文章编号:1674-8190(2026)04-153-11

跨机型噪声评估的NPD曲线小样本预测方法

王可[1,2],申茂驰[1,2],韦冬冬[3],桂荔[1,2]
(1.中国民用航空飞行学院 飞行技术学院,广汉 618307)
(2.国产民机飞行与运行支持四川省工程研究中心,广汉 618307)
(3.上海飞机客户服务有限公司 飞行工程中心,上海 200241)

摘 要: 新型飞机因缺乏完整噪声—功率—距离(NPD)数据,难以开展早期的噪声评估,提出一种基于条件神经过程的小样本概率预测方法。该方法利用EASA ANP数据库中已取证机型的历史数据学习跨机型函数分布,通过特征线性调制融合机型参数,并引入物理一致性单调约束以增强预测稳定性,实现对目标机型完整NPD曲线重构与不确定性估计,进而将预测NPD数据接入ECAC Doc 29标准流程,生成噪声等值线及其不确定性包络。结果表明:在仅有单测点数据的条件下,该方法对SEL和LAmax指标的预测平均绝对误差分别为1.12和1.26 dB,90% 预测区间覆盖率达91.3%~93.2%。该方法能在数据极度匮乏时有效重构NPD曲线并提供不确定性量化,为新机型噪声风险评估提供可靠依据。

关键词: 飞机噪声评估;NPD曲线;小样本学习;不确定性量化
中图分类号: V216.5^{+}4 **文献标识码:** A
DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2026.04.15

Few-shot prediction method of NPD curves for cross-type aircraft noise assessment

WANG Ke[1,2], SHEN Maochi[1,2], WEI Dongdong[3], GUI Li[1,2]
(1. College of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)
(2. Sichuan Provincial Engineering Research Center of Domestic Civil Aircraft Flight and Operation Support, Guanghan 618307, China)
(3. Flight Engineering Center, Shanghai Aircraft Customer Service Co., Ltd., Shanghai 200241, China)

Abstract: To address the challenge of early noise airworthiness assessment for new aircraft lacking complete noise-power-distance (NPD) data, this paper proposes a few-shot probabilistic prediction method based on conditional neural processes (CNP). The method learns cross-type function distributions from historical EASA ANP database records, integrates aircraft parameters via feature-wise linear modulation (FiLM), and introduces physical monotonicity constraints to enhance stability. It reconstructs complete NPD curves and estimates predictive uncertainty, further feeding results into the ECAC Doc 29 procedure to generate noise contours and uncertainty envelopes. Experimental results show that, with only a single observation point, the method achieves mean absolute errors of 1.12 dB for SEL and 1.26 dB for LAmax, with 90% prediction interval coverage of 91.3%~93.2%. This approach effectively reconstructs NPD curves and quantifies uncertainty under extreme data scarcity, providing a reliable basis for noise risk assessment of new aircraft.

Key words: aircraft noise assessment; NPD curve; few-shot learning; uncertainty quantification

收稿日期: 2026-02-28; **修回日期:** 2026-05-20
基金项目: 2025年民航安全专项项目(FB2025006);2024年度中央高校基本科研业务费重点项目(24CAFUC01001);中国商飞第八届科技周项目(技字〔2026〕3号)
通信作者: 申茂驰(1998—),男,硕士研究生。E-mail: cafuc_kurt@163.com
引用格式: 王可,申茂驰,韦冬冬,等. 跨机型噪声评估的NPD曲线小样本预测方法[J]. 航空工程进展,2026,17(4):153-163.
WANG Ke, SHEN Maochi, WEI Dongdong, et al. Few-shot prediction method of NPD curves for cross-type aircraft noise assessment[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2026, 17(4): 153-163. (in Chinese)

0 引 言

随着“绿色航空”战略的深入实施，民用飞机的噪声适航标准日益严苛，噪声评估已成为新机型研制初期的关键环节。国际民航组织（International Civil Aviation Organization，ICAO）与欧洲民航会议（European Civil Aviation Conference，ECAC）组织建立了以噪声—功率—距离（Noise-Power-Distance，NPD）数据为核心的标准化计算体系[1-2]。NPD数据描述了特定推力与距离下的源噪声特性，是生成噪声等值线与评估环境影响的物理基础。然而，处于概念设计或初步研制阶段的新型飞机缺乏完整的NPD实测数据，导致无法利用标准工具链（如航空环境设计工具，AEDT）进行有效的噪声风险评估[3]，严重制约了新机型的设计迭代与适航论证。

针对NPD数据缺失问题，国内外研究者开展了广泛研究。传统工程方法多采用机型类比法，基于相似机型的NPD数据进行修正[4-6]，操作简便但依赖经验判断。随着计算声学的发展，Synodinos等[7]、Rizzi等[8]及Amargianitakis等[9-10]提出了基于高保真仿真的NPD数据预测方法，物理机制清晰但计算成本高昂，且依赖详细的设计参数。另一方面，Van Der Grift等[11]利用实测数据对NPD数据进行校准，虽能提升精度但受限于数据获取难度。国内研究者也在噪声评估领域取得了进展，Feng Hao等[12]探索了机器学习在机场噪声预测中的应用，袁艳[13]、庄南剑等[14]及洪志亮等[15]分别在起飞试验、离场程序及气象影响修正等方面完善了评估链路。然而，上述研究主要致力于确定性点值预测，忽略了预测结果的不确定性。Zaporozhets等[16]指出，NPD数据的微小偏差会对评估结果产生显著影响。在数据极度匮乏的早期评估阶段，仅提供点预测无法量化潜在的适航风险，仍需一种能够同时输出预测值及其置信区间（Confidence Interval，CI）的概率化建模方法。

条件神经过程（Conditional Neural Processes，CNP）是一类面向小样本回归任务的概率函数建模方法，能够根据已知观测点对待预测点进行条件推断，学习跨任务共享的函数先验，并在推理阶段输出预测均值与不确定性估计。相较于传统仅关注点值拟合的回归方法，CNP更适用于新机型早期仅有少量观测点的NPD评估场景，可在极少观测条件下实现对目标曲线的整体推断，并为后续噪声风险量化提供必要的置信信息。因此，将CNP引入跨机型NPD数据预测具有较强的理论适配性与工程应用潜力[17]。

针对上述不足，本文开展面向小样本环境的NPD曲线概率预测方法研究。利用EASA ANP（飞机噪声与性能）数据库构建跨机型样本集并建立单测点预测任务，通过引入特征线性调制融合机型条件与物理一致性单调约束改进条件神经过程模型，实现完整NPD曲线重构及不确定性估计；在此基础上，将预测数据接入ECAC Doc 29标准流程，通过噪声等值线及不确定性包络评估验证方法的工程适用性。

1 NPD数据特征分析与问题建模

1.1 数据来源与样本描述

本文使用欧洲航空安全局（European Union Aviation Safety Agency，EASA）飞机噪声与性能（Aircraft Noise and Performance，ANP）数据库作为基础数据源[18]。已有研究对ANP数据库中的源谱数据进行了验证，为其在飞机噪声建模中的应用提供了参考[19]。该数据库以离散表形式给出NPD数据：斜距维度采用10个ANP标准固定距离点（200、400、630、1 000、2 000、4 000、6 300、10 000、16 000、25 000 ft），其中1 ft=0.304 8 m，功率维度为各机型预定义的4～6个修正净推力（Corrected Net Thrust，CNT）档位；不同机型的功率档位数量与具体取值各异，均由ANP数据库直接给出，不经人工选取。

采用的数据涵盖13种已取证民航机型，包括A320、A321、ERJ190系列、B747-400、B777、B787、A330、A350、FAL900EX和G650ER等，样本主要为传统喷气式或涡扇动力机型，其中11种为商业运输类机型，FAL900EX和G650ER为通用航空类喷气机。因当前数据集受限于EASA ANP数据库的现有机型构成，故不考虑涡桨、电推等新型推进构型。本文方法框架对机型构型无结构性假设，后续可随数据库扩充自然延伸至更广泛构型。样本共计2 540条NPD记录，全面覆盖了进近（Approach）与离场（Departure）两类运行阶段，选取声

暴露级(Sound Exposure Level,SEL)与最大A计权声级(Maximum A-weighted Sound Level,LAmax)两类核心指标。所有数据均来源于ANP数据库公布的标准NPD表。为便于后续建模与复现,主要数据字段及其物理含义如表1所示(其中1 lbf≈4.448 22 N)。

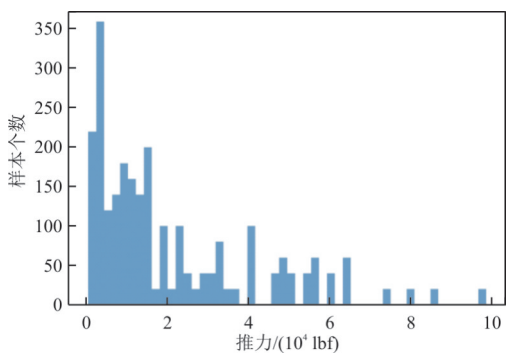
表1　ANP NPD数据字段说明
Table 1　Description of data fields in ANP NPD database

字段名称	含义	单位	说明
acft_id	机型标识	—	用于区分不同飞机任务
metric	噪声指标	—	SEL或LAmax
phase	飞行阶段	—	A=Approach,D=Departure
power	推力/功率参数	lbf	ANP预定义档位,各机型4~6个
distance_ft	斜距	ft	ANP标准距离点
level_db	噪声级	dB	目标输出变量

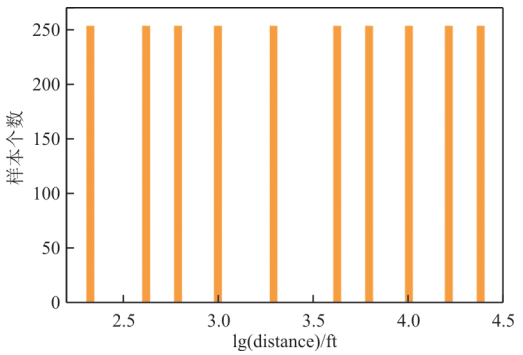
1.2　NPD曲线物理特性分析

NPD曲线描述了在给定功率(推力)条件下,噪声指标随斜距变化的关系。本文的曲线形态分析与小样本预测任务均以NPD曲线为基本建模对象。在2 540条样本中,A阶段LAmax和SEL各560条,D阶段LAmax和SEL各710条,说明离场工况样本占比相对更高。

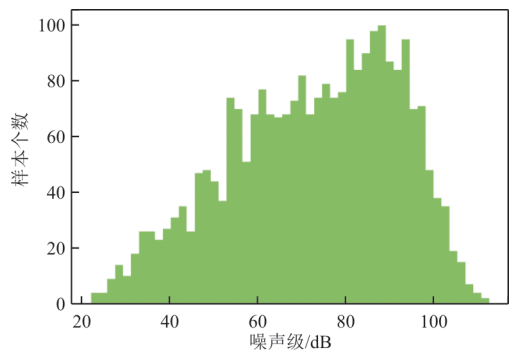
NPD数据关键变量分布如图1所示,其中3幅直方图的纵坐标均为样本个数。推力参数范围为500~98 522 lbf,噪声级范围为22.1~112.5 dB;斜距范围为200~25 000 ft,对应范围lg(distance)为2.30~4.40 ft。由于ANP按标准距离点离散记录,距离维度呈明显离散峰值。基于该采样特征,本文在建模中使用lg(distance),以压缩尺度跨度并改善数值稳定性。



(a) 推力分布



(b) 斜距分布(对数尺度)



(c) 噪声级分布

图1　NPD数据关键变量分布示意图
Fig. 1　Distribution of key variables in NPD data

本文将ANP数据库中的离散表格整理为NPD曲线。具体而言,以“机型—飞行阶段—噪声指标—功率档位”为一组固定条件,提取该条件下10个ANP标准斜距点及其对应噪声级,组成一条固定功率下的离散NPD曲线。距离点由ANP标准给定,功率档位也直接来源于数据库原始表项;后续曲线形态分析和小样本预测任务均基于这一曲线组织方式展开。

为进一步直观分析噪声级随距离和推力变化的函数关系,本文选取典型机型在离场工况下的LAmax指标,绘制其NPD曲线示例如图2所示,可以看出:NPD曲线具有明显的工程相关规律,固定推力下的噪声级随斜距增大而单调递减;曲线在距离维度变化平滑且连续,未出现非物理振荡;不同机型间形态相近但在幅值尺度与局部曲率上存在差异;噪声级随推力增加而上升,且在离场工况下具有更高的推力敏感性。上述规律说明,不同机型NPD关系可被视为“共享衰减形态+机型差异偏移”的函数族,这为跨机型小样本学习提供了物理与统计上的合理性。

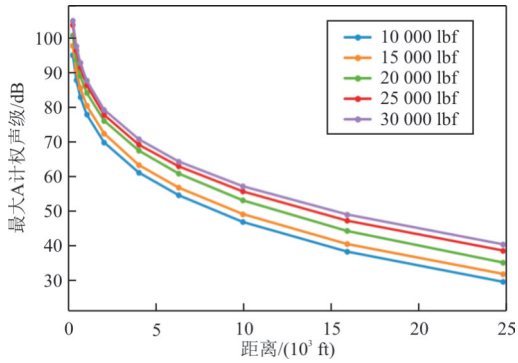


图 2 典型机型 NPD 曲线示例(LAmax,Departure)

Fig. 2 Example of NPD curves for a typical aircraft type (LAmax, Departure)

1.3 小样本预测问题建模

面向工程应用,本文将 NPD 数据预测问题从“物理目标”与“学习任务”两个维度进行建模。

在物理目标维度,需恢复机型 a 在给定指标与阶段下的完整 NPD 曲面:

$$L = f_a(x) \quad (x = (P, \lg r, \tau, \phi, \boldsymbol{v}_a)) \tag{1}$$

式中:L 为噪声级;P 为推力/功率参数;r 为斜距;τ 为指标类型(SEL/LAmax);ϕ 为飞行阶段(A/D);$\boldsymbol{v}_a$ 为机型特征向量。

在学习任务维度,为匹配极少量观测点这一工程场景,将上述 NPD 曲面沿推力维度切分为若干子任务。每个任务对应一条“固定功率—距离”曲线(由 10 个标准距离点组成)。在模型训练与推理时,从该曲线中随机抽取极少量观测点作为上下文集合 C:

$$C = \{(x_i, L_i)\}_{i=1}^{n_{\text{ctx}}} \tag{2}$$

并在给定上下文观测下,对目标输入 x_t 输出概率预测:

$$P_{x_t} = p(L_t \mid x_t, C) \quad (L_t \sim \mathcal{N}(\mu_t, \sigma_t^2)) \tag{3}$$

式中:μ_t 为点预测均值;σ_t 为预测不确定性方差。通过对各功率档位子任务的预测结果进行汇总,即可重构完整的 NPD 数据表。该建模方式能同时提供点值与置信区间,满足新机型早期噪声评估对“误差风险量化”的工程需求。

2 NPD 曲线概率预测方法

2.1 跨机型函数分布建模框架

采用条件神经过程(CNP)实现跨机型函数分布建模。该方法通过上下文点编码与集合聚合,在少量观测条件下对目标点进行条件推断,可表示为 $p(L_t \mid x_t, C; \theta)$,$\theta$ 为跨机型训练得到的共享参数。CNP 源于 NP 框架[20],其后续扩展(如 Attentive NP[21]与 ConvCNP[22])进一步提升了上下文表征能力。与任务级高斯过程(GP)不同,该框架通过摊销推断在多个机型任务上学习可迁移先验,适合单点或极少量观测点的工程场景。模型输出 μ_t, σ_t,分别对应预测均值与不确定性尺度。

概括而言,模型以少量 NPD 上下文观测点和机型特征向量为输入,通过特征线性调制(Feature-wise Linear Modulation,FiLM)引入机型差异信息,并由 CNP 完成条件推断,输出目标距离点噪声级的预测均值与不确定性尺度,从而重构目标机型的 NPD 曲线并给出相应预测区间。神经过程模型结构示意图如图 3 所示。

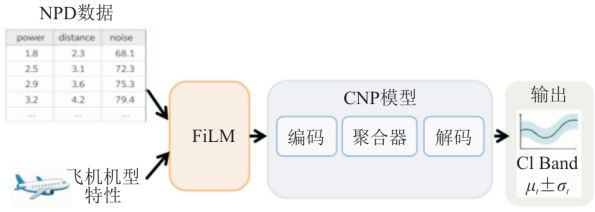


图 3 神经过程模型结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the neural process model structure

2.2 机型特征条件调制与物理一致性约束

为增强模型对机型差异的表达能力,采用特征线性调制(FiLM)将机型特征注入神经过程模型。调制形式为

$$h' = \gamma(\boldsymbol{v}_a) \odot h + \beta(\boldsymbol{v}_a) \tag{4}$$

$\gamma(\cdot)$、$\beta(\cdot)$ 由机型条件向量生成,该机制在共享函数族结构的同时实现任务级自适应。

同时为了抑制非物理预测,训练中引入单调性正则。距离方向约束为“噪声随距离增大不升高”,功率方向约束为“噪声随功率增大不降低”。对应损失项为

$$\mathcal{L}_{\text{mono},d} = \text{ReLU}\left(\frac{\partial \mu}{\partial \lg d}\right) \tag{5}$$

$$\mathcal{L}_{\text{mono},p} = \text{ReLU}\left(-\frac{\partial \mu}{\partial \lg p}\right) \tag{6}$$

故引入单调性正则约束用于提升小样本条件下的物理一致性与曲线稳定性。

2.3　实验设置与评价方法

本文通过实验模拟新机型早期噪声评估中的数据稀缺场景,目标机型尚未形成完整NPD表,仅能获得少量可信噪声观测或经工程修正得到的先验估计点,尚不足以直接支撑完整的标准噪声等值线计算。为检验模型在极端数据稀缺条件下的最低可用性,采用最不利的单测点设置,构建“单测点条件下未知机型的NPD曲线重构”任务。具体而言,对于某一机型、飞行阶段、噪声指标和固定功率档位下的一条NPD曲线,仅提供其中1个ANP标准斜距点的噪声级作为上下文观测点,要求模型预测其余9个标准斜距点的噪声级。由于每条固定功率NPD曲线共包含10个ANP标准斜距点,使用N_{ctx}和N_{tgt}分别表示上下文观测点数量和目标预测点数量,$N_{\mathrm{ctx}}=1$、$N_{\mathrm{tgt}}=9$。该设置并非限定实际工程测点数量,而是作为最不利数据条件下的保守验证,用于评估模型在最小信息输入情况下的曲线补全能力。

实验模型输入包括NPD数据的点级特征与机型特征两部分。点级特征为$[\lg d,\lg p]$,其中d为斜距,p为修正净推力;机型特征向量$\boldsymbol{v}_a$包括最大起飞质量、最大着陆质量、最大静推力、最大着陆距离等数值特征,以及发动机类型、发动机数量、质量级别和侧向指向性等类别特征。点级特征、机型数值特征和噪声级输出均采用训练集统计量进行标准化,类别特征经独热编码后映射至统一数值尺度;模型预测结果均反变换至原始尺度后进行评价。

为检验模型对未见机型的泛化能力,主实验采用逐机型留一验证框架,共13折。每一折中,1种机型作为测试机型,其余机型用于训练与验证,测试机型在训练阶段完全不可见。上下文点从每条固定功率NPD曲线的10个标准距离点中随机选取,并在测试阶段采用固定随机种子保证结果可复现。该随机选取方式可反映任意单点观测条件下的平均预测能力,避免因指定特定易预测位置而高估模型性能。

改进CNP以单个上下文观测、目标距离、功率输入和机型特征为条件,输出目标点噪声级的预测均值与不确定性尺度,并由此构成90%预测区间。训练过程中,优化器采用AdamW,学习率为3×10^{-4},权重衰减为10^{-4},批量大小为16;模型最多训练120轮,并采用早停机制(耐心值=20)防止过拟合。主模型损失函数为

$$\mathcal{L}=\mathcal{L}_{\mathrm{NLL}}+0.1\mathcal{L}_{\mathrm{MSE}}+\lambda_d\mathcal{L}_{\mathrm{mono},d}+\lambda_p\mathcal{L}_{\mathrm{mono},p} \tag{7}$$

为验证方法有效性,本文设置工程类比、多层感知器(MLP)和高斯过程(GP)3类基线方法,并确保所有方法采用相同的逐机型留一验证划分、上下文点和目标预测点。工程类比方法根据机型特征距离选取训练集中最相似机型,并基于其NPD曲线进行功率档位匹配与距离插值;MLP基线采用与主模型相同的点级特征和机型特征,在每一折训练数据上重新训练;GP基线以当前固定功率曲线的上下文点为观测条件,沿距离方向进行概率预测,并结合训练集估计的距离衰减趋势作为先验参考。

本文采用平均绝对误差和均方根误差作为核心点预测指标。对于概率预测结果,进一步统计90%预测区间覆盖率和平均预测区间宽度,用于评价不确定性校准效果。

2.4　基于ECAC Doc 29的标准化噪声评估

为验证预测NPD数据在工程噪声评估中的适用性,参照ICAO Doc 9911和ECAC Doc 29构建噪声等值线计算流程。ICAO Doc 9911提供了机场周边飞机噪声等值线计算的推荐方法框架,ECAC Doc 29给出了基于NPD数据、飞行航迹和运行修正项的具体技术计算方法。本文在上述标准框架下,将预测得到的NPD表作为源噪声输入,并借鉴飞机噪声等值线建模库(Aircraft Noise Contour Modelling Library,ANCM)的分段计算实现思路[23],完成单事件噪声计算与等值线生成。

具体而言,评估流程将飞行轨迹离散为若干航段。对于每一航段,首先基于NPD表插值得到相应功率和斜距条件下的基准噪声级,再叠加安装效应、侧向衰减、速度修正、航段修正和滚转指向性修正等修正项,最终形成单事件噪声结果。本文分别使用真实NPD表和预测NPD表作为源

噪声输入，计算SEL和LAmax指标，并在平面网格上生成60、65、70、75 dB阈值下的噪声等值线，SEL指标采用能量叠加原则，LAmax指标采用最大值原则。航迹与运行工况采用ECAC Doc 29标准示例数据进行验证。ECAC Doc 29计算体系的核心在于将NPD基准噪声级修正至特定运行条件。对于最大声级指标，单航段噪声贡献可表示为

$$L_{\max,\mathrm{seg}} = L_{\max}(P,d) + \Delta_I(\phi) - \Lambda(\beta,\ell) + \Delta_{\mathrm{SOR}} \tag{8}$$

对于暴露量指标(SEL)，单航段噪声贡献可表示为

$$L_{\mathrm{E,seg}} = L_{\mathrm{E}\infty}(P,d) + \Delta_V + \Delta_I(\phi) - \Lambda(\beta,\ell) + \Delta'_F + \Delta_{\mathrm{SOR}} \tag{9}$$

$L_{\max}(P,d)$和$L_{\mathrm{E}\infty}(P,d)$从NPD表插值得到，修正项包括安装效应$\Delta_I$、侧向衰减$\Lambda$、速度修正$\Delta_V$、航段修正$\Delta'_F$和滚转指向性修正$\Delta_{\mathrm{SOR}}$。各航段贡献按能量叠加(对于SEL)或取最大值(对于LAmax)原则形成单事件噪声结果：

$$L_{\mathrm{SEL}} = 10\lg\sum_k 10^{L_{\mathrm{E,seg},k}/10} \tag{10}$$

$$L_{\mathrm{Amax}} = \max_k L_{\max,\mathrm{seg},k} \tag{11}$$

式中：k为离散航段编号。

通过上述流程，预测NPD数据可被嵌入标准噪声等值线计算链路中，从而验证其在工程噪声评估中的可用性，并为后续不确定性传播与风险包络分析提供计算基础。

3 实验结果与分析

首先通过消融实验验证关键模块的有效性，然后给出主模型的总体预测精度、跨机型泛化能力以及在具体机型上的重构效果，最后展示预测不确定性向噪声等值线的传播结果。

3.1 消融实验

为验证机型特征条件化与物理单调性约束对模型性能的贡献，在与主实验一致的实验配置下(逐机型测试验证曲线任务，$N_{\mathrm{ctx}}=1$，$N_{\mathrm{tgt}}=9$)开展消融实验。通过分别移除FiLM调制模块或单调性正则项，评估关键组件对预测精度、不确定性校准的影响，实验结果如表2所示，可以看出：完整模型取得了最优点预测精度和较合理的预测区间，平均绝对误差(E_{MAE})和均方根误差(E_{RMSE})为1.19和1.69 dB，平均预测区间宽度(W_{PI})为6.46 dB。与基础CNP相比，完整模型的E_{MAE}、E_{RMSE}由2.23、3.65 dB降至1.19、1.69 dB，W_{PI}由13.03 dB降至6.46 dB，说明机型条件化与物理先验的引入能够明显提升单测点条件下的NPD曲线重构性能。去除FiLM条件化后，E_{MAE}、E_{RMSE}增至2.25、3.73 dB，W_{PI}增至12.09 dB，表明FiLM机型特征调制是提升跨机型泛化能力的主要因素。去除单调性约束后，能在几乎不牺牲精度和覆盖率的前提下，降低W_{PI}，并能引入NPD曲线随距离和功率变化的物理先验，降低小样本条件下出现局部非物理波动的风险。总体而言，FiLM条件化主要提供机型差异表达能力，单调性约束主要增强曲线形态的物理合理性，二者共同支撑了模型的综合预测表现。

表2 消融实验结果(逐机型测试验证，曲线任务)

Table 2 Ablation study results (leave-one-aircraft-out validation, curve task)

配置	E_{MAE}/dB	E_{RMSE}/dB	90%区间覆盖率/%	W_{PI}/dB
完整模型(FiLM+单调性约束)	1.19	1.69	92.20	6.46
仅去除FiLM条件化	2.25	3.73	90.40	12.09
仅去除单调性约束	1.21	1.75	92.10	6.21
基础CNP(无FiLM与单调性约束)	2.23	3.65	91.10	13.03

3.2 机型泛化性能分析

按照实验的设置，每次将一个机型完全留出作为测试对象，模型仅依据该机型某条固定功率NPD曲线上的1个上下文观测点，预测其余ANP标准斜距点的噪声级。所有斜距点和功率档位均直接来源于ANP标准NPD表。需要说明的是，误差统计仅针对目标预测点，不包含被选为上下文的已知观测点；除特别说明外，所有E_{MAE}和E_{RMSE}均在反标准化后的噪声等级尺度上，以单个目标预测点为基本单元逐点汇总计算，即将对应噪声指标下全部目标预测点的误差直接平均，各目标预测点在总体指标中具有相同权重。为进一步分析总体误差的构成，从测试机型、斜距位置和模型方法3个层次展开讨论。逐机型留一验证下各测

试机型的预测误差如表3所示。

表3　各测试机型的预测误差统计($N_{ctx}=1$)

Table 3　Prediction errors for each test aircraft ($N_{ctx}=1$)

测试机型	$E_{SEL-MAE}$/dB	$E_{SEL-RMSE}$/dB	$E_{LAmax-MAE}$/dB	$E_{LAmax-RMSE}$/dB
B747-400RN	0.70	0.94	1.55	1.83
B767-3ER	1.31	1.96	1.42	1.93
B777-3ER	0.64	0.80	1.09	1.39
B787-9	0.76	0.93	1.66	1.98
A320-270N	1.15	1.53	1.41	1.95
A321-270N	1.24	1.66	0.84	1.08
A330-743L	0.84	1.10	0.70	0.95
A330-941	0.97	1.51	0.79	1.01
A350-1041	0.78	1.06	0.80	1.05
ERJ190-300	0.82	0.99	0.94	1.21
ERJ190-400	0.63	0.84	1.08	1.40
FAL900EX	2.97	3.84	2.37	3.04
G650ER	1.66	2.00	1.58	1.92

从表3可以看出:模型在多数测试机型上保持了较稳定的预测表现,说明从多机型NPD曲线中学习到的函数先验能够迁移至训练阶段未见的机型。需要指出的是,FAL900EX和G650ER在样本构成上更接近通用航空喷气机,与数据集中占比较高的商业运输类喷气机相比,其最大起飞质量、静推力水平、发动机布置及侧向指向性标识等机型特征存在一定差异,可视为更具挑战性的分布边缘样本;二者误差高于多数测试机型,说明模型在处理样本覆盖较少或曲线形态差异较大的机型时仍存在进一步提升空间。总体来看,该结果表明本文方法在当前ANP数据覆盖范围内具备较好的跨机型NPD曲线重构能力;对于分布边缘机型,后续可通过增加上下文观测点或扩充相似机型样本进一步提高重构精度。

按ANP标准斜距统计的模型在不同距离位置的预测误差如表4所示。各距离对应的E_{MAE}由该斜距下所有测试机型、飞行阶段和功率档位对应的目标预测点汇总计算;“总体E_{MAE}”以单个目标预测点为基本单元,将对应噪声指标下全部目标预测点的绝对误差直接平均得到,而非对各距离列E_{MAE}再作算术平均。中间距离段,即630～10 000 ft范围内的误差整体较低,E_{SEL}和E_{LAmax}的最低E_{MAE}分别为0.85和0.92 dB;在25 000 ft远距端,E_{SEL}和E_{LAmax}的E_{MAE}分别为1.90和1.98 dB,误差相对中间距离段有所增加,但仍保持在低于2 dB水平。该结果说明,本文方法能够较好恢复NPD曲线的主体衰减形态,但在远距端等距离域边界位置的预测精度仍存在进一步提升空间。

表4　全部测试机型在各ANP标准斜距点的预测E_{MAE}($N_{ctx}=1$)

Table 4　Prediction E_{MAE} at each ANP standard slant distance for all test aircraft ($N_{ctx}=1$)

距离/ft	E_{SEL}/dB	E_{LAmax}/dB
200	1.12	1.53
400	0.95	1.20
630	0.87	1.20
1 000	0.85	1.16
2 000	0.88	1.11
4 000	1.01	0.92
6 300	1.17	1.11
10 000	1.15	1.08
16 000	1.33	1.35
25 000	1.90	1.98

在统一评价标准下,改进CNP方法与工程类比、MLP及GP等基线方法的总体性能对比如表5所示,其中,工程类比和MLP为确定性基线方法,不输出预测区间,因此不统计90% 预测区间覆盖率和预测区间宽度。

表5　不同方法在单点观测下的机型泛化性能对比

Table 5　Comparison of generalization performance across different methods under single-point observation

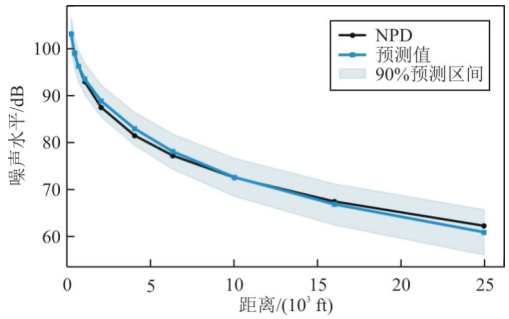
方法	$E_{SEL-MAE}$/dB	$E_{SEL-RMSE}$/dB	$E_{LAmax-MAE}$/dB	$E_{LAmax-RMSE}$/dB	90% 区间覆盖率/%	W_{PI}/dB
改进CNP	1.12	1.68	1.26	1.70	91.3、93.2	6.03、6.89
工程类比	2.64	4.16	3.02	4.81	—	—
MLP	3.21	5.29	3.87	5.90	—	—
GP	2.44	3.07	2.42	3.04	87.5、87.2	9.35、9.35

从表5可以看出：在仅有单点观测的最不利条件下，改进CNP方法在两项噪声指标上均明显优于基线方法。相比工程类比方法，E_{SEL}的E_{MAE}从2.64 dB降至1.12 dB，E_{LAmax}的E_{MAE}从3.02 dB降至1.26 dB；相比MLP和GP，改进CNP方法也取得了更低的E_{MAE}和E_{RMSE}。对于概率预测结果，改进CNP方法的90%预测区间覆盖率为91.3%、93.2%；同时其W_{PI}为6.03、6.89 dB，低于GP的9.35、9.35 dB。这说明改进CNP方法在保持较合理覆盖率的同时，能够给出更紧凑的预测区间，表明其不确定性输出具有较好的工程可用性。

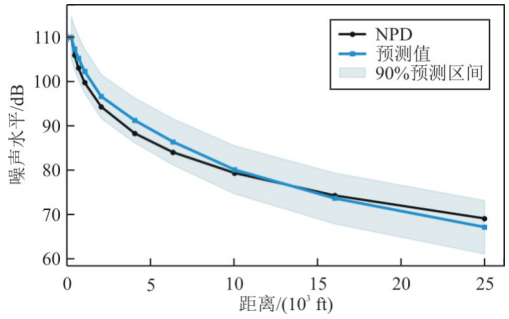
整体来看，改进CNP方法的优势条件来自神经过程的元学习机制：模型先在多机型任务中学习NPD曲线的共性衰减特征与推力响应规律，再在推理阶段利用单点观测完成目标曲线适应。分机型、分距离和基线对比结果共同说明，该方法在当前ANP数据覆盖范围内具备较好的跨机型NPD曲线重构能力。

3.3 目标机型NPD曲线重构效果

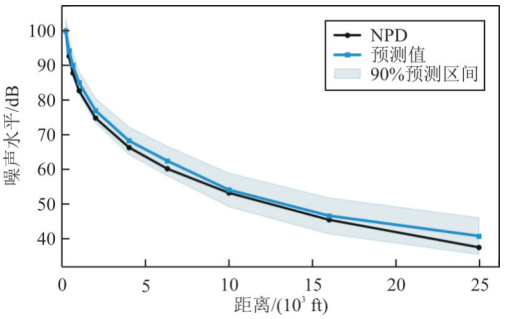
为进一步验证模型在具体重构任务中的表现，以某一典型民航客机为目标机型，输出完整NPD表并与真实数据进行对比。目标机型在进近/离场两类工况下SEL与LAmax的NPD曲线重构结果（预测均值与90%预测区间）如图4所示。



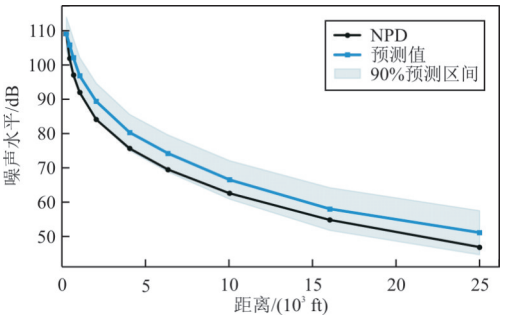
(a) SEL，进近



(b) SEL，离场



(c) LAmax，进近



(d) LAmax，离场

图4 目标机型NPD曲线预测示例

Fig. 4 Prediction example of NPD curves for the target aircraft

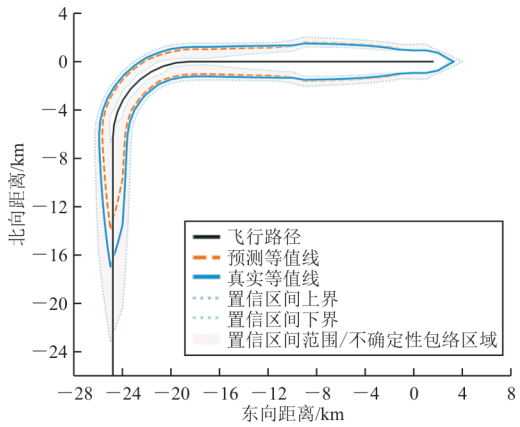
3.4 不确定性噪声等值线传播实验

为验证NPD概率预测在ECAC Doc 29标准评估流程中的可用性，本文以预测均值表与标准差表为输入进行Monte Carlo采样，在噪声地图层面统计分位数并提取60、65、70、75 dB阈值下的LAmax等值线。该思路与已有噪声模型不确定性分析研究所采用的处理框架具有相似性[24]；在噪声等值线评估流程方面，也与既有离场程序和风场影响分析研究具有一定的一致性[14-15]。

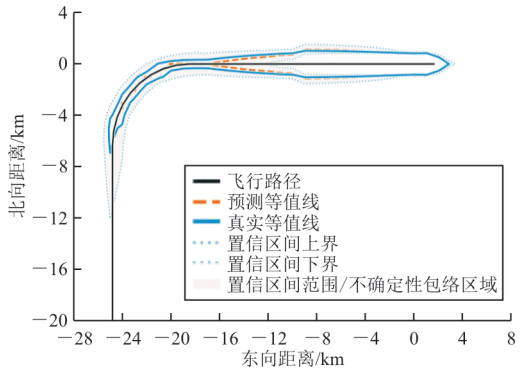
在固定$N_{ctx}=1$的LAmax主实验中，改进CNP主模型的90%覆盖率为93.2%，预测区间宽度为6.89 dB。

4个典型阈值（60、65、70、75 dB）下的LAmax噪声等值线重构结果并叠加了相应的示例航迹如图5所示，该图旨在定性分析预测等值线的几何形态及其不确定性包络范围。

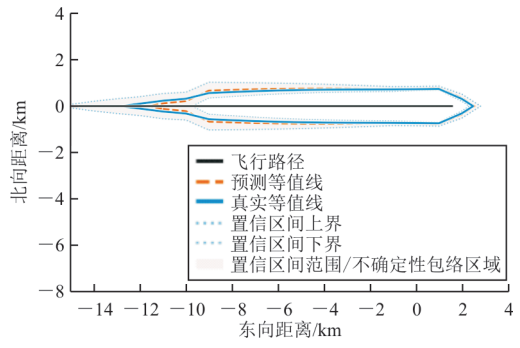
在定性分析的基础上，给出了目标机型在单事件LAmax场景下，针对60、65、70、75 dB典型阈值的等值线定量评估指标，结果如表6所示。



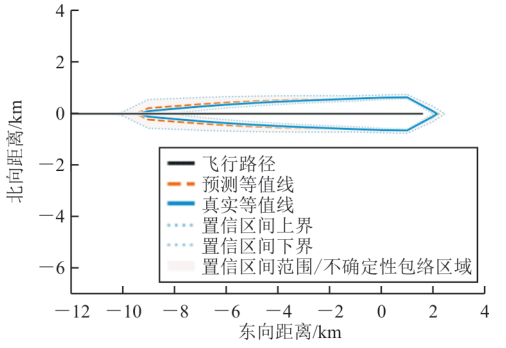
(a) 60 dB



(b) 65 dB



(c) 70 dB



(d) 75 dB

图5　噪声等值线及置信区间范围

Fig. 5　Noise contour and confidence interval range

表6　多阈值等值线主评价指标

Table 6　Main evaluation metrics for multi-threshold contours

阈值/dB	真实面积/km²	预测面积/km²	相对面积差/%	平均轮廓距离/km	Hausdorff距离/km
60	96.0	89.0	7.3	0.27	3.14
65	37.0	36.0	2.7	0.86	8.47
70	15.0	14.0	6.7	0.10	1.21
75	12.0	12.0	0	0.06	0.12

从表6可以看出:多阈值下预测等值线的面积差与平均轮廓距离整体较小,但65 dB等值线的Hausdorff距离相对较大。Hausdorff距离反映真实等值线与预测等值线之间的最大局部偏差,对局部端部和分支较为敏感。65 dB阈值处于噪声足迹边界过渡区域,局部网格声级接近阈值,少量NPD预测误差经网格插值后可能改变局部轮廓连通性,使真实轮廓的局部延伸段未被预测主轮廓完全覆盖,从而导致Hausdorff距离增大。但是综合其他指标的评估下,该阈值下的面积差仅为2.7%,平均轮廓距离为0.86 km,说明预测等值线在整体覆盖范围和主体形态上仍与真实结果较为接近。实验结果验证了“预测NPD—噪声地图—等值线”这一链路的有效性及其不确定性传播能力,同时也表明局部边界位置精度仍有进一步改进空间。

基于上述概率预测结果,可将预测均值或预测区间上限形成NPD输入表并接入评估流程,分别对应“精度优先”和“保守覆盖”两类工程应用口径,从而为噪声等值线层面的风险包络分析提供输入。

3.5　工程适用性分析

上述实验表明,本文方法能够在单测点或少量观测点条件下重构目标机型的NPD曲线,并给出相应的预测区间。需要说明的是,本文的不确定性量化主要面向新机型研制早期NPD源噪声数据缺失所引起的曲线补全不确定性,即在有限实测点或先验估计点条件下,对完整NPD数据表及其预测范围进行估计。

在标准噪声评估流程中,NPD数据主要作为源噪声输入,后续仍需结合飞行航迹、运行状态、

传播修正和地面网格计算等环节完成噪声等值线评估。因此,本文并非试图用CNP模型替代完整声学物理模型,而是将其定位为标准评估链路中的NPD数据补全模块。对于大气吸收、速度效应、声源指向性、侧向衰减和航段修正等传播及运行相关物理过程,本文仍将其置于Doc 29等标准噪声评估链路及运行修正框架下处理,而不作为CNP源噪声补全模块的独立预测目标。这种处理方式的原因在于,早期新机型噪声评估中的主要困难通常不是标准传播计算方法缺失,而是缺少可直接输入标准流程的完整NPD数据。本文方法通过学习已取证机型NPD数据中的跨机型统计规律,并结合距离方向和功率方向的单调性弱物理先验,为缺失NPD表提供概率化补全结果,从而保证后续标准噪声评估能够在数据不完整条件下初步开展。

同时,当前实验数据主要来源于ANP数据库中已取证的传统喷气式和涡扇动力民航机型,尚未充分覆盖涡桨、电推、氢能等新型推进构型。因此,本文结论主要适用于现有数据库覆盖范围内的相近构型机型。后续研究可在扩充跨构型NPD样本,并结合更丰富的频谱、声源构型、推进系统参数和试验测量数据的基础上,进一步引入大气吸收、声源指向性、推进系统差异等更细致的声学物理先验或后处理校准方法,以提升模型的跨构型泛化能力和不确定性校准质量。

4 结 论

1) 在采用逐机型测试验证方法与单点观测约束的严格条件下,所构建的CNP预测模型展现了优异的NPD曲线重构能力:SEL声暴露级指标达到E_{MAE}和E_{RMSE}为1.12和1.68 dB,LAmax最大声级指标达到E_{MAE}和E_{RMSE}为1.26和1.70 dB。

2) 通过引入FiLM条件调制机制与物理单调性约束,模型在维持优异点预测精度的同时,显著提升了预测结果的物理一致性与不确定性校准质量。

3) 构建的NPD预测到ECAC Doc 29噪声评估等值线风险包络集成体系,在数据稀缺条件下有效量化了机场噪声空间分布的风险边界,为保守型规划决策与多方案比选提供了实用的技术支撑。

4) 相较于传统工程类比方法,本文所提方法在两项核心噪声指标上均实现了显著误差降低,充分证明了其在少样本场景下的优越泛化能力与工程应用价值。

参 考 文 献

[1] International Civil Aviation Organization. Recommended method for computing noise contours around airports: Doc 9911[S]. Montreal: ICAO, 2018.

[2] CEAC. Report on standard method of computing noise contours around civil airports: Doc 29[R]. Neuilly: CEAC, 2016.

[3] FAA. Aviation environmental design tool (AEDT) technical manual[R]. Washington, D.C.: FAA, 2022.

[4] 迟骋, 姚双林, 张雷, 等. 飞机NPD数据库建立方法研究[J]. 航空维修与工程, 2011(6): 60-63.
Chi Cheng, Yao Shuanglin, Zhang Lei, et al. Research about establishing the method of aircraft NPD database[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2011(6): 60-63. (in Chinese)

[5] 刘勇. 新舟700螺旋桨飞机NPD数据库创建方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2015.
Liu Yong. The creating method of NPD database for MA700 propeller aircraft[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2015. (in Chinese)

[6] 李灏檑. 飞机适航边线噪声评估方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2018.
Li Haolei. Research on the evaluation method of aircraft airworthiness lateral noise[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)

[7] Synodinos A P, Self R H, Torija A J. Framework for predicting noise-power-distance curves for novel aircraft designs [J]. Journal of Aircraft, 2018, 55(2): 781-791.

[8] Rizzi S A, Letica S J, Boyd D D Jr, et al. Prediction of noise-power-distance data for urban air mobility vehicles[J]. Journal of Aircraft, 2024, 61(1): 166-182.

[9] Amargianitakis D C, Self R H, Torija A J, et al. Toward estimating noise-power-distance curves for propeller-powered zero-emission hydrogen aircraft[J]. Journal of Aircraft, 2024, 61(2): 485-502.

[10] Amargianitakis D C, Self R H, Torija A J, et al. Towards predicting noise-power-distance curves for propeller and rotor powered aircraft[J]. INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings, 2021, 263(3): 3909-3920.

[11] Van Der Grift R, Snellen M, Amiri-Simkooei A. Aircraft noise model improvement by calibration of noise-power-

distance values using acoustic measurements [J]. CEAS Aeronautical Journal, 2025(1): 4-9.

[12] Feng Hao, Zhou Yadong, Ding Cong, et al. Aircraft noise prediction based on machine learning model [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 40(S2): 54-61.

[13] 袁艳. 飞机噪声适航起飞等效试验方法研究[J]. 装备制造技术, 2024(1): 56-59.
Yuan Yan. Study on equivalent test method of aircraft noise airworthiness take-off[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2024(1): 56-59. (in Chinese)

[14] 庄南剑, 余劲修, 谷润平. 离场飞行程序四维航迹仿真及噪声影响分析[J]. 安全与环境学报, 2025, 25(3): 1192-1201.
Zhuang Nanjian, Yu Jinxiu, Gu Runping. Four-dimensional track simulation and noise influence analysis of departure flight procedure [J]. Journal of Safety and Environment, 2025, 25(3): 1192-1201. (in Chinese)

[15] 洪志亮, 谢博思, 张家齐, 等. 矢量风对飞机噪声足迹图的影响[J]. 航空学报, 2025, 46(20): 162-173.
Hong Zhiliang, Xie Bosi, Zhang Jiaqi, et al. Effect of vector wind on aircraft noise footprints[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(20): 162-173. (in Chinese)

[16] Zaporozhets O, Levchenko L. Accuracy of noise-power-distance definition on results of single aircraft noise event calculation[J]. Aerospace, 2021, 8(5): 121.

[17] Garnelo M, Rosenbaum D, Maddison C J, et al. Conditional neural processes [EB/OL]. (2018-07-04) [2026-02-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.01613.

[18] EASA. Aircraft noise and performance (ANP) data [R]. Cologne: EASA, 2024.

[19] Van Der Grift R C, Snellen M, Simons D G. Validation of the aircraft noise and performance database source spectra [C]// AIAA Aviation 2023 Forum. San Diego: AIAA, 2023: 3930.

[20] Garnelo M, Schwarz J, Rosenbaum D, et al. Neural processes [EB/OL]. (2018-07-04) [2026-02-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.01622.

[21] Kim H, Mnih A, Schwarz J, et al. Attentive neural processes [EB/OL]. (2019-07-09) [2026-02-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.05761.

[22] Gordon J, Bruinsma W P, Foong A Y K, et al. Convolutional conditional neural processes[EB/OL]. (2020-06-25) [2026-02-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.13556.

[23] GRCDEV. ANCM: aircraft noise contour modelling library [CP/OL]. [2026-02-28]. https://github.com/GRCDEV/ANCM.

[24] Lim D, Li Y C, Le Vine M J, et al. Parametric uncertainty quantification of aviation environmental design tool [C]// 2018 Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference. Atlanta: AIAA, 2018: 3101.

(编辑:丛艳娟)