

室内复杂电磁环境下人体局部比吸收率评估方法

刘自成*, 曹 苗, 王士龙, 宗亚雳, 李长侑

(西北工业大学电子信息学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 随着现代社会无线通信技术的飞速发展, 智能手机、笔记本电脑及Wi-Fi路由器等无线设备已成为室内环境不可或缺的一部分。由于现代人约80%~90%的时间处于室内, 室内多径效应导致的复杂电磁环境对人体电磁暴露剂量的准确评估构成了巨大挑战。传统的物理测量法受限于空间采样点且难以应对人体位置的随机性, 而全波仿真算法虽然精度高, 但面对大规模室内场景时计算资源消耗极大, 难以实现实时预测。针对这一现状, 本文提出了一种基于混沌多项式展开法(Polynomial Chaos Expansion, PCE)的室内人体局部比吸收率(Specific Absorption Rate, SAR)峰值快速预测模型构建方法。本研究首先利用射线追踪法(Ray-Tracing)对室内复杂电磁环境进行数字化重建。通过追踪射线在室内各表面间的反射、绕射及散射路径, 准确获取了人体所处位置周围的电磁场分布。为了解决大规模环境仿真与精细人体模型耦合的矛盾, 本文引入惠更斯法则, 将复杂的室内背景场转化为人体周围的等效辐射源(即惠更斯盒子)。随后, 结合时域有限差分法(Finite-Difference Time-Domain, FDTD)模拟等效辐射源与高分辨率数字人体模型的近场耦合效应, 精准计算人体内部的电场强度分布及局部SAR峰值, 从而生成涵盖不同暴露场景的高质量训练数据集。在模型构建阶段, 本文采用了稀疏混沌多项式展开法, 通过对不确定性输入变量(如无线设备位置、人体位置等)进行正交多项式基函数展开, 建立了输入变量与SAR峰值之间的显式解析映射关系。该方法通过稀疏化技术有效缓解了“维数灾难”问题, 极大提升了建模效率。研究结果表明, 本文所采用的室内复杂电磁环境重建方法具有极高的准确性。通过实验对比验证, 重建环境与实测结果的相对误差小于5%, 确保了电磁暴露场景的真实性。此外, 基于PCE建立的预测模型在测试集上的预测精度 $R^2 > 0.9$, 且预测效率达到了毫秒量级, 相比传统的全波电磁仿真算法, 计算速度实现了跨越式的提升。综上所述, 本文提出的局部SAR快速评估方法不仅克服了室内复杂环境下人体暴露剂量难以量化的难题, 还解决了计算效率与精度之间的平衡问题。该研究为实现密闭环境下电磁辐射剂量的实时监测奠定了理论基础, 并为室内无线通信设备的安全使用及复杂电磁环境下的公共安全管理决策提供了关键的技术支撑。

关键词: 局部比吸收率; 电磁暴露剂量; 混沌多项式; 射线追踪; 时域有限差分; 惠更斯盒子

基金项目: 国家自然科学基金(No.62201469)

中图分类号: TN959.5

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)02-0611-12

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250330

A Human-Body Local Specific Absorption Rate Evaluation Algorithm in Indoor Complex Electromagnetic Environments

LIU Zicheng*, CAO Miao, WANG Shilong, ZONG Yali, LI Changyou

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: Modern individuals spend a significant portion of their daily lives in indoor environments. However, the inherent multipath effects in these settings create complex electromagnetic environments, posing a major challenge for the accurate assessment of human electromagnetic exposure doses from indoor wireless devices. Traditional physical measurement methods are often restricted by limited spatial sampling points and struggle to account for the uncertainty of radiation source locations and human positions. Furthermore, while full-wave simulation algorithms provide high accuracy, they require immense computational resources for large indoor scenes, making real-time prediction difficult. To address these challenges, this paper proposes a rapid prediction model for human-body local specific absorption rate (SAR) peaks based on the sparse polynomial chaos expansion (PCE) method. The research first utilizes the ray-tracing method to achieve precise reconstruction of complex indoor electromagnetic environments. By tracing the paths of electromagnetic waves as they undergo reflection, diffraction, and scattering off various indoor surfaces, the electromagnetic field distribution surrounding the human body is accurately obtained. To bridge the gap between large-scale environmental simulation and fine-grained human-body modeling, the study applies Huygens' principle to derive equivalent radiation sources (Huygens' boxes) of the in-

cident field on the human body. Subsequently, the finite-difference time-domain (FDTD) method is integrated to simulate the coupling effects between the electromagnetic environment and the digital human model. This process calculates the internal electric field distribution and 1 g SAR peaks across various tissues, forming a high-quality training dataset. In the model construction phase, a sparse PCE model is established to map the relationship between uncertain input variables—such as wireless device and human body coordinates and the resulting SAR peaks. By employing an orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, the model identifies the most significant expansion bases, effectively mitigating the “curse of dimensionality” and preventing overfitting even with small sample sizes. Additionally, variable transformations are introduced to convert absolute coordinates into relative distances and angles, significantly enhancing the model’s predictive capability. The experimental results demonstrate that the reconstructed indoor electromagnetic environment is highly accurate, with a relative error of less than 5% compared to experimental measurements. The sparse PCE prediction model achieves a high accuracy with a determination coefficient $R^2 > 0.9$. Critically, the prediction efficiency reaches the millisecond level, representing a transformative increase in speed compared to traditional full-wave electromagnetic simulations. Furthermore, sensitivity analysis using Sobol’s method reveals that the relative distance between the wireless device and the human body is the dominant factor influencing the SAR peak. In conclusion, the proposed rapid SAR estimation method establishes a closed-loop link between “Electromagnetic Environment”, “Human Radiation Dose”, “Prediction Model”, and “Sensitivity Analysis”. This work lays the theoretical foundation for the real-time measurement of electromagnetic radiation doses in enclosed environments and provides vital technical support for safety management and decision-making regarding indoor wireless communication devices.

Keywords: whole-body specific absorption rate; electromagnetic exposure dose; hybrid polynomial; ray-tracing; finite-difference time-domain; Huygens’ box

Foundation Item: National Natural Science Foundation of China (No.62201469)

0 引言

随着无线设备使用频率以及周期的增加,如何准确评估人体电磁暴露剂量成为亟需解决的技术问题。室内环境作为现代社会人类生命活动的主要场所,其环境下的电磁暴露剂量值得更为关注。然而,室内环境电磁辐射源多样性(手机、笔记本、Wi-Fi等)以及内部散射体间的耦合效应造成电磁环境的复杂性,并带来人体电磁暴露剂量评估的挑战。

当前,对室内电磁辐射水平的评估方法大致分为三类:物理测量、数字仿真以及混合估计。

在物理测量方面,一方面可采用宽频电场测量装置对电磁环境进行多空间采样点测量^[1-3],例如,Stefano 教授团队利用 Wandel & Goltermann EMR 300 测量仪器(100 kHz ~ 3 GHz),在不同室内场景下搭建测量平台,并通过电场强度采样对辐射水平进行了有效的评估^[4];Chikha 等人采用 ExpoM-RF4 探测器(100 kHz ~ 6 GHz)对由基站等电磁源产生的射频电磁场的强度进行测量,评估了多个环境(包括城市和农村地区)中由基站引起的射频电磁场辐射水平^[5]。然而,物理测量方法往往受到空间采样点的限制,测量结果的准确性和全面性可能会受到环境复杂性的影响,且无法应对实际应用中电磁源位置的不确定性和人体位置变化带来的随机性。另一方面,可进行频率选择测量,将校准的接收天线与频谱分析仪相结合,通过选择特定测量频率,准确评估各信号通道的辐射水平,达到更为深入、详细分析的目的^[6-8],例

如张保增教授团队使用选频辐射分析仪 SRM-3006,搭配三轴全向天线探头,对 5G 移动通信基站电磁辐射水平作出了评价^[9]。尽管频率选择测量可以获得更精准的数据,但该方法依赖于设备的精确调试,效率较低,需逐个频段测量,且在多源环境下可能面临信号干扰和多频段分析的挑战。

在数字仿真方面,人体电磁暴露剂量评估依赖于对室内电磁环境的建模以及环境与数字人体模型的耦合效应仿真。由于房屋体积尺寸较大,射线追踪法^[10]等高频近似方法常被用于室内电磁环境的重建;而由于电磁环境和数字人体模型的耦合表现为近场作用,准确的耦合作用分析依赖于电磁全仿真算法,包括时域有限差分(Finite Difference Time Domain, FDTD)^[11]、矩量法(Method of Moment, MoM)^[12]等,例如,瑞士的 Liorni 团队针对多样化环境配置下的综合射频暴露评估问题,在远场、近远场和近场三种典型区域内,基于 FDTD 算法,分析了在多射频系统多频率同时暴露下的全身和局部比吸收率(Specific Absorption Rate, SAR)^[11];毛嵩等人研究了车载手机无线充电模块的电磁辐射安全性,通过构建人体模型、无线充电模块和汽车车身的数字模型,基于 MoM 计算了 127.82 kHz 条件下环境磁场分布以及人体内部的 SAR 分布,评估了主驾驶位置电磁辐射安全性^[12]。现有的仿真方法通常假设辐射源和人体的相对位置固定,这对于实际场景中的动态变化(如电磁源位置的不确定性或人体位置的随机变化)缺乏有效的动态

分析能力。

在混合估计方面,综合利用测量和数字仿真手段,实现人体电磁暴露剂量的评估。例如,法国 Joe Wiart 教授团队利用近场测量系统获取无线终端的发射场信息,进而基于惠更斯等效,利用 FDTD 方法仿真得到室内场景人体 SAR 值分布^[13]。本文采用混合估计方法,在室内电磁场环境实验验证的基础上展开人体模型的 SAR 分布计算。

综上所述,当前的评估方法虽然能够提供一定的电磁暴露分析,但都存在一定的局限性,均针对特定辐射场景,即辐射源、人体的参数设置(如相对位置)固定不变。因此,需要加强对动态电磁环境及人体暴露情况的评估,对现实场景中室内电磁辐射源位置的不确定性、人体位置变化的随机性进行有效分析,从而提升评估方法的全面性和实用性。值得注意的是,本文中的人体 SAR 峰值指的是局部 1 g SAR 峰值。关于全身平均 SAR 峰值的预测模型的研究成果已在文献[13]中有所探讨。然而,全身平均 SAR 并不能有效反映因全身能量分布不均所导致的局部 SAR 超标问题。因此,本文聚焦于更能准确反映局部能量峰值的 1 g SAR。

本文针对室内场景下通信设备下行链路对人体电磁辐射剂量的不确定性分析问题,考虑电磁辐射设备和人体的相对位置不确定性因素,通过建立 SAR 峰值的机器学习预测模型,快速生成不同位置参数条件下的 SAR 峰值,从而完成室内场景下人体电磁辐射剂量的统计分析和综合评估。

1 室内环境人体电磁暴露剂量仿真

1.1 室内环境下人体电磁暴露剂量评估问题

本文将关注室内无线设备电磁辐射剂量问题。无线设备位于室内,且工作频率低于 6 GHz,因此可采用比吸收率(SAR)来衡量单位质量人体组织在单位时间内吸收的电磁能量^[14-16]。SAR 值计算公式为

$$SAR = \frac{\sigma |E|^2}{\rho} \quad (1)$$

其中: σ 表示机体组织导电率; E 为电场强度有效值; ρ 为质量密度。基于组织内的 SAR 分布,可计算任意 1 g 或 10 g 生物组织、任意连续 6 min 平均 SAR 值,简称 1 g SAR 和 10 g SAR。局部 SAR 值为人体局部 1 g 或 10 g SAR 的峰值。由于人体组织导电率与质量密度为已知量,人体局部 SAR 峰值估计需要获取各个组织内电场强度信息。各组织电场强度信息的获取依赖于室内电磁环境的精确重建以及电磁环境和人体模型的耦合计算。然而,多组织高分辨人体模型的电磁仿真计算复杂度高,SAR 峰值评估效率不足,

难以满足不确定性复杂电磁场景中 SAR 峰值评估实时性要求。论文拟融合电磁仿真与机器学习分别在物理表征以及估计效率方面的优势,打破准确度与效率难以平衡的 SAR 评估难题。

1.2 室内复杂电磁环境重建和实验验证

本文采用射线追踪法对室内复杂电磁环境进行精确建模。无线设备发射射线经过寻迹和场值求解,可以得到各个射线传播到接收点处的电场,而到达同一接收点的所有射线相干叠加,得到该接收点处总电场。图 1 为测试所采用的射线追踪法电磁环境重建精度的会议室场景。

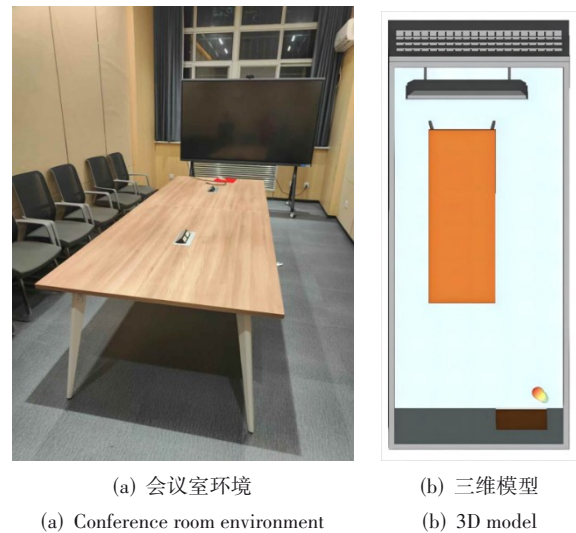


图 1 验证射线追踪法的电磁环境

Figure 1 Electromagnetic environment for verifying ray tracing method

会议室尺寸为 7 196 mm×3 264 mm×3 552 mm。房间的墙壁(包括天花板和地板)由混凝土组成,门和桌面为木头材质,可移动显示器表面和窗户由玻璃组成,桌腿和可移动显示器支架材质为金属。相关材料电磁参数见表 1。

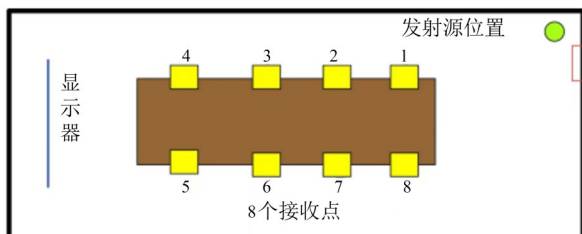
表 1 会议室环境散射体材料电磁参数

Table 1 Electromagnetic properties of materials for scatterers in the conference room

区域名称	相对介电常数	电导率/(S·m ⁻¹)	厚度/mm
混凝土墙壁	7.0	0.015	300
木质桌面和门	5.0	0	30
玻璃	2.4	3	3
金属(PEC)	—	∞	—

如图 2 所示,在会议室搭建电场采集实验平台。采用安立 MS46322B 矢量网络分析仪作为信号发生器,双脊喇叭天线作为发射天线,利用 IsoLOG 3D 手持式各向同性天线和思仪 4024D 频谱分析仪采集

8个接收点位置的电场强度值,接收点位置见图2(a)。测量过程中,发射天线和接收天线使用碳纤维支架统一固定在1.7 m的高度。在实验过程中,为避免实验人员散射影响,在空场环境下进行电场强度数据采集。



(a) 发射源和接收点位置

(a) Locations of radiation source and receiving points



(b) 电场数据采集实验

(b) Experiment for electric field data collection

图2 电场采集实验平台

Figure 2 Experimental platform for electric field acquisition

仿真对比验证实验中,考虑会议室背景信号干扰,电磁场频率选定为底噪较低的2.4 GHz。图3给出了仿真和实验采集电场强度的对比验证结果。

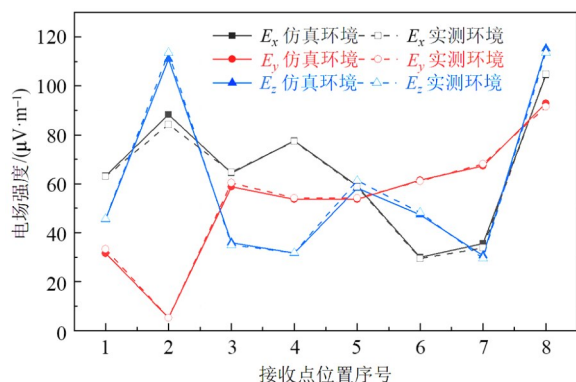


图3 会议室环境下电磁环境仿真和实测电场强度对比结果

Figure 3 Comparison of simulated and measured electric field intensity in the conference room environment

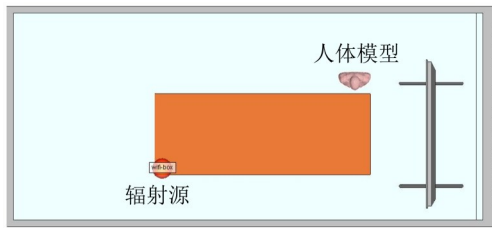
最大误差发生在第2个接收点的 E_x ,电场强度差异为 $3.94 \mu\text{V}/\text{m}$,相对误差为4.48%;最小误差发生在第4个接收点的 E_y ,电场强度差异为 $0.0967 \mu\text{V}/\text{m}$,相对误差为0.31%。综上,利用射线追踪法计算所得室内电场分布准确度较高,相对误差小于5%。

1.3 基于惠更斯等效源的人体SAR仿真

根据惠更斯等效理论^[17-18],室内电磁环境和人体的耦合作用可等效为包围人体的惠更斯等效源与人体模型的作用。因此,本文利用射线追踪法计算所得室内人体周边电磁场分布,基于惠更斯等效理论,构建等效辐射源,进而利用时域有限差分法计算人体各组织电场强度分布。相比于将房屋和人体作为整体进行电磁全仿真,利用惠更斯等效源可大幅减小室内复杂电磁环境和人体模型耦合计算复杂度。射线追踪法仿真采用Wireless InSite 3.4.4(WI),电脑配置Intel(R)Xeon(R)Gold 6230R CPU@2.10 GHz&2.10 GHz、NVIDIA RTX A6000和48 GB显存。在WI中传播模型设置为X3D,反射、绕射和透射数量分别设置为6、1和0。

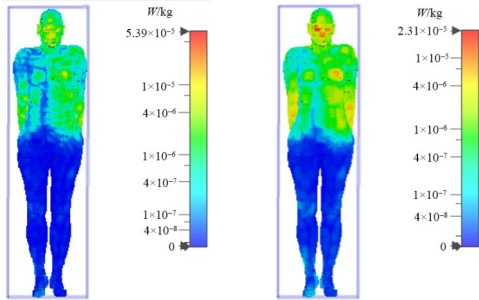
在工作频率为2.4 GHz和发射功率为0 dBm的Wi-Fi辐射源辐射条件下,一名身高163 cm,体重51 kg的中年女性(体素模型分辨率: $1.875 \text{ mm} \times 1.875 \text{ mm} \times 1.25 \text{ mm}$,惠更斯源: $475 \text{ mm} \times 262.5 \text{ mm} \times 1750 \text{ mm}$)站立在会议室会议桌和显示器旁。女性坐姿模型包含44个人体组织。基于仿真所得人体内部电场强度分布,计算所得1 g SAR和10 g SAR分布如图4(b)和图4(c)所示。由SAR分布图可见,由于人体上半部分处于辐射源直射区域,辐射剂量较大,而下肢由于桌面的遮挡效应,SAR分布相对较小。此外,由于计算10 g SAR时,空间平均区域较1 g SAR大,最大10 g SAR峰值比1 g SAR峰值小,分别为 2.32×10^{-5} 、 $5.43 \times 10^{-5} \text{ W}/\text{kg}$ 。改变人体模型为坐姿男性(体素模型分辨率: $5 \text{ mm} \times 5 \text{ mm} \times 5 \text{ mm}$,惠更斯源: $812.5 \text{ mm} \times 600 \text{ mm} \times 1512.5 \text{ mm}$),身高180 cm,体重103 kg,且改变人体模型位置,使得Wi-Fi信号源与人体距离较近。男性坐姿模型包含31个人体组织。上述人体模型各组织电磁参数取值见文献[19]。所得SAR分布见图4(e)、图4(f)。由图可见,由于辐射源的直射,坐姿状态下人体最大SAR值依然出现在头部区域附近,1 g SAR和10 g SAR峰值分别为 6.24×10^{-5} 、 $2.76 \times 10^{-5} \text{ W}/\text{kg}$ 。而腿部则由于会议桌金属支架的强散射效应,相较腰部区域的辐射剂量值出现了增大的现象。上述仿真结果表明,利用惠更斯等效源可有效计算室内复杂电磁环境和数字人体模型的耦合效应以及造成的人体内比吸收率分布。

由于人体最大SAR值出现在头部区域,将惠更斯

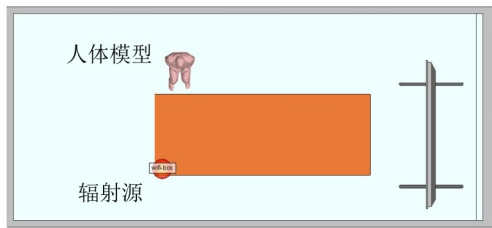


(a) 辐射源-人体站姿模型相对位置关系

(a) Relative position of radiation source and human standing model

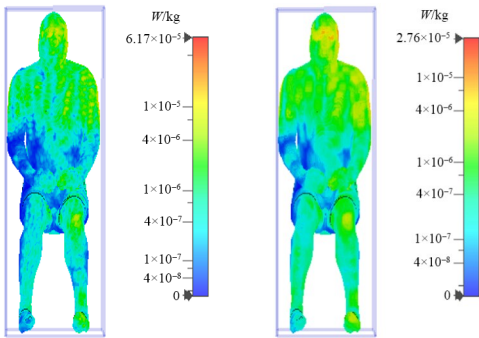


(b) 1 g SAR 分布 (c) 10 g SAR 分布
(b) 1 g SAR distribution (c) 10 g SAR distribution



(d) 辐射源-人体坐姿模型相对位置关系

(d) Relative position of radiation source and human sitting model



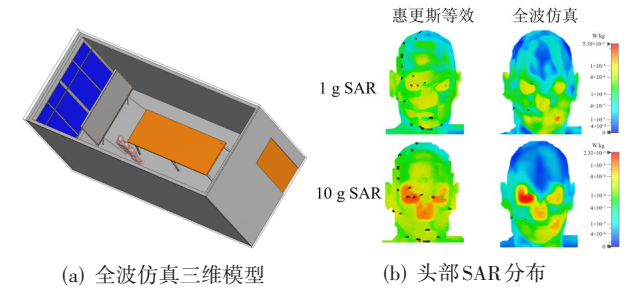
(e) 1 g SAR 分布 (f) 10 g SAR 分布
(e) 1 g SAR distribution (f) 10 g SAR distribution

图 4 人体站姿和坐姿模型的 SAR 值分布结果示例

Figure 4 Examples of SAR distribution results standing and sitting human-body models

等效源仿真与全波仿真的头部 SAR 分布结果进行对比,如图 5 所示,其中,图 5(a)为全波仿真所采用的室

内电磁环境三维模型。如图 5(b)所示,惠更斯等效源与全波仿真所得 SAR 分布图在峰值区域的变化趋势一致,全波仿真所得 1 g SAR 和 10 g SAR 峰值分别为 5.81×10^{-5} 、 2.55×10^{-5} W/kg,误差小于 10%。



(a) 全波仿真三维模型 (b) 头部 SAR 分布

(a) 3D model for full-wave simulation (b) head SAR distribution

图 5 全波仿真与惠更斯等效源计算得到的头部 SAR 分布对比
Figure 5 Comparison of head SAR distribution calculated by full-wave simulation and Huygens' equivalent source

2 基于混沌多项式展开法的人体 SAR 峰值预测

本节将基于前两节所述的室内人体电磁辐射剂量仿真方法,展开对辐射源和人体位置不确定性变量所造成的 SAR 值影响分析。如图 6 所示,在尺寸为 $3 \text{ m} \times 4 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 的房间内,工作频率为 2.4 GHz 的无线设备贴合墙上悬挂,其位置由其直角坐标 (x^s, y^s, z^s) 表示。处于站立姿态的 7 岁女性儿童人体模型位于房间内,其位置由 (x^p, y^p) 表示。

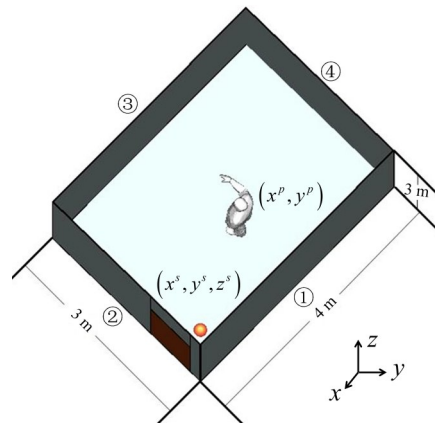


图 6 本文所关注的室内比吸收率(SAR)评估问题

Figure 6 Indoor SAR evaluation problem focused on in this paper

本文将基于混沌多项式展开法构建 SAR 峰值的机器学习预测模型,快速评估任意无线设备和人体位置所对应的 SAR 峰值,分析各不确定性变量对 SAR 峰值的影响程度。

2.1 混沌多项式展开法

令输入向量变量 $\mathbf{X} = (x^s, y^s, z^s, x^p, y^p)$, 输出变量为

1 g SAR 峰值 q , 输入和输出之间的函数关系为 $q = M(\mathbf{X})$ 。混沌多项式展开 (Polynomial Chaos Expansion, PCE) 法基于多项式正交基, 对输入变量和输出变量之间的数据关系进行近似表示^[20-22]。混沌多项式展开表达式为^[20]

$$\hat{M}(\mathbf{X}) = \sum_{\alpha} w_{\alpha} \Psi_{\alpha}(\mathbf{X}) \quad (2)$$

其中: w 为展开系数; $\Psi_{\alpha}(\mathbf{X})$ 是多元多项式, 它是单元多项式的张量积, 如下:

$$\Psi_{\alpha}(\mathbf{X}) = \sum_{\alpha} w_{\alpha} (P_{\alpha_1}(X_1) \times P_{\alpha_2}(X_2) \times \cdots \times P_{\alpha_5}(X_5)) \quad (3)$$

其中: $P(X)$ 为勒让德多项式, 由于本文中变量均服从均匀分布, 因此基函数选择勒让德多项式。下角标 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5)$, α_i 表示勒让德多项式阶数, 例如, 展开基 $P_2(X_1)P_4(X_3)$ 对应的 $\alpha = (2, 0, 4, 0, 0)$, 其中 X_i 表示 \mathbf{X} 的第 i 个变量。由式 (2) 所表示的 PCE 代理模型已成功应用于全身 SAR 峰值预测, 然而并未有公开文献证明其在室内复杂环境人体局部 SAR 峰值预测方面的能力, 论文将填补这一空白, 采用 PCE 构建能够预测人体局部 SAR 峰值的代理模型。

由式 (2) 可知, α 意味着展开基和展开系数不同, 即预测 1 g SAR 峰值的模型不同。因此, 如何优化选择超参量 α 是决定预测性能的关键。

传统方法通过设置多变量幂数和的上限值 p 来选择超参量 α , 即 $\alpha \in \mathbb{A}^{\text{Full}}$, 有

$$\mathbb{A}^{\text{Full}} = \{\alpha: \|\alpha\|_1 \leq p\} \quad (4)$$

该方法所得模型被称为完整 PCE 模型^[21]。然而, 当所需拟合的模型较为复杂时, 上限值 p 需要增大, 此时由于 $\text{card}(\mathbb{A}^{\text{Full}}) = \binom{5+p}{p}$, “card” 表示集合的势, 即展开基个数会随着 p 值增大而快速增加。一方面, 由于高分辨数字人体模型的电磁仿真计算复杂度高, 难以获取大量数据样本, 展开基个数的增加将使得模型容易陷入过拟合问题; 另一方面, 简单设置上限值 p 来筛选超参量 α 使得与数据表示无关的基被选入。为此, 本文将采用稀疏 PCE 模型构建方法, 以实现小样本 PCE 模型构建。稀疏 PCE 模型优化了完整 PCE 模型中超参量 α 的选取方法^[23]。在 \mathbb{A}^{Full} 基础上, 以相关性为基准, 衡量各个展开基在训练数据表征中的重要性, 从而减少预测模型中包含的展开基个数, 在保证预测精度的同时, 降低模型复杂度。本文采用基于正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 法构建稀疏 PCE 模型^[21]。构建方法见算法 1, 其中向量 \mathbf{q} 、 α 元素分别为 q 和 α 。

2.2 人体 SAR 峰值预测模型构建

本文根据数值电磁计算方法获取数据集, 根据混

算法 1 基于正交匹配追踪的稀疏 PCE 模型构建方法

初始化: 数据残差 $\mathbf{R}_0 = \mathbf{q}$, 入选超参量 α 集合 $\mathbb{A}_0^a = \emptyset$, 备选超参量集合

$$\mathbb{A}_0^c = \mathbb{A}^{\text{Full}}$$

输出: 与数据表征最相关的超参量 α 集合 \mathbb{A}^a

0. 选择备选集合 \mathbb{A}_0^c 中与数据表征残差最相关的超参量: $\alpha_0 = \arg \max_{\alpha} |\mathbf{R}_0^T \Psi_{\alpha}|$

1. 添加选择的超参量 α_0 于入选集合中, 并从备选集合中删除: $\mathbb{A}_1^a = \mathbb{A}_0^a \cup \alpha_0, \mathbb{A}_1^c = \mathbb{A}_0^c \setminus \alpha_0$

FOR $j=2$ to $\min\{N-1, \text{card}(\mathbb{A}^{\text{Full}})\}$ DO

2. 基于入选集合 \mathbb{A}_{j-1}^a 构建展开基 $\Psi_{\alpha_{j-1}}$, 基于正交匹配追踪法确定某 $\Psi_{\alpha_{j-1}}, \alpha_{j-1} \in \mathbb{A}_{j-1}^c$, 使得其与 $\Psi_{\alpha_{j-1}}$ 对数据残差 \mathbf{R}_{j-2} 相关性相等

3. 根据正交匹配追踪法确定结果, 更新展开系数 w_{j-1} 以及数据残差 \mathbf{R}_{j-1}

4. 计算对应的留一交叉验证误差 ϵ_j^{LOO}

5. 添加选择的超参量 α_{j-1} 于入选集合中, 并从备选集合中删除: $\mathbb{A}_j^a = \mathbb{A}_{j-1}^a \cup \alpha_{j-1}, \mathbb{A}_j^c = \mathbb{A}_{j-1}^c \setminus \alpha_{j-1}$

END FOR

根据 ϵ_j^{LOO} , 确定最优 $\mathbb{A}^a: \mathbb{A}^a = \mathbb{A}_j^a, j = \arg \min \{\epsilon_j^{\text{LOO}}\}$

沌多项式展开法构建人体 SAR 峰值预测模型, 并通过交叉验证方法测试模型预测性能。

2.2.1 数据集生成

如表 2 所示, 根据现实室内场景无线设备辐射特点, 本文限定无线设备距离墙面不小于 0.25 m, 距离地面至少 0.5 m, 距离顶面 1 m, 人体距离墙面距离不小于 0.5 m。利用拉丁超立方采样法^[24], 随机生成 870 个位置变量空间采样点, 其在 xy 平面投影分布见图 7(a)。对于每个采样位置变量值, 基于上节所述人体电磁辐射剂量仿真评估方法, 计算 1 g SAR 峰值, 构成数据集 $\{(x_n^s, y_n^s, z_n^s, x_n^p, y_n^p), q_n | n = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 q_n 表示第 n 个采样样本 1 g SAR 峰值, N 为样本个数, $N=870$ 。 q_n 分布见图 7(b)。

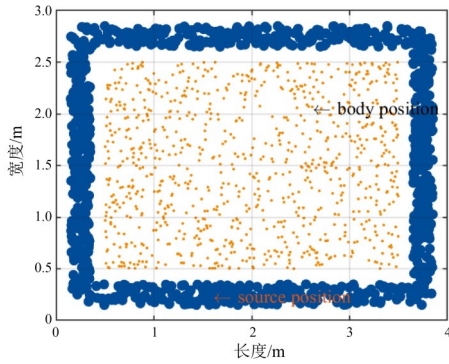
表 2 人体和无线设备位置变量变化范围

Table 2 Variation ranges of position variables for human body and wireless device

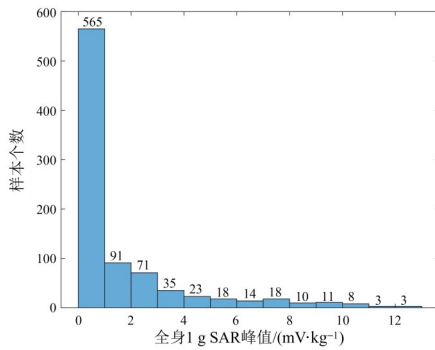
无线设备 直角坐标	范围/m	人体模型 直角坐标	范围/m
x^s	[0.25, 3.75]	x^p	[0.5, 3.5]
y^s	[0.25, 2.75]	y^p	[0.5, 3.5]
z^s	[0.5, 2]	—	—

2.2.2 基于变量转换的预测模型构建

本文将基于两种变量组合构建室内环境人体 SAR 峰值预测模型: (a) 考虑无线设备和墙壁耦合程度随其距离的变化规律, 将表 2 无线设备位置变量转换为离墙面距离变量; (b) 考虑 SAR 值随人体-无线设备相对位置的变化规律, 将表 2 位置变量转换为相对



(a) 拉丁超采样法获取的无线设备和人体模型位置采样点
(a) Sampling points of wireless device and human-body model positions obtained by Latin Hypercube Sampling



(b) 1 g SAR 峰值分布
(b) Distribution of 1 g SAR peaks

图7 拉丁超立方采样点及1 g SAR峰值分布

Figure 7 Latin hypercube sampling points and 1 g SAR peaks distribution

距离和角度变量。下面详述具体变量转换方式。

变量组合(a):四面墙分别表示为墙①②③④,则无线设备距离墙面的距离变量 d^s 可表示为

$$d^s = \begin{cases} y^s, & \text{无线设备在墙①} \\ x^s, & \text{无线设备在墙②} \\ 3 - y^s, & \text{无线设备在墙③} \\ 4 - x^s, & \text{无线设备在墙④} \end{cases} \quad (5)$$

无线设备沿墙面周边绕行长度变量 l^s 可表示为

$$l^s = \begin{cases} x^s - 0.25, & \text{无线设备在墙①} \\ y^s - 0.25 + 3.5, & \text{无线设备在墙②} \\ x^s - 0.25 + 3.5 + 2.5, & \text{无线设备在墙③} \\ y^s - 0.25 + 3.5 + 3.5 + 2.5, & \text{无线设备在墙④} \end{cases} \quad (6)$$

变换后变量的变化范围见表3。

变量组合(b):如图8所示,根据人体和无线设备的相对位置,用相对距离 ρ 、辐射区域俯仰角 θ 、人顶辐射区域方向角 ψ_1 、人底辐射区域方向角 ψ_2 ,其具体定义如下:

表3 人体和无线设备位置变量组合(a)变化范围

Table 3 Variation ranges for position variable combination (a) of human body and wireless device

无线设备直角坐标	范围/m	人体模型直角坐标	范围/m
d^s	[0.15,0.35]	x^p	[0.5,3.5]
l^s	[0,12]	y^p	[0.5,3.5]
z^s	[0.5,2]	—	—

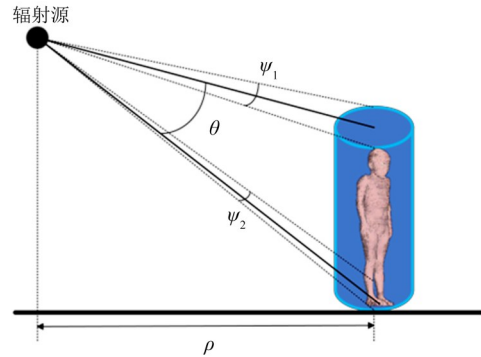


图8 位置变量组合(b)所采用的相对位置变量示意图

Figure 8 Schematic of relative position variables used in position variable combination (b)

$$\begin{cases} \rho = \sqrt{(x^s - x^p)^2 + (y^s - y^p)^2} \\ \theta = \arctan \frac{z^s}{\rho} - \arctan \frac{z^s - h}{\rho} \\ \psi_1 = 2\arcsin \left(r / \sqrt{(z^s)^2 + \rho^2} \right) \\ \psi_2 = 2\arcsin \left(r / \sqrt{(z^s - h)^2 + \rho^2} \right) \end{cases} \quad (7)$$

其中: h 为人体模型高度; r 为人体在 xy 平面投影区域半径,这里 $h=1.15$ m, $r=0.2$ m。因此,变量变换后,变量个数由5个减少为4个,变换后变量的变化范围见表4。

表4 人体和无线设备位置变量组合(b)变化范围

Table 4 Variation ranges for position variable combination (b) of human body and wireless device

变量名	范围	变量名	范围
ρ	[0.00, 3.10] m	ψ_1	[0.10, 0.77] rad
θ	[0.28, 2.60] rad	ψ_2	[0.10, 3.14] rad

2.2.3 双层交叉验证法

交叉验证方法广泛被用于评估机器学习模型的预测性能。然而,如算法1所示,留一交叉验证误差被用于混沌多项式展开模型展开基个数的优化,即留一交叉验证参与了机器学习模型超参量的优化。此时,若采用该交叉验证误差评估模型预测能力,则评估性能可能会被大幅高估。因此,研究团队提出了双

层交叉验证法:被用于机器学习模型超参量优化的交叉验证被称为内部交叉验证,而模型预测性能的评估依赖于外部交叉验证^[13]。本文采用十折交叉验证作为外部交叉验证方法。双层交叉验证流程见图9。

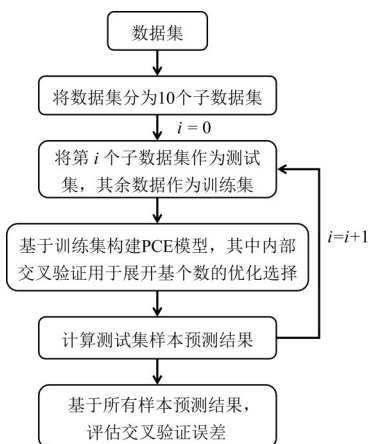


图9 双层交叉验证流程

Figure 9 Flowchart of double-layer cross-validation

2.3 室内环境人体 SAR 峰值预测结果分析

由2.2.2节可知,本文将考虑无线设备和人体位置变量的三种组合。下面分别针对每种变量组合所构建的PCE模型的预测结果进行介绍。

2.3.1 变量组合(a)预测结果

PCE模型训练过程中,完整PCE多项式幂之和 p 由1开始逐渐递增,最大值设定为5,此时完整PCE所包含的展开基个数,即 $\text{card}(\mathbf{A}^{\text{Full}})$,为252。由图10可知,基于OMP的稀疏PCE模型构建算法从252个候选基中选取了42个与数据样本相关性较强的多项式作为PCE模型基,体现了OMP优化超参量 α 选取的有效性。

基于所构建的稀疏PCE预测模型,利用双层交叉

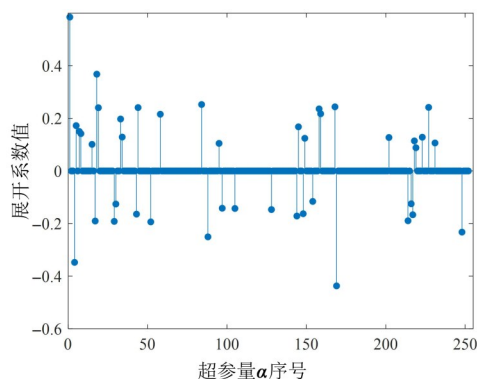


图10 变量组合(a)条件下超参量 α 所对应的展开系数

Figure 10 Expansion coefficients corresponding to hyperparameters α under variable combination (a)

验证方法,评估预测性能。对于外部交叉验证数据样本的预测结果见图11。

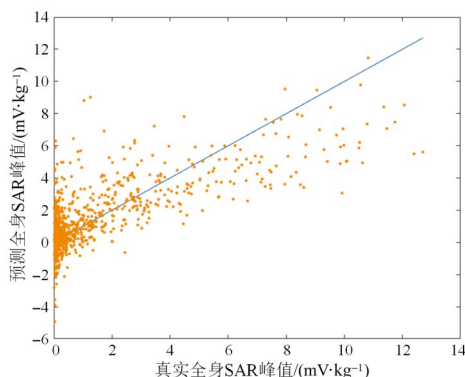


图11 变量组合(a)条件下的预测结果

Figure 11 Prediction results under variable combination (a)

基于验证数据样本,计算决定系数 Q^2 :

$$Q^2 = 1 - \frac{\text{mean}(\boldsymbol{\varepsilon})}{\text{var}(\mathbf{y})} \quad (8)$$

其中: $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为验证数据样本预测误差平方向量; \mathbf{y} 为真值向量。由 Q^2 定义可知,值越接近于1,则预测越精确。内部交叉验证用于预测模型参数优化,其 $Q^2=0.9367$;外部交叉验证用于预测模型预测性能的评估,其 $Q^2=0.5381$,验证了3.2.3节所述采用内部交叉验证决定系数会大幅高估预测性能的结论。由于外部交叉验证的 Q^2 值较低,这意味着所训练得到的PCE预测模型预测精度不足。

2.3.2 变量组合(b)预测结果

基于变量组合(b),其超参量 α 的选取情况和预测结果见图12和图13。由图12可见,由于变量的减少,OMP选取的最优 α 个数减少至8个,这意味着较

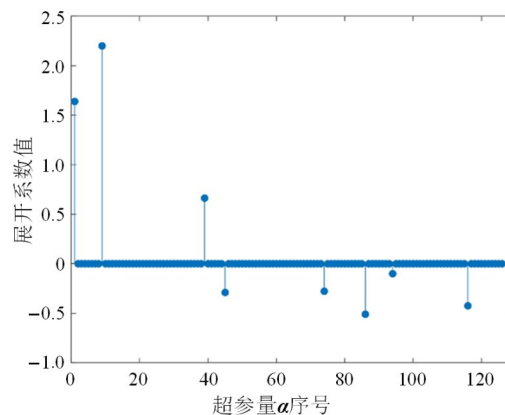


图12 变量组合(b)条件下超参量 α 所对应的展开系数

Figure 12 Expansion coefficients corresponding to hyperparameters α under variable combination (b)

少的变量组合(b)展开基即可有效表征数据样本。展开基维度的减小能够降低机器学习模型训练所需样本个数,也意味着在数据集不变条件下,所构建的模型预测性能可以得到提高。图 13 所示的预测结果验证了该推断。相较于基于变量组合(a)所构建的预测模型,预测值与真值之间的距离显著减小,预测精度大幅提升。在决定系数方面,内部交叉验证 $Q^2 = 0.9839$,外部交叉验证 $Q^2 = 0.9066$ 。

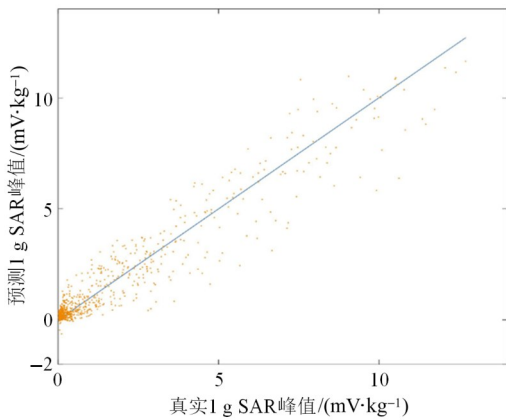


图 13 变量组合(b)条件下的预测结果

Figure 13 Prediction results under variable combination (b)

尽管内部交叉验证依然高估预测性能,但是外部交叉验证评估结果表明训练得到的预测模型已经能够较准确地估计不同无线设备和人体位置参数组合下的 SAR 峰值。

根据所得展开系数和超参量 α , 1 g SAR 峰值 q 的预测模型表达式为

$$q = 1.6386 + 2.1999P_2(X_1) + 0.6629P_4(X_1) - 0.2899P_2(X_1)P_2(X_2) - 0.2776P_5(X_1) - 0.5098P_3(X_1)P_2(X_2) - 0.1005P_1(X_1)P_4(X_3) - 0.4250P_1(X_1)P_1(X_2)P_3(X_4) \quad (9)$$

其中: $[X_1, X_2, X_3, X_4] = [\rho, \theta, \psi_1, \psi_2]$, 勒让德多项式前六项分别是 $P_0(x) = 1, P_1(x) = x, P_2(x) = (3x^2 - 1)/2, P_3(x) = (5x^3 - 3x)/2, P_4(x) = (35x^4 - 30x^2 + 3)/8$

和 $P_5(x) = (63x^5 - 70x^3 + 15x)/8$ 。可见,所得多项式回归模型通过不同阶次多项式线性叠加,能够支撑模型自变量与因变量之间非线性关系的学习。同时,高次项的引入使得模型的数学保证能力增强,使其能够拟合复杂的非线性特征数据。

2.3.3 变量敏感度分析

基于变量组合(b)所构建的稀疏 PCE 模型,利用 Sobol's 法开展对各变量的敏感度分析,评判各变量变化对 SAR 峰值影响的程度。Sobol's 法利用方差表征模型输出的波动范围,若某一输入参数的微小变动导致输出方差显著变化,则该参数对系统有高敏感性,在预测模型构建中为重要参数^[25-26]。将模型输出的总方差 V_{all} 分解为各输入参数及其交互作用的贡献:

$$V_{all} = \sum_{i=1}^k V_i + \sum_{1 \leq i < j \leq k} V_{ij} + \sum_{1 \leq i < j < l \leq k} V_{ijl} + \dots + V_{1,2,\dots,k} \quad (10)$$

其中, V_i 为参数 x_i 的主效应方差; V_{ij} 为 x_i, x_j 之间的交互作用方差。参数变量的总效应为该参数的主效应方差和交互作用方差的叠加,因此表征各参数变量重要性的总效应指数为变量总效应和总方差的比值,即

$$S_{T_i} = V_{T_i} / \text{Var}(Y) \quad (11)$$

其中,总效应 V_{T_i} 为所有包含 x_i 项的方差之和,即 $V_{T_i} = V_i + \sum_{j \neq i} V_{ij} + \sum_{j < l \neq i} V_{ijl} + \dots$ 。类似地,可计算表征主效应的一阶指数和表征交互作用的多阶指数。

基于所构建的稀疏 PCE 模型,计算得到的 Sobol's 指数见表 5。由总指数可知,无线设备和人体的相对距离 ρ 在模型输出方差中占有主导作用,重要程度远大于其余 3 个变量,且方向角变量 ψ_1, ψ_2 的作用可忽略。此外,由俯仰角变量 θ 的一阶指数和二阶指数值可知, θ 主要依赖于其与相对距离 ρ 的相互作用影响模型输出,该现象符合 θ 变化改变无线设备与人体模型的等效辐射距离的物理规律。例如,当 θ 较小时,无线设备距离人体头部区域较近,但对其余躯干部位较远,导致 SAR 值较小。以上结论在图 14 所展示的 SAR 随相对距离和俯仰角变量变化的规律上得到验证。

表 5 Sobol's 指数

Table 5 Sobol's Indices

Sobol's 总指数	指数值	一阶指数	指数值	二阶指数	指数值	三阶指数	指数值
ρ	0.998 5	ρ	0.888 1	$\rho\theta$	0.087 8	$\rho\theta\psi_1$	0.000 0
θ	0.111 5	θ	0.000 0	$\rho\psi_1$	0.001 5	$\rho\theta\psi_2$	0.000 0
ψ_1	0.000 4	ψ_1	0.000 0	$\rho\psi_2$	0.000 4	$\rho\psi_1\psi_2$	0.022 2
ψ_2	0.023 7	ψ_2	0.000 0	$\theta\psi_1$	0.000 0	$\theta\psi_1\psi_2$	0.000 0
—	—	—	—	$\theta\psi_2$	0.000 0	—	—

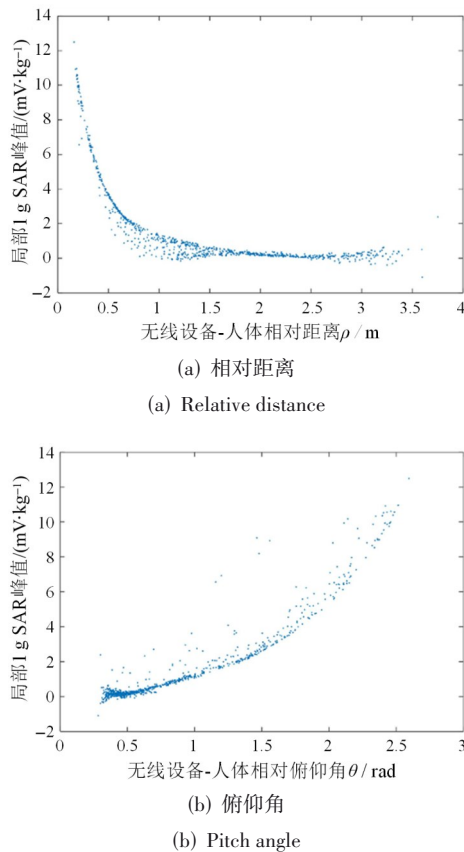


图 14 SAR 峰值随着相对距离和俯仰角变量的变化
Figure 14 Variation of SAR peaks with relative distance and pitch angle variables

3 结论

本文通过构建室内环境下的比吸收率(SAR)峰值预测模型,实现了无线设备和人体在任意位置的辐射剂量快速评估,分析了位置变量对辐射剂量值的影响程度。针对室内电磁环境复杂性,利用射线追踪法模拟电磁波在室内的传播特性,且搭建了电场采集实验平台,验证了模拟误差小于5%;针对电大尺寸房屋和人体模型整体仿真计算复杂度高的挑战,提出基于惠更斯等效源的电磁环境-人体模型耦合计算方法,且通过对室内人体辐射样例的分析验证了耦合计算的有效性;针对现实场景中无线设备和人体位置可变性,以位置为输入变量,基于稀疏混沌多项式展开法,建立了SAR峰值预测模型,并通过变量变换提高了模型预测精度,决定系数超过了0.9;最后,基于SAR峰值预测模型,利用Sobol's法评估了模型输出值对各位置变量的敏感度,表明无线设备和人体的相对距离在模型表征中具有主导作用。本文建立了“电磁环境-人体辐射剂量-预测模型-敏感度分析”之间的闭合链路,为

现实复杂电磁环境场景下的人体电磁暴露剂量实时监测奠定理论基础。由于本文中只考虑了单个无线设备对单个人体的电磁辐射剂量评估问题,未来将考虑在室内动态电磁环境中探索更为复杂的多源多人场景,进一步提升SAR评估方法的全面性和实用性。

参考文献

- [1] 来丰玉. 基站电磁辐射测量方法及其测量不确定度研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2017.
Lai Fengyu. Research on base station electromagnetic radiation measuring method and uncertainty of measurement[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2017. (in Chinese)
- [2] Celaya-Echarri M, Azpilicueta L, Lopez-Iturri P, et al. Spatial characterization of personal RF-EMF exposure in public transportation buses[J]. IEEE Access, 2019, 7: 33038-33054.
- [3] Zhang Yarui, Wang Shanshan, Chikha W B, et al. Statistical analysis of RF-EMF exposure induced by cellular wireless networks in public transportation facilities of the Paris region[J]. IEEE Access, 2024, 12: 79741-79753.
- [4] Trincherio S, Adda S, Anglesio L, et al. Radiofrequency measurements for human exposure assessment in indoor environment[C]//2009 International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications. Piscataway: IEEE, 2009: 1046-1049.
- [5] Chikha W, Zhang Yarui, Liu Jiang, et al. Assessment of radio frequency electromagnetic field exposure induced by base stations in several micro-environments in France[J]. IEEE Access, 2024, 12: 21610-21620.
- [6] 周文颖, 逯迈. 地铁司机室双八木天线射频电磁场暴露的健康风险评估[J]. 高电压技术, 2016, 42(8): 2549-2557.
Zhou Wenying, Lu Mai. Health risk assessment of the radio frequency electromagnetic field generated by subway cab's double Yagi-uda antennas[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(8): 2549-2557. (in Chinese)
- [7] Kuhn S, Lott U, Kramer A, et al. Assessment methods for demonstrating compliance with safety limits of wireless devices used in home and office environments[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2007, 49(3): 519-525.

- [8] Naik B V, Sharma K, Sharma R R. Assessment of indoor-outdoor Wi-Fi radiation on human body and its precise SAR measurement[J]. *Indian Journal of Pure & Applied Physics*, 2021, 59(11): 744-751.
- [9] 张保增, 杜喜臣, 马晓. 5G移动通信基站电磁辐射测量评价[J]. *辐射防护*, 2022, 42(3): 222-228.
Zhang Baozeng, Du Xichen, Ma Xiao. Measurement and evaluation of electromagnetic radiation of 5G mobile communication base station[J]. *Radiation Protection*, 2022, 42(3): 222-228. (in Chinese)
- [10] Chew W C, Lu C C. The use of Huygens' equivalence principle for solving the volume integral equation of scattering[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1993, 41(7): 897-904.
- [11] Liorni I, Capstick M, van Wel L, et al. Evaluation of specific absorption rate in the far-field, near-to-far field and near-field regions for integrative radiofrequency exposure assessment[J]. *Radiation Protection Dosimetry*, 2020, 190(4): 459-472.
- [12] 毛嵩, 黎小娇, 曾霞, 等. 车载手机无线充电模块对人体电磁辐射安全性的仿真评估[J]. *现代应用物理*, 2024, 15(1): 141-149.
Mao Song, Li Xiaojiao, Zeng Xia, et al. Electromagnetic radiation simulation of wireless charging module in cars on human body[J]. *Modern Applied Physics*, 2024, 15(1): 141-149. (in Chinese)
- [13] Liu Zicheng, Lesselier D, Sudret B, et al. Surrogate modeling of indoor down-link human exposure based on sparse polynomial chaos expansion[J]. *International Journal for Uncertainty Quantification*, 2020, 10(2): 145-163.
- [14] International Commission on Non-Ionizing Radiation Protection. Gaps in knowledge relevant to the "ICNIRP guidelines for limiting exposure to time-varying electric, magnetic and electromagnetic fields (100 kHz TO 300 GHz)"[J]. *Health Physics*, 2025, 128(2): 190-202.
- [15] IEEE C95.1-2019 IEEE standard for safety levels with respect to human exposure to electric, magnetic, and electromagnetic fields, 0 Hz to 300 GHz[S].
- [16] Van Deventer E, Van Rongen E, Saunders R. WHO research agenda for radiofrequency fields[J]. *Bioelectromagnetics*, 2011, 32(5): 417-421.
- [17] Wiart J. Radio-frequency human exposure assessment: From deterministic to stochastic methods[M]. New York: Wiley, 2016.
- [18] 刘元安, 高兆栋, 孙胜, 等. 基于惠更斯等效原理的高速高密度PCB分级建模方法[J]. *电子学报*, 2024, 52(4): 1118-1131.
Liu Yuan'an, Gao Zhaodong, Sun Sheng, et al. Segmentation modelling method for high-speed high-density PCB systems based on Huygens equivalent principle[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(4): 1118-1131. (in Chinese)
- [19] Gabriel S, Lau R W, Gabriel C. The dielectric properties of biological tissues: III. Parametric models for the dielectric spectrum of tissues[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 1996, 41(11): 2271-2293.
- [20] Wiener N. The homogeneous chaos[J]. *American Journal of Mathematics*, 1938, 60(4): 897-936.
- [21] Blatman G, Sudret B. An adaptive algorithm to build up sparse polynomial chaos expansions for stochastic finite element analysis[J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2010, 25(2): 183-197.
- [22] Liu Zicheng, Lesselier D, Sudret B, et al. Surrogate modeling based on resampled polynomial chaos expansions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 202: 107008.
- [23] Han Zi, Huang Zhentian. Stochastic extended finite element analysis based on sparse polynomial chaos expansion[J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2025, 81: 103787.
- [24] Song Chenxiao, Kawai R. Monte Carlo and variance reduction methods for structural reliability analysis: A comprehensive review[J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2023, 73: 103479.
- [25] Sudret B. Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2008, 93(7): 964-979.
- [26] Cao Lixiong, Liu Jie, Jiang Chao, et al. Optimal sparse polynomial chaos expansion for arbitrary probability distribution and its application on global sensitivity analysis[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, 399: 115368.

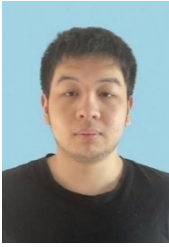
作者简介



刘自成 男,1988年10月出生于河南省。现为西北工业大学电子信息学院教授、博士生导师。主要研究方向为计算电磁学、电磁成像、人工智能以及信号处理。主持国家级重点项目、国家自然科学基金项目等多项;在国内外发表学术论文40余篇。中国电子学会会员编号:E190199802M。
E-mail: zicheng.liu@nwpu.edu.cn



曹苗 女,1998年1月出生于四川省。现为西北工业大学电子信息学院博士研究生。主要研究方向为电磁辐射测量。
E-mail: caomiao@mail.nwpu.edu.cn



王士龙 男,2000年5月出生于安徽省。2025年获得西北工业大学电子信息学院硕士学位。主要研究方向为电磁计算与信号处理。
E-mail: 1400303859@qq.com



宗亚雳 女,1988年9月出生于河南省。现为西北工业大学电子信息学院副教授、博士生导师。主要研究方向为相控阵/反射面天线多学科综合分析 with 优化设计、智能蒙皮材料吸波特性及复杂目标散射性能。
E-mail: zongyali@nwpu.edu.cn



李长佑 男,1986年4月出生于陕西省。现为西北工业大学电子信息学院副教授、博士生导师。主要研究方向为微波无损检测、复合吸波材料电磁优化设计、飞行器雷达隐身、结构-隐身一体化技术、多尺度目标电磁散射理论等。
E-mail: changyou.li@nwpu.edu.cn