrix} & A & B \\ A & 0.72 & 0.28 \\ B & 0.36 & 0.64 \end{pmatrix}$$

图 12 简单事件基于马尔科夫链预测实例

Fig. 12 Prediction example of simple events based on Markov chain

2.9 贝叶斯推理

在贝叶斯框架中,逆问题通过观测数据获取参数的后验分布,量化不确定性。室内气流逆计算利用贝叶斯推理估计气流分布,依据观测数据进行预测。贝叶斯定理形式为:

$$P(A_i \mid B) = P(B \mid A_i) \cdot P(A_i) / \Sigma(P(A_j) \cdot P(B \mid A_j)) \quad (5)$$

图 13 给出了一般贝叶斯推理逆计算的流程。Yang 等学者[31]提出了一种结合 PINN 和贝叶斯原理的 B-PINN 方法，提升了正向和反向问题的解决性能，能量化不确定性并避免过度拟合，但对高维问题扩展有限。Yan 等学者[85]提出自适应多保真 PC 代理策略，提高精度而不显著增加计算复杂度。Zhang 等学者[86]则基于贝叶斯网络评估空气污染事故风险，提供有效的风险管理支持。在室内气流逆计算中，贝叶斯推理通过先验知识与观测数据的融合，展现出重要作用，未来发展将集中于信息融合、数据驱动方法和不确定性处理。

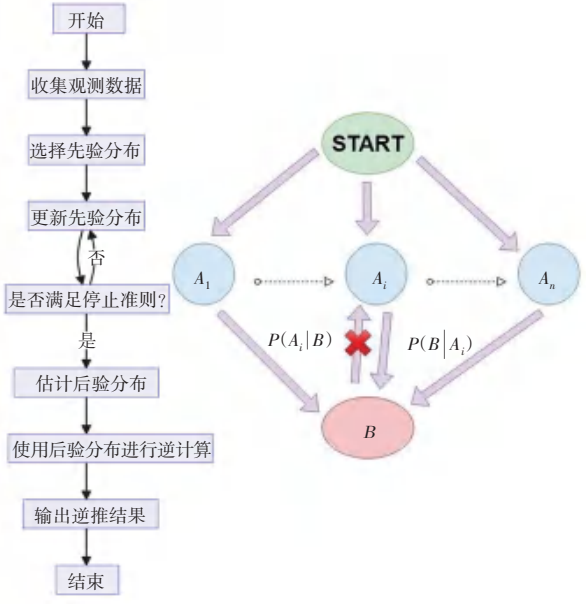


图 13　一般贝叶斯推理法流程图与示意图

Fig. 13　Flowchart and schematic diagram of general Bayesian inference method

2.10　机器嗅觉法

移动机器人嗅觉(MRO)方法是一种新颖的源定位技术，通过单个或多个机器人主动搜索目标气体，追踪气流扩散路径，最终确认气体源[32-33]。与静止传感器相比，MRO 能够快速部署于事件发生时，探索未知区域并适应环境变化。该方法无需求解室内污染扩散模型，适用于不确定或未知的边界条件。通过嗅觉传感器和模式识别算法，MRO 有效估计室内气体分布，提升了逆计算的效率。图 14 展示了机器嗅觉方法在逆计算中的流程。

Yang 等学者[87]开发了一种移动机器人用于源定位，测试了 3 种单机器人算法(大肠杆菌、螺旋和六角路径)，结果显示这些算法显著提高了成功率并减少了平均步数。Yang 等学者[88]还提出基于鲸鱼优化算法(WOA)的多机器人嗅觉方法，分别是标准 WOA(SWOA)和改进的 WOA(IWOA)，用于时变室内粒子源定位，并与 2 种粒子群优化(PSO)方法进行了比较。结果表明，SWOA 在 66 种场景中表现优越，IWOA 在成功率上稍高。Jiang 等学者[89]利用 IPSO 和 IWOA 方法，在真实室内环境中实现约 90% 的成功率和精度。Chen 等学者[90]开发了一种 3D 源定位系统，验证了 WOA_3D 和 PSO_3D 方法的有效性，结果显示 WOA_3D 综合性能更佳。

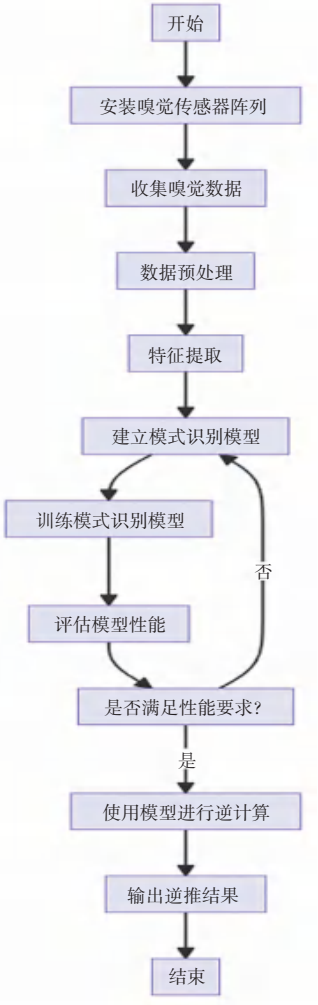


图 14　机器嗅觉法逆计算的流程

Fig. 14　Flowchart of inverse calculation using machine olfaction method

尽管机器嗅觉法成本高、不适合大范围推广，但其优势在于实现自动化操作、能够应对化学污染以及抵达难以接触的区域。未来趋势可能包括基于机器嗅觉辅助的源定位算法。

以下是在本节中讨论的关键概念的列表。研究总结和归纳了已有的研究结果，以便读者进行理解和比较。表 1 总结了各个方法的定义和优缺点，表 2 总结了每种方法的适用性。

表 1 逆计算方法优缺点总结

Table 1 Summary of advantages and disadvantages of inverse calculation methods

名称	定义	优点与缺点	引用文献
准可逆性	用四阶项代替最不稳定扩散项,方程可逆求解	优点:准确性高,能重构逆向流场 缺点:计算复杂度高,需大量测量和计算	[65]
伪可逆性	在准可逆方法基础上,处理逆流的逆污染物迁移	优点:相对简单,适用于实际应用 缺点:仅提供近似,精确度低	[72]
马尔可夫链	状态转换无记忆性,仅与上一状态相关	优点:适合描述离散状态及时间演化,能推断气流状态 缺点:假设前提条件高,对模型要求严	[17,19-20]
概率伴随法	计算量与设计变量数量无关	优点:考虑污染物传输与分布,能推断源头和路径 缺点:计算量大,对初始条件敏感	[36-37]
正则化法	通过正则化提高逆运算稳定性	优点:应对逆问题不适定性,提高结果稳定性 缺点:需选择适当正则化参数,可能引入平滑性	[26, 73]
遗传算法	无梯度优化方法,模拟自然进化寻找最优解	优点:适合优化问题,探索解空间 缺点:计算量大,依赖参数设置	[24,55]
神经网络法	模仿生物神经元学习经验	优点:处理复杂非线性关系,建模与预测能力强 缺点:需大量训练数据,计算资源消耗大	[29]
贝叶斯推理	基于条件先验知识估计事件发生概率	优点:处理不确定性,提供概率分布估计 缺点:计算复杂度高,依赖先验知识	[86]
机器嗅觉法	机器人主动寻找和跟踪气体,确认污染源	优点:高度敏感性和选择性,适合室内气味检测 缺点:复杂气味混合物定量分析困难,需特定训练	[32]

表 2 逆计算方法应用方面总结

Table 2 Summary of application areas for inverse calculation methods

名称	应用方面
准可逆性	适合数据有限或不完整的情况,如源识别、室内气流特性研究和空气质量改善,可通过少量输入推断气流状态,但需综合考虑问题特点和数据可行性
伪可逆性	用于复杂几何结构和非均匀流场的逆计算。通过将空间分割为网格,推断气流传播路径,适合流动行为研究和污染物传输模拟,但仍需谨慎评估适用性
马尔可夫链	适用于离散时间和状态变量的问题,当前状态受前一个状态影响。建立状态转移矩阵可用于气流传播研究和空气质量改善
概率伴随法	用于确定污染物源头和传输路径、结合质量守恒关系,推断出污染物来源及其对室内环境的影响
正则化法	适合不适定性和高噪声环境、通过引人正则化项提高解的稳定性和准确性,造合数据噪声大或观测数据不足的情况
遗传算法	用于多参数优化和非线性关系,能有效搜索复杂解空间,找到最佳参数组合,但计算效率可能较低
神经网络法	适合处理复杂非线性关系和大规模数据,优秀的模式识别和预测能力,但训练时间长且资源消耗大
贝叶斯推理	用于处理不确定性和参数估计,能够提供模型选择和稀疏数据处理的好处, 但计算复杂性高
机器嗅觉法	适合气味识别和空气质量监测,通过识别气味特征提供相关信息、但面临气味复杂性和数据处理挑战

3 影响因素研究

逆计算技术通过反向推导确定系统配置,受传感器位置、参数设定、模型建立和数据处理方法影响。研究评估了这些因素对结果的影响,为未来实验研究提供了潜在方向。

3.1 传感器影响

在室内气流逆计算中,传感器的选择对结果有重要影响,需综合考虑准确性、测量范围、可靠性、稳定性、响应时间以及安装位置和数量等因素。高精度、广泛测量范围的传感器能够显著提高计算的精度和可靠性。

Liu 等学者[91]提出了一种新型室内空气质量(IAQ)传感器网络设计,通过优化传感器响应,利用两阶段集成逆预测算法有效识别建筑物中的潜在污染源区域。Cai 等学者[92]则通过考虑传感器阈值和

测量误差，提出了一种快速识别多个污染物源位置、排放速率和释放时间的方法，该方法在污染物释放前进行有限的 CFD 仿真，释放后可实时执行，有效性得到验证。Li 等学者[93]开发的逆建模方法将物理建筑性能模型与传感器数据集成，为建筑性能仿真提供了新的机会。Chen 等学者[94]指出，目前的传感器系统设计主要依靠直觉和经验，缺乏系统性，建议使用气流模型来优化传感器布局。

未来，智能传感器的发展、传感器融合技术以及智能算法的应用将提升数据采集的效率和准确性。这些发展将推动室内气流逆计算的进步，使其更加全面和可靠。综上所述，合理选择和布局传感器，以及结合先进技术，将是实现高效逆计算的关键。

3.2　参数选择

在室内气流逆计算中，参数选择对结果至关重要，合理地布置和几何参数、气流入口和出口参数、初始及边界条件、材料属性和热源参数都直接影响气流路径、速度分布和温度分布。深入理解实际需求，并结合经验进行合理设定，通过敏感性分析和验证实验优化结果，可以提高计算精度和可靠性。

2022 年，Pacheco 研究了逆热传导中的正则化参数选择，提出自动选择方法以降低计算成本并提升性能。Zhai 等学者[95]讨论了伴随概率法识别室内污染物时的关键输入，包括气流速度和浓度测量误差。研究发现，室内气流速度的随机误差可高达 90%，但在稳定流动模式下，逆算法依然能提供可接受的预测。小的测量误差可能导致失败，而大的测量误差则会影响源位置预测。未来发展趋势包括数据驱动方法研发、规模化参数选择和综合多种数据源，以进一步提升计算结果的准确性和可靠性。

3.3　模型建立

在室内气流逆计算模型建立中，主要影响因素包括精度、准确性、模型复杂度、数据需求、可扩展性以及参数估计与优化。模型的准确性直接影响逆计算结果，而模型复杂度则关系到计算时间和负荷。适量的实测数据对于模型的训练和验证至关重要，不同模型对数据的要求各异。此外，模型需具备在不同环境下的可扩展性，以适应各种建筑结构和气流特征。参数估计和优化过程也对结果准确性有显著影响，因此需有针对性地选择参数和优化方法。

污染源定位研究通常依赖事先获得的气流数据，但实际空调通风系统及污染物释放过程是动态的，空气流速和温度等状态会随时变化，给模型研发带来挑战。选择模型时需依据具体应用场景和数据可用性，综合利用多种模型以实现更准确的气流逆计算结果。

3.4　数据处理

数据处理在室内气流逆计算中至关重要，直接影响计算结果的准确性和可靠性。关键因素包括数据质量、空间分辨率、插值误差、数据噪声与异常值以及数据完整性。因此，在进行逆计算时，应验证和清理数据、选择合适的插值算法、处理噪声与异常值，并补全缺失数据，以确保计算结果的准确性和可靠性。表 3 总结了相关研究，帮助读者理解各种因素对于准确性、可靠性和实时性的影响。

表 3　逆计算因素影响总结

Table 3　Summary of influencing factors in inverse calculation

因素	准确性	可靠性	实时性
传感器位置和数量	合理布置传感器在关键区域和流动路径上，可以捕捉重要气流特征，从而提高数据的准确性	充分覆盖的传感器网络还可以提升数据的可靠性，避免因布置不当而引入误差	传感器的实时性依赖于数据采集和传输速度，选择合适的技术及数量能满足实时计算需求
参数选择	选择合适的参数能够更准确地描述气流特征，提升计算结果的准确性。通过敏感性分析和实验验证，选择最匹配实际情况的参数	确保其定义、取值范围和物理意义被充分理解，进而提高模型的可靠性	复杂参数可能影响计算效率，因此需在准确性与实时性之间寻求平衡
模型建立	准确的物理模型能更好地描述气流行为，提升结果的准确性	模型的可靠性受算法和验证过程的影响，使用经过验证的模型并进行充分比对，可以增强其可信度	模型的实时性与计算复杂度相关，通过简化模型或优化算法可提高实时性，但需避免牺牲精度和可靠性
数据处理	对数据进行质量控制和噪声滤除等处理，有助于提高准确性	科学有效的数据处理方法能够增加数据的可靠性，并减少异常值带来的误差	选择高效的数据处理算法和流程，能直接提升计算的实时性，从而更好地满足实际应用需求

4 结束语

本文系统性地回顾了室内气流环境逆计算的各种方法,从适用性、计算效率和准确性等方面分析了每种方法的优缺点并且总结了每种方法在各领域的应用场景。此外,本文还尝试从准确性、可靠性、实时性对影响逆计算的因素进行了分析。

室内气流逆计算是一个多学科交叉研究领域,涉及建筑工程、气象学和流体力学。通过测量数据和数值模拟分析室内空气流动,评估空气质量并指导环境设计。随着数据采集技术和人工智能的发展,该技术有望在健康保障和环境优化方面发挥重要作用,帮助理解空气流动规律和污染传播路径。尽管面临挑战、如数据获取和模型验证,但该方法在未来将成为室内环境研究和设计的重要工具,有助于打造健康、舒适、安全的室内环境。

参考文献

[1] Klepeis N E, Nelson W C, Ott W R, et al. The National Human Activity Pattern Survey (NHAPS): A resource for assessing exposure to environmental pollutants [J]. Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology, 2001, 11(3): 231-252.

[2] Hedge A, Erickson W A, Rubin G. Predicting sick building syndrome at the individual and aggregate levels[J]. Environment international, 1996, 22(1): 3-19.

[3] Wargocki P, Wyon D P, Sundell J, et al. The effects of outdoor air supply rate in an office on perceived air quality, sick building syndrome (SBS) symptoms and productivity: Effects of outdoor air supply rate[J]. Indoor Air, 2000, 10(4): 222-236.

[4] Leder K, Newman D. Respiratory infections during air travel: Respiratory infections during air travel [J]. Internal Medicine Journal, 2005, 35(1): 50-55.

[5] Zeng L, Gao J, Wang Q, et al. A risk assessment approach for evaluating the impact of toxic contaminants released indoors by considering various emergency ventilation and evacuation strategies: evaluating the impact of toxic contaminants released indoors[J]. Risk Analysis, 2018, 38(11): 2379-2399.

[6] Zhao X, Yin Y. Review of continuous adjoint method for inverse design of indoor thermal environment [J]. E3S Web of Conferences, 2022, 356: 03026.

[7] Skaggs T H, Kabala Z J. Recovering the history of a groundwater contaminant plume: method of quasi-reversibility [J]. Water Resources Research, 1995, 31(11): 2669-2673.

[8] Alapati S, Kabala Z J. Recovering the release history of a groundwater contaminant using a non-linear least-squares method [J]. Hydrological Processes, 2000, 14(6): 1003-1016.

[9] Neupauer R M, Wilson J L. Adjoint method for obtaining backward-in-time location and travel time probabilities of a conservative groundwater contaminant [J]. Water Resources Research, 1999, 35(11): 3389-3398.

[10] Neupauer R M, Borchers B, Wilson J L. Comparison of inverse methods for reconstructing the release history of a groundwater contamination source [J]. Water Resources Research, 2000, 36(9): 2469-2475.

[11] Liu W, Zhang T, Xue Y, et al. State-of-the-art methods for inverse design of an enclosed environment [J]. Building and Environment, 2015, 91: 91-100.

[12] Liu X, Zhai Z. Inverse modeling methods for indoor airborne pollutant tracking: literature review and fundamentals: Indoor airborne pollutant tracking[J]. Indoor Air, 2007, 17(6): 419-438.

[13] Zuo W, Chen Q. Real-time or faster-than-real-time simulation of airflow in buildings[J]. Indoor Air, 2009, 19(1): 33-44.

[14] Xue Y, Zhai Z, Chen Q. Inverse prediction and optimization of flow control conditions for confined spaces using a CFD-based genetic algorithm[J]. Building and Environment, 2013, 64: 77-84.

[15] Nicas M. Modeling turbulent diffusion and advection of indoor air contaminants by Markov chains[J]. AIHAJ-American Industrial Hygiene Association, 2001, 62(2): 149-158.

[16] Xu L, Chen R. Scalable parallel finite volume lattice Boltzmann method for thermal incompressible flows on unstructured grids[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2020, 160: 120156.

[17] Chen C, Liu W, Lin C H, et al. Comparing the Markov chain model with the Eulerian and Lagrangian models for indoor transient particle transport simulations [J]. Aerosol Science and Technology, 2015, 49(10): 857-871.

[18] Anthony F D, Vaidya U, Ganapathysubramanian B. Constructing Markov matrices for real-time transient contaminant transport analysis for indoor environments[J]. Building and Environment, 2015, 94: 68-81.

[19] Zeng L, Gao J, Lv L, et al. Markov-chain-based probabilistic approach to optimize sensor network against deliberately released pollutants in buildings with ventilation systems[J]. Building and Environment, 2020, 168: 106534.

[20] Zeng L, Gao J, Lv L, et al. Markov-chain-based inverse modeling to fast localize hazardous gaseous pollutant sources in buildings with ventilation systems[J]. Building and Environment, 2020, 169: 106584.

[21] Meyer R D, Tan G. Provide detailed and real-time indoor environmental information using POD - LSE and limited measurements[J]. Energy and Buildings, 2014, 73: 59-68.

[22] Meyer R D, Tan G. Use of proper orthogonal decomposition and linear stochastic estimation technique to investigate real-time detailed airflows for building ventilation [J]. Indoor and Built Environment, 2016, 25(2): 378-389.

[23] Bellman R. Dynamic programming and lagrange multipliers[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1956, 42(10): 767-769.

[24] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.

[25] Lumley J L. The structure of inhomogeneous turbulent flows [C]//Proceedings of the International Symposium. Cham: Springer, 1972: 166-190.

[26] Lattès R, Lions J L. The method of quasi-reversibility: Applications to partial differential equations [R]. Amsterdam: Elsevier, 1969.

[27] Kato S, Pochanart P, Kajii Y. Measurements of ozone and

nonmethane hydrocarbons at Chichi-jima island, a remote island in the western Pacific: long-range transport of polluted air from the Pacific rim region[J]. Atmospheric Environment, 2001, 35(34): 6021-6029.

[28] Tikhonov A N, Arsenin V J, Arsenin V I, et al. Solutions of ill-posed problems[M]. New York: Wiley, 1977.

[29] Vukovic V, Srebric J. Application of neural networks trained with multizone models for fast detection of contaminant source position in buildings [J]. ASHRAE Transactions, 2007, 113(2): 154-162.

[30] Nicas M. Markov modeling of contaminant concentrations in indoor air[J]. AIHAJ-American Industrial Hygiene Association, 2000, 61(4): 484-491.

[31] Yang L, Meng X, Karniadakis G E. B-PINNs: Bayesian physics-informed neural networks for forward and inverse PDE problems with noisy data[J]. Journal of Computational Physics, 2021, 425: 109913.

[32] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2002, 2(3): 260-271.

[33] Hasham F A, Kindzierski W B, Stanley S J. Modeling of hourly NO x concentrations using artificial neural networks[J]. Journal of Environmental Engineering and Science, 2004, 3(S1): 111-119.

[34] Lions J L. Optimal control of systems governed by partial differential equations [M]. Cham: Springer, 1971.

[35] Jameson A. Aerodynamic design via control theory[J]. Journal of Scientific Computing, 1988, 3(3): 233-260.

[36] Zhai Z, Liu X, Wang H, et al. Experimental verification of tracking algorithm for dynamically-releasing single indoor contaminant[J]. Building Simulation, 2012, 5(1): 5-14.

[37] Liu X, Zhai Z. Location identification for indoor instantaneous point contaminant source by probability-based inverse Computational Fluid Dynamics modeling[J]. Indoor Air, 2008, 18(1): 2-11.

[38] Liu W, Chen Q. Optimal air distribution design in enclosed spaces using an adjoint method [J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2015, 23(5): 760-779.

[39] Liu W, Jin M, Chen C, et al. Optimization of air supply location, size, and parameters in enclosed environments using a computational fluid dynamics-based adjoint method[J]. Journal of Building Performance Simulation, 2016, 9(2): 149-161.

[40] Liu X, Zhai Z J. Prompt tracking of indoor airborne contaminant source location with probability-based inverse multi-zone modeling [J]. Building and Environment, 2009, 44(6): 1135-1143.

[41] Zeng L, Gao J, Du B, et al. Probability-based inverse characterization of the instantaneous pollutant source within a ventilation system [J]. Building and Environment, 2018, 143: 378-389.

[42] Schaffer J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms [C]//Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications. Hilladale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1985: 93-100.

[43] Goldberg D E. Genetic algorithms [M]. Noida: Pearson Education India, 2013.

[44] Schaumann E, Balling R, Day K. Genetic algorithms with multiple objectives [C]//Proceedings of the 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization. Mossouri: AIAA, 1998: 4974.

[45] Polifke W, Geng W, Döbbeling K. Optimization of rate coefficients for simplified reaction mechanisms with genetic algorithms[J]. Combustion and Flame, 1998, 113(1-2): 119-134.

[46] Elliott L, Mera N S, Ingham D B, et al. A real coded genetic algorithm for the optimisation of reaction rate parameters for chemical kinetic modelling in a perfectly stirred reactor [C]// Proceedings of the 4th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2002: 1261.

[47] Elliott L, Ingham D B, Kyne A G, et al. Incorporation of physical bounds on rate parameters for reaction mechanism optimization using genetic algorithms[J]. Combustion Science and Technology, 2003, 175(4): 619-648.

[48] Cieniawski S E, Eheart J W, Ranjithan S. Using genetic algorithms to solve a multiobjective groundwater monitoring problem [J]. Water Resources Research, 1995, 31(2): 399-409.

[49] Mahinthakumar G, Sayeed M. Hybrid genetic algorithm: Local search methods for solving groundwater source identification inverse problems [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2005, 131(1): 45-57.

[50] Huang W, Lam H N. Using genetic algorithms to optimize controller parameters for HVAC systems [J]. Energy and Buildings, 1997, 26(3): 277-282.

[51] Wright J A, Loosemore H A, Farmani R. Optimization of building thermal design and control by multi-criterion genetic algorithm[J]. Energy and Buildings, 2002, 34(9): 959-972.

[52] Nassif N, Kajl S, Sabourin R. Optimization of HVAC control system strategy using two-objective genetic algorithm [J]. HVAC & R Research, 2005, 11(3): 459-486.

[53] Fong K F, Hanby V I, Chow T T. HVAC system optimization for energy management by evolutionary programming[J]. Energy and Buildings, 2006, 38(3): 220-231.

[54] Ma Z, Wang S. Supervisory and optimal control of central chiller plants using simplified adaptive models and genetic algorithm[J]. Applied Energy, 2011, 88(1): 198-211.

[55] Malkawi A M, Srinivasan R S, Yi Y K, et al. Performance-based design evolution: The use of genetic algorithms and CFD [C]//Proceedings of the Eighth International IBPSA. Eindhoven, Netherlands: IBPSA, 2003: 793-798.

[56] Kato S, Lee J H. Optimization of hybrid air-conditioning system with natural ventilation by GA and CFD[C]//Proceedings of the 9th International Conference on RoomVent. Portugal: University of Coimbra, 2004: 5.

[57] Zhai Z J, Xue Y, Chen Q. Inverse design methods for indoor ventilation systems using CFD-based multi-objective genetic algorithm[J]. Building Simulation, 2014, 7(6): 661-669.

[58] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.

[59] Karr C L, Stanley D A, Scheiner B J. Genetic algorithm applied to least squares curve fitting [J]. Applied Mathematics and Computation, 1993, 56(2-3): 243-256.

[60] Zhang T H U, You X Y I. Applying neural networks to solve the inverse problem of indoor environment [J]. Indoor and Built Environment, 2014, 23(8): 1187-1195.

[61] Allery C, Béghein C, Hamdouni A. Applying proper orthogonal decomposition to the computation of particle dispersion in a two-dimensional ventilated cavity [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2005, 10(8): 907-920.

[62] Sempey A, Inard C, Ghiaus C, et al. Fast simulation of

temperature distribution in air conditioned rooms by using proper orthogonal decomposition[J]. Building and Environment, 2009, 44(2): 280-289.
[63] Wang X, Zhao J, Wwang F, et al. Air supply parameter optimization of a custom nonuniform temperature field based on the POD method [J]. Building and Environment, 2021, 206: 108328.
[64] Zhang T, Li H, Wang S. Inversely tracking indoor airborne particles to locate their release sources [J]. Atmospheric Environment, 2012, 55: 328-338.
[65] Zhang T F, Chen Q. Identification of contaminant sources in enclosed environments by inverse CFD modeling[J]. Indoor Air, 2007, 17(3): 167-177.
[66] Liu D, Zhao F Y, Wang H Q. History recovery and source identification of multiple gaseous contaminants releasing with thermal effects in an indoor environment[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2012, 55(1): 422-435.
[67] Liu D, Zhao F Y, Wang H Q, et al. History source identification of airborne pollutant dispersions in a slot ventilated building enclosure[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2013, 64: 81-92.
[68] Nguyen H T, Caraballo G T, Khanh V P T, et al. On a terminal value problem for parabolic reaction - diffusion systems with nonlocal coupled diffusivity terms [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2022,108: 106248.
[69] Zhang T. Identify contaminant sources in airliner cabins by inverse modeling of CFD with information from a sensor [C]// Proceedings of the 10th International Conference on Building Simulation. Beijing: Tsinghua University, 2007:1477-1484.
[70] 殷士. 辨识室内气态污染源非稳态释放过程的 CFD 反问题建模[D]. 大连:大连理工大学, 2011.
[71] 李洪珠. 辨识室内颗粒污染源的 CFD 反问题建模[D]. 大连:大连理工大学, 2010.
[72] Zhang T, Chen Q. Identification of contaminant sources in enclosed spaces by a single sensor[J]. Indoor Air, 2007, 17(6): 439-449.
[73] Denchev R. Tikhonov′s "Regularization Method" for weak solutions of boundary value problems[J]. USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics, 1969, 9(3): 287-293.
[74] Wei Y, Zhou H, Zhang T, et al. Inverse identification of multiple temporal sources releasing the same tracer gaseous pollutant[J]. Building and Environment, 2017, 118: 184-195.
[75] Introini C, Cavalleri S, Lorenzi S, et al. Stabilization of Generalized Empirical Interpolation Method (GEIM) in presence of noise: A novel approach based on Tikhonov regularization[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 404: 115773.
[76] Magnier L, Haghighat F. Multi objective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network[J]. Building and Environment, 2010, 45(3): 739-746.
[77] Zhou L, Haghighat F. Optimization of ventilation system design and operation in office environment, Part I: Methodology[J]. Building and Environment, 2009, 44(4): 651-656.
[78] Zhou L, Haghighat F. Optimization of ventilation systems in office environment, Part II: Results and discussions[J]. Building and Environment, 2009, 44(4): 657-665.
[79] Deveney T, Mueller E, Shardlow T. A deep surrogate approach to efficient Bayesian inversion in PDE and integral equation models [J]. arXiv preprint arXiv,1910.01547, 2019.
[80] Yan L, Zhou T. An adaptive surrogate modeling based on deep neural networks for large-scale Bayesian inverse problems[J]. arXiv preprint arXiv,1911.08926, 2019.
[81] Mücke N T, Sanderse B, Bohté S, et al. Markov chain generative adversarial neural networks for solving bayesian inverse problems in physics applications[J]. arXiv preprint arXiv,2111.12408, 2021.
[82] Chen C, Liu W, Lin C H, et al. A Markov chain model for predicting transient particle transport in enclosed environments[J]. Building and Environment, 2015, 90: 30-36.
[83] Liu X, Li F, Cai H, et al. Dynamical source term estimation in a multi-compartment building under time-varying airflow [J]. Building and Environment, 2019, 160: 106162.
[84] Zhou Y, An Y, Chen C, et al. Exploring the feasibility of predicting contaminant transport using a stand-alone Markov chain solver based on measured airflow in enclosed environments[J]. Building and Environment, 2021, 202: 108027.
[85] Yan L, Zhou T. Adaptive multi-fidelity polynomial chaos approach to Bayesian inference in inverse problems[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 381: 110-128.
[86] Zhang H, Liu R, Liu J, et al. Formal probabilistic risk analysis of accidental air pollution in a development zone using Bayesian networks[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 372: 133774.
[87] Yang Y, Feng Q, Cai H, et al. Experimental study on three single-robot active olfaction algorithms for locating contaminant sources in indoor environments with no strong airflow [J]. Building and Environment, 2019, 155: 320-333.
[88] Yang Y, Zhang B, Feng Q, et al. Towards locating time-varying indoor particle sources: Development of two multi-robot olfaction methods based on whale optimization algorithm[J]. Building and Environment, 2019, 166: 106413.
[89] Jiang M, Liao Y, Guo X, et al. A comparative experimental study of two multi-robot olfaction methods: Towards locating time-varying indoor pollutant sources [J]. Building and Environment, 2022, 207: 108560.
[90] Chen A, Liao Y, Cai H, et al. Experimental study on 3D source localization in indoor environments with weak airflow based on two bionic swarm intelligence algorithms [J]. Building and Environment, 2023, 230: 110020.
[91] Liu X, Zhai Z. Protecting a whole building from critical indoor contamination with optimal sensor network design and source identification methods[J]. Building and Environment, 2009, 44(11): 2276-2283.
[92] Cai H, Li X, Chen Z, et al. Rapid identification of multiple constantly-released contaminant sources in indoor environments with unknown release time[J]. Building and Environment, 2014, 81(7): 7-19.
[93] Li H, Hong T, Sofos M. An inverse approach to solving zone air infiltration rate and people count using indoor environmental sensor data[J]. Energy and Buildings, 2019, 198: 228-242.
[94] Chen Y L, Wen J. Comparison of sensor systems designed using multizone, zonal, and CFD data for protection of indoor environments[J]. Building and Environment, 2010, 45(4): 1061-1071.
[95] Zhai Z Q, Liu X. Sensitivity analysis of the probability-based inverse modeling method for indoor contaminant tracking [J]. International Journal of Low-Carbon Technologies, 2017, 12(2): 75-83.