

基于数据驱动的航空器声爆室内烦恼度预测研究

解江^a, 高洋^b, 韩帅^c, 陈琨^a

(中国民航大学 a. 科技创新研究院; b. 中欧航空工程师学院; c. 安全科学与工程学院, 天津 300300)

摘要: 针对超声速航空器声爆对室内人员的影响, 本文建立了一种基于数据驱动的航空器声爆室内烦恼度预测模型。首先, 基于美国国家航空航天局的声爆试验数据(含信号记录及烦恼度评价结果), 提取包含物理-心理双维度的客观指标矩阵; 然后, 采用多层感知机回归模型构建预测模型, 并结合 SHAP(Shapley additive explanations)值解析客观指标的贡献度。评估结果表明, 本文模型能够有效捕捉声爆特征与烦恼度评价的非线性关系, 为航空器噪声优化设计提供了理论支撑。量化结果显示, 响度和超压值为主要的正向因素, 上升时间和清晰指数为反向因素。数据驱动方法能够准确、快速地预测和评估声爆对室内人员的影响, 从而为未来航空器的发展提供数据基础。

关键词: 声爆; 室内烦恼度; 声品质; 数据驱动方法; SHAP

中图分类号: V221

文献标志码: A

文章编号: 1674-5590(2026)02-0001-05

Research on data-driven prediction of indoor annoyance induced by aircraft sonic boom

XIE Jiang^a, GAO Yang^b, HAN Shuai^c, CHEN Kun^a

(a. Research Institute of Science and Technology Innovation; b. Sino-European Institute of Aviation Engineering; c. College of Safety Science and Engineering, CAUC, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the impact of supersonic aircraft sonic boom on indoor occupants, this paper establishes a data-driven prediction model of indoor annoyance induced by supersonic aircraft sonic boom. Firstly, based on the sonic boom experimental data (including signal records and subjective evaluation results) of the National Aeronautics and Space Administration (NASA), an objective index matrix covering both physical and psychological dimensions is extracted. Then, the multi-layer perceptron regression model is used to construct the prediction model, and the contribution of the objective indices is analyzed in combination with the Shapley additive explanations (SHAP) values. The evaluation results demonstrate that the proposed model can effectively capture the nonlinear relationship between sonic boom characteristics and subjective annoyance evaluation, which provides theoretical support for aircraft noise reduction and optimization design. Quantitative results indicate that loudness and overpressure act as major positive factors, while rise time and clarity index are negative factors. The data-driven method enables accurate and rapid prediction and evaluation of indoor annoyance induced by sonic boom, thereby laying a solid data foundation for the future development of supersonic aircraft.

Key words: sonic boom; indoor annoyance; sound quality; data-driven method; Shapley additive explanations (SHAP)

超声速民用飞机凭借其高速特性, 可显著提升航空运输效率, 已成为未来民用航空发展的重要方向之一。然而, 超声速商业运营仍面临诸多挑战, 其中, 声爆噪声问题是美国联邦航空管理局(FAA, Federal Aviation Administration)对陆上超声速飞行实施禁令的主要原因。2021年, FAA在《联邦航空条例》第91部中新

增了“超声速飞机特殊飞行授权”条款, 允许以噪声特性测试和认证为目的的试验飞行。为降低地面声爆强度至可接受水平并推动超声速民用飞机商业化, 公众可接受度研究至关重要。

美国国家航空航天局(NASA, National Aeronautics and Space Administration)为了在社区研究中验证人体

对低频声爆的反应和可接受性,建立了声爆室内效果室、室外效果室和声爆模拟器。JAXA 和 Lockheed Martin 公司也建立了声爆模拟器来模拟室内、室外声爆声学环境。NASA 联手 Lockheed Martin 公司研发了 X-59 低声爆技术验证机,并在该项目的基础上开展了低声爆飞行演示验证,在美国本土城市收集公众对其超声速飞行接受度的关键数据,从而帮助 NASA 建立可被接受的超声速民用飞机噪声标准^[1]。

烦恼度是指人对特定声音产生的负面主观反应程度,是对声音干扰性、厌恶性等心理感受的综合度量。目前,烦恼度的研究主要依赖于传统的问卷调查方法,但该方法存在明显的局限性:不仅耗费大量时间和人力,而且容易受到评价者主观因素和环境变量的干扰,导致研究结果的准确性和可重复性难以保证。相较于传统的多元线性回归等方法,多层感知机 (MLP, multilayer perceptron) 等机器学习模型通过引入隐藏层和激活函数,能够有效捕捉数据中的非线性模式与复杂关联。该类模型在处理高维数据与特征交互方面具有显著优势,其结构相对简单、样本适应性强且应用场景广泛等特点,使其在复杂数据建模中表现突出^[2]。然而,MLP 的层级权重传递机制导致模型可解释性不足,在需明确因果关系的应用场景中存在理论局限。

为提升模型透明度,Wang 等^[3]基于博弈论中的 Shapley 值理论,利用 SHAP (Shapley additive explanations) 方法量化特征贡献值,构建了可解释框架。该方法通过穷举特征组合并计算边际贡献均值,实现了预测结果中特征重要性的公平分配^[4]。在声爆烦恼度评价研究中,SHAP 值与 MLP 的结合应用不仅可量化客观参数对主观感知的贡献度,还能解析参数间的非线性交互效应。具体而言,SHAP 值通过分解预测变量的边际贡献,有效弥补了 MLP 可解释性不足的缺陷,其输出的特征贡献值直观揭示了各变量在特定预测中的作用机制^[5]。这种可解释的机器学习方法为构建声环境中烦恼度评价体系提供了理论支撑。

然而,在声爆噪声对室内烦恼度影响的预测研究方面,机器学习技术的应用仍处于起步阶段。一方面,在现行适航规范框架下,针对超声速飞机的噪声适航性分析体系尚未完善;另一方面,国内缺乏系统性的研究数据来界定公众对声爆噪声的可接受阈值。因此,亟须在噪声和实际室内烦恼度的数据基础上进行分析与评估,为民用航空器的发展提供科学依据。

本研究基于 NASA 第二代商业超声速运输研究计划的声爆试验数据^[6],提取各声爆特征客观指标,并

结合主观评价试验结果,构建了 MLP 回归模型,进一步引入 SHAP 重要性算法,建立了一个可量化、可解释的室内烦恼度评价预测及评估模型。该方法能更准确地反映人员对声爆噪声的感受,为民用超声速飞机的发展提供理论依据。

1 烦恼度评价试验数据

本研究采用的声学评价试验样本来源于 NASA 第二代商业超声速运输研究计划的声爆试验数据,如图 1 所示。试验样本由具有不同特征的经典 N 波声爆构成,这些声爆通过调整超压值和上升时间的参数而生成。在数据处理过程中,所有声爆样本的持续时间统一设置为 200 ms,并采用双曲正切函数实现平稳的激波过渡^[7]。试验设计包含 3 个不同的上升时间参数 (3、6、12 ms),上升时间定义为声压从初始值升至峰值所需的时间。在每个上升时间条件下,声爆样本均设置了从低到高连续变化的 7 个超压等级,确保了声压变化的完整覆盖。通过上述参数的组合,共生成 21 种具有独特特征的声爆信号。

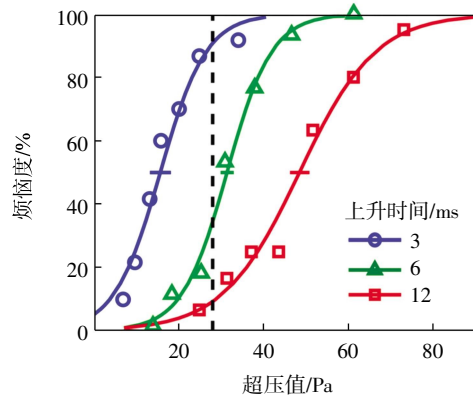


图 1 NASA 声爆试验数据

Fig.1 NASA sonic boom experimental data

为构建声爆室内烦恼度评估体系,NASA 兰利研究中心设计并建造了一个模拟真实声学环境的声爆测试实验室^[8]。这一评级设施主要用于评估个体对声爆噪声的烦恼度感知,受试者在模拟环境中聆听不同特征的声爆样本,并根据自身感受对每个样本的烦恼度进行量化评分^[9]。

2 声爆室内烦恼度预测模型

2.1 模型参数

2.1.1 MLP 模型参数

为建立声学特征与人员烦恼度之间的非线性关

系, 本研究采用了 MLP 回归模型。MLP 属于前馈神经网络, 其核心思想是通过多层神经元结构对输入数据进行逐层映射与非线性变换, 从而逼近任意复杂的函数。

假设输入特征为 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$, 输出预测值为 $\hat{\mathbf{y}} \in \mathbf{R}^n$, 其中 \mathbf{R}^n 表示 n 维实数空间。典型的 MLP 网络结构可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^{(1)} &= f^{(1)}(\mathbf{W}^{(1)}\mathbf{x} + \mathbf{b}^{(1)}) \\ \mathbf{h}^{(2)} &= f^{(2)}(\mathbf{W}^{(2)}\mathbf{h}^{(1)} + \mathbf{b}^{(2)}) \\ \hat{\mathbf{y}} &= f^{(3)}(\mathbf{W}^{(3)}\mathbf{h}^{(2)} + \mathbf{b}^{(3)}) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{h}^{(i)}$ 为第 i 层隐藏层的输出; $\mathbf{W}^{(i)}$ 和 $\mathbf{b}^{(i)}$ 分别为第 i 层的权重矩阵与偏置向量; $f^{(i)}$ 为第 i 层的激活函数; $\hat{\mathbf{y}}$ 为预测结果。本研究中隐藏层激活函数采用 ReLU (rectified linear unit) 函数, 其形式为

$$f(a) = \max(0, a) \quad (2)$$

式中, a 为神经元的净输入, 即权重和偏置的线性组合。

输出层因回归任务的特性, 使用线性激活函数。输入特征包括声信号的上升时间、超压值、清晰指数、频谱均值、声级、响度及尖锐度, 共 7 维特征。目标变量为烦恼度得分。为确保模型的泛化能力, 数据集分别按照 80% 和 20% 的比例划分为训练集与测试集, 随机种子设为 0, 以保证结果的可复现性。

MLP 通过前向传播算法计算输出值, 通过反向传播算法结合损失函数计算梯度并更新参数。所构建的 MLP 回归器使用拟牛顿优化算法在训练过程中对模型参数进行迭代更新, 以提高收敛效率。模型结构包括 2 层隐藏层, 分别包含 150、50 个神经元, 正则化参数 α 设置为 0.1, 以防止过拟合现象的发生, 训练过程中使用训练集数据进行拟合。

2.1.2 心理声学参数

客观心理声学参数系统从物理声学和心理学两个角度出发, 综合考虑人耳的听觉特性和声音的物理特性, 描述了不同声音对人的主观感受的影响^[10]。

响度作为心理学领域的基础参数之一, 主要用于量化人类的听觉系统对声音强度的主观感知^[11], 强调个体对声音强度的主观感受差异。利用 Zwicker^[11]模型进行响度计算, 其计算公式为

$$N = \int_0^{24\text{Bark}} N'(z) dz \quad (3)$$

$$\begin{aligned} N'(z) &= 0.08 \left(\frac{E_{T0}(z)}{E_0} \right)^{0.23} \\ &\left[\left(0.5 + 0.5 \frac{E(z)}{E_{T0}(z)} \right)^{0.23} - 1 \right] \end{aligned} \quad (4)$$

式中: N 为响度; Bark 为一个描述听觉频率的单位; z 为临界频带率; $N'(z)$ 为特征响度; E_0 为参考声强 $I_0 =$

10^{-12} W/m^2 所对应的激励; $E_{T0}(z)$ 为临界频带的绝对听阈激励; $E(z)$ 为声音在该临界频带的激励。

尖锐度主要用于量化信号中高频成分的分布特征。该参数通过特定的计算公式反映样本噪声中高频能量所占的相对比例。在目前声品质的研究中, 最常用的是 Zwicker 模型^[11]计算方法, 其计算公式为

$$S = k \frac{\int_0^{24\text{Bark}} N'(z) g(z) dz}{\int_0^{24\text{Bark}} N'(z) dz} \quad (5)$$

式中: S 为尖锐度; k 为加权系数, $k = 0.11$; $g(z)$ 为计权系数, 计算公式为

$$g(z) = \begin{cases} 1 & z \leq 16 \\ 0.16e^{0.17z} & z > 16 \end{cases} \quad (6)$$

2.2 模型训练及验证

在建立回归模型时, 基于声爆特征和心理声学理论, 选取客观指标为输入变量, 以室内烦恼度作为输出变量。具体而言, 输入层包括 7 个客观变量: 5 个客观噪声因素 (响度、尖锐度、清晰指数、频谱均值和声级) 和 2 个客观非噪声因素 (上升时间和超压值)。

初始数据集为 NASA 声爆室内烦恼度测试设施评估数据^[6], 在原有数据基础上, 为了更好地训练数据集, 基于 3 种固定上升时间, 在每种烦恼度随超压值动态变化的趋势上, 针对 NASA 原始每个上升时间对应的 7 个样本, 采用非线性插值对样本数据进行处理。插值后每个上升时间对应 63 个样本, 将数据点从初始数量 21 个增加到 189 个, 有助于提高模型的预测性能和可靠性, 相应的样本信息如表 1 所示。数据集 (189 个) 被分割为训练集 (151 个) 和测试集 (38 个)。

表 1 输入声爆数据集样本信息

Tab.1 The sample information of the input sonic boom dataset

序号	上升时间/ms	超压值范围/Pa
1	3	0.8~39.2
2	6	13.6~53.6
3	12	10.4~87.2

基于模型的收敛情况和性能表现进行参数调整, 开展 120 次迭代训练, 损失函数变化曲线如图 2 所示。训练损失随迭代次数增加呈现稳定下降趋势, 且下降幅度显著, 模型优化效果明显, 训练数据拟合效果较好。

在模型性能评估中, 预测值与实际值的吻合程度可通过数据点的分布特征进行直观判断, 如图 3 所示。图 3 中以红色虚线表示理想拟合 (预测值=真实值) 线, 通过观察点的分布情况, 可进一步判断模型预

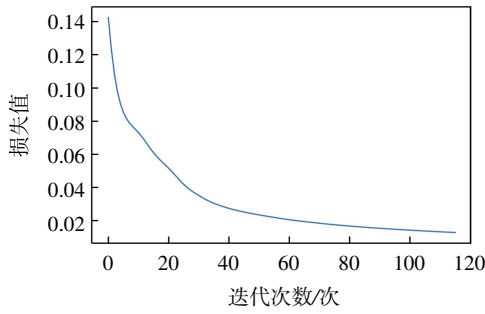


图2 损失函数变化曲线图

Fig.2 The plot of the change in the loss function

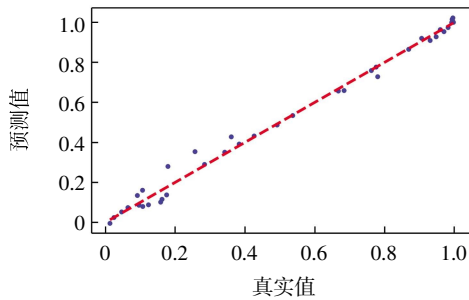


图3 预测值与实际值的回归性分析

Fig.3 Regression analysis of predicted output value and actual output value

测的偏差程度与一致性。由图3可知,观测数据点主要聚集于红色虚线附近,这一分布特征表明,模型的预测结果与实际情况具有较高的一致性。此外,该模型的均方根误差为0.034 32,平均绝对误差为0.023 67,处于较低水平,进一步验证了模型的准确性。这些量化指标证实MLP回归模型能有效实现从客观声学参数到室内烦恼度评价的准确映射。

3 声爆室内烦恼度评估模型

3.1 声爆室内烦恼度影响因素的SHAP值计算

由2.1节分析可知,可通过MLP回归模型训练,建立多因素与目标变量之间的耦合关系,进而结合SHAP值(图4),弥补MLP模型可解释性较差,难以具体解释预测变量的变化如何影响目标变量的缺陷^[12]。SHAP值通过分离每个预测变量对目标变量的边际贡献,增强了模型的可解释性,并考虑了特征之间的相互作用^[13]。因此,结合MLP回归模型和SHAP值,可以量化客观指标对室内烦恼度的贡献,并分析不同客观指标对模型输出的交互作用。

SHAP值的绝对值体现了特征变量在模型预测中的重要性水平。SHAP值的绝对值较大意味着该特征对预测结果具有较强的影响力,无论其作用是正向促

进还是负向抑制;反之,若SHAP值的绝对值较小,则表明该特征对模型输出的贡献较小。基于这一特性,SHAP值的绝对值分析能够帮助研究者筛选出关键特征变量,进而揭示模型的作用机制。

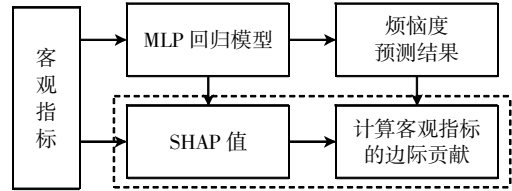


图4 基于SHAP值可解释性的MLP回归模型概念

Fig.4 MLP regression model concept based on explainability of SHAP values

为进一步阐释模型决策机制,本文通过SHAP可视化技术对模型输出结果进行解析,采用SHAP值分析计算各客观指标对室内烦恼度的边际效应,并基于SHAP算法对影响因素进行重要性排序。

3.2 室内烦恼度影响因素分析

基于SHAP值分析方法对MLP回归模型的预测结果进行可解释性研究,图5展示了各客观指标对室内烦恼度影响的相对重要性排序。在图5中,各客观指标按照其对烦恼度的贡献度降序排列,其中位于上方的特征具有更强的预测影响力。结果表明,响度对室内烦恼度的影响最大,其次是超压值、上升时间等因素。

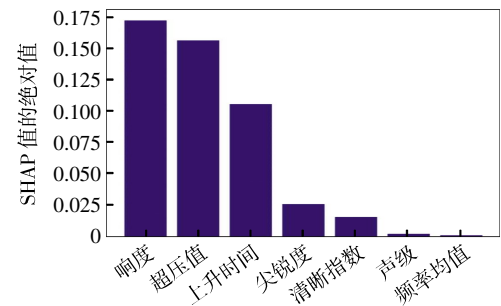


图5 影响因素的重要性排序

Fig.5 Importance ranking of influencing factors

为了更好地分析各客观指标对室内烦恼度的影响,生成SHAP值汇总图,如图6所示。在可视化分析中,图6中的一个点代表一个样本,客观指标的大小通过颜色梯度呈现,其中红色色调代表较高的数值,而蓝色色调对应较低的数值。SHAP值的符号揭示了各客观指标的作用方向:正值表示该特征会提高室内烦恼度,负值则表明具有缓解作用。从图6可见,当响度与超压值处于较高水平时,会显著增加烦恼度,相比之下,清晰指数和上升时间等参数则显示出抑制烦恼度的效果。

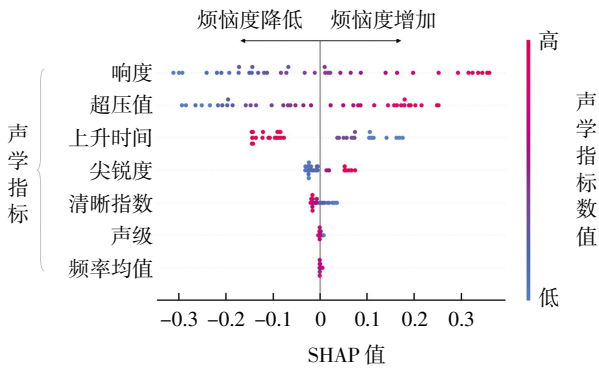


图 6 输入变量对室内烦恼度的影响

Fig.6 Effect of input variables on indoor annoyance

图 7 显示了客观指标中上升时间(归一化)的 SHAP 值数据, 由 3 种上升时间对应的数据点可以看出, 室内烦恼度整体随输入上升时间增加而降低。3 ms 和 12 ms 对应的数据点较为分散, 说明 SHAP 值受其他客观指标影响较大; 6 ms 对应的数据点相对集中, 输出室内烦恼度在较小范围内变化, 此时上升时间占客观指标权重较大。因此可以看出, 上升时间对室内烦恼度的影响也受其他因素约束, 故其对烦恼度的影响分析需要综合多个因素。

力图是用于解释单个预测结果的可视化工具。从

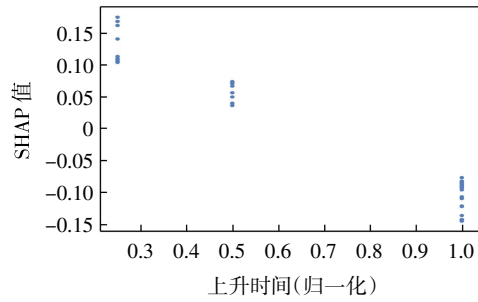


图 7 上升时间特征依赖图

Fig.7 Dependence scatter plot of the rise time

局部上来看, 每个特征在力图中以条形的形式呈现, 条形的水平位置表示该特征的影响力。以其中单个样本为例, 如图 8 所示, 可得到该声爆样本对结果的局部贡献。图 8 中, 基准值 0.55 表示 SHAP 基准值, 也就是该模型预测室内烦恼度的均值。从左向右看, 此样本的客观指标中响度和超压值产生了正向影响, 相反, 上升时间为负贡献, 最终将基准值推高到此样本的 SHAP 值 0.78。后续对于单一声爆数据, 其特征参数对室内烦恼度的影响力和正负影响性也可通过模型实现量化表征, 进而为声爆噪声的声学优化设计提供参考。

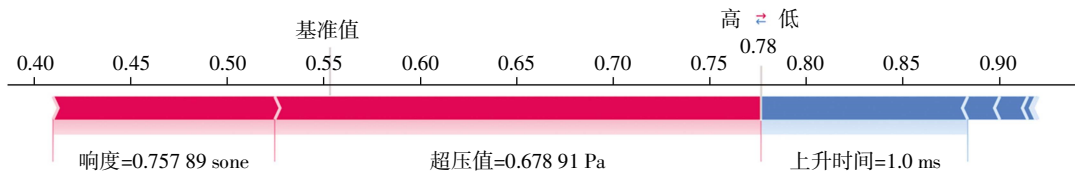


图 8 输入变量对室内烦恼度的影响力图

Fig.8 A force plot of the influence of input variables on indoor annoyance

4 结语

本文通过构建 MLP 回归模型并引入 SHAP 值分析, 系统研究了声爆噪声对室内烦恼度的影响机制, 得出以下主要结论。

(1) MLP 回归模型表现出优异的预测精度, 能够有效预测声爆噪声引起的室内烦恼度水平。研究结果也验证了该模型在声爆心理声学评价领域具有良好的适用性。

(2) 基于 SHAP 值分析可实现对 MLP 回归模型的可解释性研究。结果表明, 声爆的响度与超压值是影响室内烦恼度的主要正向因素, 其数值增加会显著提升室内人员的烦恼度。相比之下, 上升时间与清晰指数则呈现负向影响, 即当这些参数值较高时, 反而有助于降低室内人员的烦恼度。

(3) 本文建立的模型为评估声爆噪声对室内烦恼度的影响提供了一种新方法。该方法不仅能够有效预测室内烦恼度, 还能通过 SHAP 值量化各个影响因素的贡献, 为阐明超声速飞机声爆对室内烦恼度的作用机理提供了理论依据。

参考文献:

- [1] 杨晓军, 李国良. 超声速飞机起降阶段噪声标准分析[J]. 航空科学技术, 2023, 34(3): 25-32.
- [2] 方弘毅, 罗捷, 王登奎, 等. 航空发动机叶片表面红外测温校准及温度场重构[J]. 红外技术, 2024, 46(8): 940-946.
- [3] WANG S, PENG H, LIANG S K. Prediction of estuarine water quality using interpretable machine learning approach[J]. Journal of Hydrology, 2022, 605: 127320.
- [4] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//31st International Conference on Neural Information

(下转第 12 页)