DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412377

# 基于贝叶斯估计和数据融合的复合材料结构冲击定位\*

邓德双1,曾 旭1,杨正岩2,杨 雷1,武湛君3

(1.大连理工大学力学与航空航天学院 大连 116024; 2.大连海事大学交通运输工程学院 大连 116026;3.大连理工大学材料科学与工程学院 大连 116024)

**摘 要:**到达时刻(TOA)是用于冲击定位的关键特征之一,目前随着信号处理技术的不断发展,在文献中可找到多种时频模型 进行测量,但是在选择上通常依赖于人的经验。此外,考虑到测量模型的系统误差和测量噪声引起的不确定性,传统基于 TOA 的冲击定位方法存在不足。为此,本文提出了一种基于贝叶斯估计和数据融合的复合材料结构冲击定位方法。首先,应用多种 不同的时频模型来获取冲击响应信号的 TOA 数据;然后根据 TOA 数据测量误差的不确定性,应用贝叶斯定理构建冲击位置的 后验概率密度函数;再采用马尔可夫链蒙特卡罗采样方法估计冲击位置参数的后验分布,并用正态分布进行拟合;最后,对不同 TOA 数据获得的冲击位置概率分布进行融合,利用融合后的概率分布对冲击源的位置做最终决策。通过复合材料加筋板上的 落锤撞击实验验证了本文方法的可行性,平均定位误差仅为 0.94 cm,相比于传统基于 TOA 的冲击定位方法可靠性和准确性更 高,且在鲁棒性和定位时间方面同样具有优势。

关键词:到达时刻;贝叶斯估计;数据融合;复合材料加筋板;冲击定位 中图分类号:TH145.9 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:430.5599

# Impact localization of composite structures based on Bayesian estimation and data fusion

Deng Deshuang<sup>1</sup>, Zeng Xu<sup>1</sup>, Yang Zhengyan<sup>2</sup>, Yang Lei<sup>1</sup>, Wu Zhanjun<sup>3</sup>

(1. School of Mechanics and Aerospace Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

 School of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026; 3. School of Materials Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract**: Time of arrival (TOA) is a key feature utilized in localizing impacts, with the ongoing advancements in signal processing technology, a variety of time-frequency models can be found in the literature for its measurement, but the selection usually depends on human experience. In addition, considering the systematic error of the measurement model and the uncertainty caused by measurement noise, the traditional TOA-based impact localization method is insufficient. Therefore, an impact localization method for composite structures based on Bayesian estimation and data fusion is proposed in this paper. First, a variety of different time-frequency models are applied to obtain the TOA data of the impact position is constructed by using the Bayes theorem. Afterward, the posterior distribution of impact position is constructed by using the Bayes theorem. Afterward, the posterior distribution is used to fit the posterior distribution. Finally, the impact position probability distribution obtained from different TOA data is fused, and the final decision is made by using the fused probability distribution. The feasibility of the proposed method is verified by the drop weight impact experiment on the composite stiffened plate, the average localization error is only 0.94 cm, which is more reliable and accurate than the traditional TOA-based impact localization method, and also has advantages in robustness and localization time.

Keywords: time of arrival; Bayesian estimation; data fusion; composite stiffened plate; impact localization

收稿日期:2024-01-10 Received Date: 2024-01-10

<sup>\*</sup>基金项目:国家重点研发计划(2022YFB3402500)、国家自然科学基金(12372129,12102075)、辽宁省自然科学基金(2022-MS-148)项目资助

# 0 引 言

复合材料因其具有质量轻和其他一些优良的力学性 能,在航空航天飞行器结构上的用量逐年呈现指数性增 长<sup>[1]</sup>。然而,飞行器复合材料结构在制造、运输和服役期 间难免会受到诸如碎石、飞鸟及冰雹等外来物的撞击。 需要注意的是,低速冲击载荷可能引发复合材料结构内 部发生层间分层、基体开裂和纤维脱粘等肉眼几乎不可 见的冲击损伤(barely visible impact damage, BVID),使得 结构的强度以及承载能力大幅度的下降,严重危害结构 的健康安全,以至于发生灾难性的后果<sup>[2]</sup>。利用有效的 技术手段来识别 BVID 的位置,有针对性地开展后续的 维修工作,可保障飞行器结构的安全性和可靠性。目前, 包括超声扫描、涡流检测、X 射线和热成像等在内的传统 无损检测技术已经被用于 BVID 的检测<sup>[3]</sup>。而这些方法 都需要对结构进行逐点或逐个区域做穷尽式的扫查,对 于大型监测结构来说,经济上很昂贵,同时也难以满足机 载在线监测的要求。如果能够实时在线地监测飞行器结 构的状态信息,及早发现潜在的 BVID,在异常状态下提 供实时预警,减少不必要的预防性损伤检测计划,能够极 大的节省时间和经济成本。基于上述需求,研究人员引 入了冲击监测技术并进行了大量的研究<sup>[4]</sup>。

冲击监测的核心任务是找出冲击事件发生的具体位 置。外界冲击激发的应力波信号可以被压电、光纤光栅 和加速度等传感器接收到。应用时频域等先进信号处理 手段提取相关特征并结合定位算法可以确定结构的冲击 发生位置。目前,国内外学者已经开发了许多的结构冲 击定位算法,如基于到达时刻(time of arrival, TOA)的方 法[5-7]、时间反转法[8-10]、多重信号分类法[11-13]和机器学 习方法<sup>[14-16]</sup>。其中,基于 TOA 的冲击定位方法原理更加 简单可行,易于冲击监测系统的算法集成,应用最为广 泛。这类方法的原理是根据传感器和冲击源的位置关 系,通过优化算法求解非线性方程组来确定冲击源的位 置。最早常常采用阈值法、互相关和赤化信息准则 (akaike information criterion, AIC)来测量冲击响应信号的 TOA<sup>[17]</sup>,但是它们在时间和频率分辨率上都存在着不 足。随着结构健康监测(structural health monitoring, SHM)技术的快速发展以及信号处理手段的不断提高,诸 多学者引入弹性波理论相关概念和先进的时频模型来对 冲击应力波信号进一步进行解释。例如,Qiu 等<sup>[18]</sup>利用 复香农小波变换获取冲击 Lamb 波信号,用于测量结构 的波速分布。Peng 等<sup>[19]</sup>采用复 Morlet 连续小波变换测 量冲击应力波中窄带 Lamb 波的 TOA 数据,并进一步提 出了基于 TOA 的误差指数冲击定位算法。时频模型的 优点在于:其在时域和频域都具有较好的分辨率,可以成 为冲击应力波信号时频表示的有效工具,能够将冲击应 力波信号进行分解并得到不同频率的 Lamb 波信号,不 但具有滤波抗噪的效果,而且可以降低冲击应力波信号 的频散性,从而能够获得更加准确的 TOA 数据。近年 来,除连续小波变换(continuous wavelet transform,CWT) 外,其他先进的信号时频分析技术,例如,短时傅立叶变 换(short time fourier transform,STFT)、S 变换(stockwell transform,ST)和 Wigner-Ville 分布也被用于 TOA 数据的 获取<sup>[20]</sup>。

总体来说,目前基于 TOA 的冲击定位方法一般不考 虑各种不确定性因素,只给出单一的解作为最终定位结 果。然而,在实际的 TOA 测量和冲击位置识别过程中, 测量噪声和系统误差等引起的不确定性总是不可避免 的。例如,由传统的阈值法等确定 TOA 通常容易受到设 备噪声的影响。即便采用 CWT 等先进的时频处理工具 对冲击应力波信号进行分析,系统误差的不确定性也是 存在的。波速也可能引起不确定性,因为它取决于结构 的材料属性,并会受到环境因素(如温度和载荷)和附属 结构(如加强筋)的影响。在这种情况下,概率方法要比 确定性方法更加适合冲击源的位置识别,因为概率分布 可以量化各种不确定性。此外,选择何种时频模型测量 并获取的 TOA 数据来实现冲击位置估计常取决于人的 经验,导致最终冲击位置识别结果也存在着不确定性。 所以,对不同的时频模型获得的 TOA 数据进行数据融合 也是有必要的[21]。

本文提出了一种基于贝叶斯估计和数据融合的复合 材料结构冲击定位方法。该方法应用多种不同的时频模 型测量并获取冲击应力波信号的 TOA 数据,考虑到系统 误差和测量噪声引起的不确定性,根据贝叶斯定理构建 包含冲击位置在内的未知参数的后验概率分布,采用马 尔可夫链蒙特卡罗(Markov chain Monte Carlo, MCMC)采 样算法得到冲击位置等未知参数的后验概率分布并用正 态分布对它们进行拟合,最后对不同 TOA 数据得到得概 率分布结果进行融合来最终确定冲击位置。由于该方法 不需要监测结构的波速等先验信息,运用了概率学方法 和数据融合技术来考虑 TOA 测量和冲击位置识别过程 中的不确定性,相比于传统的基于 TOA 的方法可靠性和 准确度更高,鲁棒性和定位时间也具有优势,对于真实结 构的冲击监测具有很大的应用潜力。

# 1 冲击定位方法

如图1所示,为本文提出的基于贝叶斯估计和数据 融合的冲击定位方法流程图。主要分为以下步骤:

1)采用多种不同的时频模型对传感器收集到的冲击信号进行特征提取,测量并获取 TOA 数据。





Fig. 1 Framework of impact localization based on Bayesian estimation and data fusion

2)考虑 TOA 数据获取过程存在的不确定性(包括测量噪声、测量模型的系统误差等),采用贝叶斯定理,针 对所有不同的时频模型获得的 TOA 数据构建冲击位置的后验概率密度函数。

3)应用 MCMC 抽样估计冲击位置的后验分布,并利 用正态分布对冲击位置的后验分布进行拟合。

4) 对使用不同的 TOA 数据得到的冲击位置概率分 布进行融合,根据融合后的概率分布对冲击位置做最终 决策。

#### 1.1 TOA 测量的时频模型

在文献中存在的所有 TOA 测量时频模型中,本文选 取了3种模型来进行 TOA 估计,包括:短时傅里叶变换、 连续小波变换和S 变换。它们的基本原理如下:

1) 短时傅里叶变换(STFT)

短时傅里叶变换可以分析信号在时域或频域的局部 特征,基本思想是移动固定长度的窗函数对时域信号进 行截取,并对截取的信号进行傅里叶变换:

$$g_{1}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) w(\tau - t) e^{-j2\pi f t} dt$$
 (1)

其中,h(t)为时域信号,w(t)为窗函数, τ 为窗函数 在时间轴 t 上的中心位置,f 为频率,j 为虚数单位。

2) 连续小波变换(CWT)

小波变换在时域和频域同时具有良好的局域化性质,任意时域信号的连续小波变换表示如下:

$$g_2(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$
 (2)

式中:h(t)为时域信号, $\varphi(t)$ 为母小波函数,a和 b分别为尺度因子和时间因子,上划线表示复共轭。

#### 3) S 变换(ST)

S 变换与短时傅里叶变换思想类似,唯一不同的是 S 变换的窗函数并非固定长度,而是随着频率不同而发生改变。对于给定信号时域信号 *h*(*t*),其 S 变换定义为:

$$g_{3}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) w(\tau - t, f) e^{-j2\pi f t} dt$$
 (3)

其中,w(t, f)为窗函数,τ为窗函数在时间轴 t 上的 中心位置,f 为频率,j 为虚数单位。

#### 1.2 冲击位置参数贝叶斯估计

如图 2 所示,考虑布置了传感器总数为 n 的薄壁板 状结构,将冲击源位置与传感器 P<sub>i</sub> 的距离定义为 d<sub>i</sub>,i= 1,2,…,n。理论上,传感器 P<sub>i</sub> 的冲击应力波到达时刻 TOA<sup>c</sup><sub>i</sub> 可以根据下式进行计算:

$$TOA_{i}^{c} = \frac{\sqrt{(x_{I} - x_{i})^{2} + (y_{I} - y_{i})^{2}}}{C_{g}} + t_{0}$$
(4)

其中,  $(x_i, y_i)$ 、 $(x_i, y_i)$ 分别为冲击源和传感器  $P_i$ 的 坐标,  $t_0$ 为冲击的发生时刻,  $C_a$ 为冲击应力波的波速。

如果理论计算的到达时刻  $TOA_i^{\circ}$  与实测到达时刻  $TOA_i^{m}$  的误差值用  $\varepsilon$  表示,则实测到达时刻  $TOA_i^{m}$  的概率 描述如下:

 $TOA_i^m = TOA_i^c(x_I, y_I, C_g, t_0) + \varepsilon$ (5)

不失一般性,假设误差变量  $\varepsilon$  服从均值为 0、标准差 为  $\sigma$  的正态分布。对于时频模型 k 的 TOA 数据,包含冲

$$p(D^{k} | \theta) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{n} \left[TOA_{i}^{k-m} - TOA_{i}^{c}(x_{I}, y_{I}, C_{g}, t_{0})\right]^{2}}{2\sigma^{2}}\right\}$$
(6)

其中, $\theta$ 是包含冲击位置在内的所有未知参数 [ $x_1$ ,  $y_1, C_g, t_0, \sigma$ ]<sup>T</sup>; $D^k$  代表时频模型 k 的 TOA 测量数据 [ $TOA_1^{k-m}, TOA_2^{k-m}, \cdots, TOA_n^{k-m}$ ]<sup>T</sup>,  $k = 1, 2, 3_o$ 



Fig. 2 Illustration of impact localization

根据贝叶斯定理,未知参数 $\theta$ 的后验概率密度函数 为 $p(\theta | D^{k})$ :

$$p(\theta \mid D^{k}) = \frac{p(D^{k} \mid \theta)p(\theta)}{p(D^{k})}$$
(7)

式中: $p(\theta)$ 为未知参数 $\theta$ 的先验概率密度函数, $p(D^k)$ 为 边际分布:

$$p(D^{k}) = \int p(D^{k} | \theta) p(\theta) d\theta$$
(8)

根据式(7)和(8)可知,边际分布  $p(D^{k})$  为归一化的 常数。在无其他任何可用先验信息的情况下,未知参数  $\theta$ 的先验分布可看作是服从在合理区间内的均匀分布, 其概率密度函数为区间长度的倒数,同样为常数。此外, 由 Jeffreys 的无先验信息理论<sup>[22]</sup>,  $\sigma$  的先验概率密度函 数  $p(\sigma) \propto 1/\sigma$ 。又各参数之间相互独立,进一步地,未 知参数  $\theta$  的后验概率密度函数  $p(\theta|D^{k})$  满足:

$$p(\theta \mid D^{k}) \propto \frac{1}{\sigma^{n+1}}$$

$$\prod_{i=1}^{n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{n} \left[TOA_{i}^{k-m} - TOA_{i}^{c}(x_{I}, y_{I}, C_{g}, t_{0})\right]^{2}}{2\sigma^{2}}\right\}$$
(9)

通常使用 MCMC 采样算法估计所有未知参数的后验分布。本文采用 MCMC 采样算法中最常用的

Metropolis-Hastings 算法来获取未知参数的后验分布,其简要步骤如下:

1)根据式(9)建立目标分布 P,采用高斯分布作为 提议分布 Q,设置采样总数 Z。

2) 设定初始化未知参数  $\theta_0, z = 1_o$ 

3) 从提议分布 Q 中对  $\theta'$ 进行采样: $\theta' \sim Q(\theta'/\theta_{z-1})$ , 计算接受概率  $\alpha$ :

$$\alpha = \min\left\{1, \frac{P(\theta')Q(\theta_{z-1}/\theta')}{P(\theta_{z-1})Q(\theta'/\theta_{z-1})}\right\}$$
(10)

4) 在正态分布 U(0,1)中对 u 进行采样: u~U(0,1),z=z+1。

5) 如果  $u < \alpha$ ,接受  $\theta'$ ,设置  $\theta_z = \theta'$ ;否则,拒绝  $\theta'$ ,设置  $\theta_z = \theta_{z-1, \circ}$ 

6) 重复步骤 3) 和 4), 直到 z=Z, 完成所有采样。

关于 Metropolis-Hastings 采样算法的更多细节可以 在文献[23]中找到。

#### 1.3 数据融合

下面将介绍如何对不同 TOA 数据得到的概率分布 进行融合。当采用 MCMC 采样算法获得冲击位置参数 的后验分布后,利用正态分布对它们进行拟合。由于根 据不同的 TOA 数据都可以得到冲击位置 x 坐标和 y 坐标 各自独立的正态分布结果,可以利用线性无偏最小方差 的最优估计<sup>[24]</sup>方法对不同数据得到的概率分布进行融 合,融合后的概率分布依然为正态分布。以两个正态分 布为例,  $u_1$  和  $u_2$  分别为两个独立正态分布的均值, $\sigma_1^2$  和  $\sigma_2^2$  分别为两个独立正态分布方差,融合后的正态分布的 均值  $u^*$  和方差( $\sigma^2$ )\*为:

$$u^* = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} u_1 + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} u_2$$
(11)

$$(\sigma^{2})^{*} = \frac{\sigma_{1}^{2}\sigma_{2}^{2}}{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}}$$
(12)

根据式(11)和(12),可以将所有不同 TOA 数据得 到的冲击位置 x 坐标和 y 坐标各自独立的正态分布结 果两两相继进行融合。假定在融合之后,冲击位置 x 坐 标和 y 坐标各自分布的均值分别为  $\bar{x'}_{i}$ 和  $\bar{y'}_{i}$ ,方差分别 为  $\sigma'_{x}^{2}$ 和  $\sigma'_{y}^{2}$ ,两者的相关系数为  $\rho$ 。最终,冲击位置 在监测区域内的概率分布可以写成二维正态分布的标 准形式:

$$P(X) = \frac{1}{2\pi \sqrt{\det(\boldsymbol{\Sigma})}} \exp\left[\left(\boldsymbol{X} - \overline{\boldsymbol{X}}\right)^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{X} - \overline{\boldsymbol{X}})\right]$$
(13)

式中:  $\bar{\mathbf{X}} = [\bar{x}'_{I}, \bar{y}'_{I}]^{\mathsf{T}}$ 为冲击位置参数 $\mathbf{X} = [x_{I}, y_{I}]^{\mathsf{T}}$ 的均值 向量;  $\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma'^{2}_{x} & \rho \sigma'_{x} \sigma'_{y} \\ \rho \sigma'_{x} \sigma'_{y} & \sigma'^{2}_{y} \end{bmatrix}$ 是协方差矩阵; det( $\boldsymbol{\Sigma}$ )为 协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$ 的行列式。 根据式(13)概率分布的最大值的坐标即可确定冲 击发生的位置。

### 2 实验研究

#### 2.1 落锤冲击实验设置

为了验证本文所提贝叶斯估计与数据融合冲击定位 方法的有效性,在复合材料加筋壁板结构上进行落锤冲 击实验研究。如图3所示,为复合材料加筋壁板和传感 器阵列布置的示意图。结构的总体尺寸为 700 mm× 450 mm(长×宽),由蒙皮和4个T型加强筋组成,制作材 料为T700/BA9916。蒙皮的厚度为1 mm,铺层方式为 [45/90/-45/0] s.加强筋的厚度为2 mm.缘条的宽度为 60 mm,腹板的高度为 30 mm,铺层方式为[45/0/-45/ 90/0/45/-45/0]s。复合材料加筋壁板的表面一共布设 了 12 个压电传感器,所用的传感器为 P-51 型压电陶瓷 圆片, 直径为8 mm, 厚度为 0.25 mm。为了得到更加可 靠的冲击响应信号进行研究,利用聚酰亚胺薄膜对每个 传感器进行封装。传感器的编号记为 P1 至 P12,横向和 纵向间距分别为160 mm 和130 mm,具体的坐标如表1 所示。壁板的左右两端使用夹具进行固定,采用如图 4 所示的落锤冲击装置对壁板进行冲击试验。通过采样率 为 200 kHz 的信号采集设备对传感器收集到的落锤冲击 激发的应力波信号进行实时采集。





#### 2.2 TOA 测量

如图 5 所示,为在落锤冲击试验中压电传感器捕获的一个典型冲击应力波信号。从图中可以看到,直接对原始的冲击应力波信号进行特征分析是十分困难的。如图 6 所示,分别采用 STFT、CWT 和 ST 对冲击应力波信号进行 TOA 特征提取。根据 3 种时频方法获得的时频

 表 1 传感器在复合材料面板上的坐标

 Table 1 Sensor coordinates on the composite panel

 序号
 坐标/mm

 序号
 坐标/mm

序号	坐标/mm	<b>予</b> 号	坐标/mm
P1	(110, 95)	P7	(430, 225)
P2	(270,95)	P8	(590, 225)
Р3	(430, 95)	Р9	(110, 355)
P4	(590,95)	P10	(270, 355)
P5	(110, 225)	P11	(430, 355)
P6	(270, 225)	P12	(590, 355)



图 4 复合材料加筋壁板落锤冲击试验





谱显示,冲击应力波信号的频带主要集中在 0~30 kHz, 该频率范围以外的成分相对来说非常少。此外,目前还 有研究已经表明:测量信号频率越高,获得的 TOA 数据 时间分辨率的越高。但是对于频率较高的 Lamb 波信





号,模态也得更加复杂;在 100 kHz 以下的频率范围内, 通常存在 A0 和 S0 两种主要的 Lamb 波模态,且 A0 模态 是最主要的模态<sup>[25]</sup>。综上考虑,本文采用 STFT、CWT 和 ST 三种时频方法从冲击响应信号中提取 20 kHz 的 Lamb 波信号,并根据该信号模的峰值测量 A0 模态 Lamb 波的 TOA。根据图 6 所示的信号处理结果表明,上述 3 种时 频方法均能够有效地利用 Lamb 波信号模的峰值,顺利 地提取出 TOA。下面将采用这 3 种时频方法获取 TOA 数据,并对冲击位置参数的后验分布进行贝叶斯估计,最 后通过数据融合识别冲击位置。

#### 2.3 结果与方法对比

以坐标为(317 mm, 173 mm)的位置处发生的冲击 为例,如图 7 所示,为所有传感器收集到的冲击响应时域 信号。表 2 为分别利用短时傅里叶变换,小波变换和 S 变换 3 种时频模型测得的所有传感器的 TOA 数据。针 对不同的时频模型获得的 TOA 数据,根据式(9)可构建 冲击位置等参数的后验概率密度函数,再根据 1.2 节所 述的 MCMC 采样算法的步骤即可得到冲击位置等未知 参数的后验分布。





短时傅里叶变换的 TOA 数据获得的未知参数的后 验分布结果如图 8 所示,按照同样流程可以用其他两种 时频模型的 TOA 数据获得未知参数的后验分布结果。 由于本文采用的是正态分布作为 MCMC 采样的提议分 布,得到 3 种时频模型 TOA 数据的冲击位置参数后验分 布结果后,采用正态分布对冲击位置 x 坐标和 y 坐标的 后验概率分布分别进行拟合,然后根据式(11)和(12)对

ms

Table 2 TOA data for all sensors measured by three time-frequency models

									1			
模型	P1	P2	Р3	P4	Р5	Р6	Р7	P8	Р9	P10	P11	P12
STFT	2. 535	2.420	2.435	2.800	2.590	2.420	2.445	2.685	2. 595	2.530	2.505	2.670
CWT	2.500	2.450	2.460	2.805	2.600	2.425	2.470	2. 535	2.600	2.550	2.565	2.645
ST	2.585	2.440	2.455	2.800	2.585	2.420	2.465	2. 525	2.605	2.540	2.555	2.645



Fig. 8 Posterior distribution of unknown parameters





3 种数据得到的概率分布进行融合。如图 9 所示,是针 对 3 种时频模型的 TOA 数据得到的冲击位置 x 坐标和 y 坐标的概率分布以及融合后的结果。最后利用融合后的 冲击位置 x 坐标和 y 坐标的概率分布均值和方差,根据 式(13)计算即可得到冲击位置在监测区域内的概率分 布。如图 10 所示为融合后的冲击位置的概率分布结果。 图中圆圈为实际冲击位置,与概率最大位置十分吻合,证 明了本文方法在冲击定位上的有效性。

在相同的实验条件下,本文同时应用文献[26]的不 考虑不确定性的传统方法对不同位置进行冲击定位,两 种方法的预测结果对比如图 11 所示。从图中可以看



具有更高的可靠性。





Fig. 11 Comparison of impact localization results between the traditional method and the proposed method

定义  $(x_p, y_p)$  为预测的冲击位置坐标,  $(x_r, y_r)$  为实际的冲击位置坐标, 根据下式计算冲击定位误差:

$$e = \sqrt{(x_p - x_r)^2 + (y_p - y_r)^2}$$
(14)

为了比较传统方法和本文方法的准确性,计算了 8个冲击点的定位误差如表3所示。表中显示,对于传统 TOA 的冲击定位方法,最大的冲击定位误差为 2.79 cm,平均定位误差为2.15 cm。而对于本文方法,所 有冲击点的定位误差均小于2 cm,平均定位误差只有 0.94 cm。传统方法与本文方法的冲击定位误差对比如 图 12 所示,可以看到,本文方法对于所有冲击点的定位 误差都要小于传统方法。所以,本文所提算法的定位精 度相比于传统方法更高。

不但成像分辨率高,且实际冲击位置与预测概率最大的

位置更加吻合。因此,本文所提出方法相比于传统方法

表 3	传统方法与本文方法冲击定位结果及误差

Table 3 Impact localization results and errors between traditional method and proposed method

冲击事件编号	实际冲击位置/mm -	传统方	法	本文方法		
		预测冲击位置/mm	误差/mm	预测冲击位置/mm	误差/mm	
1	(179, 255)	(166, 208)	21.40	(174, 250)	7.07	
2	(216, 156)	(190, 166)	27.86	(208, 163)	10.63	
3	(317, 173)	(330, 176)	13.34	(316, 181)	8.06	
4	(330, 102)	(344,86)	21.26	(318, 106)	12.65	
5	(342, 358)	(342, 340)	18.00	(347, 357)	5.09	
6	(355, 245)	(350, 268)	23.53	(353, 255)	10. 20	
7	(501, 277)	(512, 254)	25.50	(503, 265)	12.17	
8	(510, 160)	(531, 159)	21.02	(504, 167)	9.22	











定位时间也是衡量冲击定位算法性能的重要指标。由于本文方法和传统方法均为成像算法,定位时间与图像的离散网格数量有关,以下将通过改变离散网格的大小,比较本文方法和传统方法的定位时间。两种算法均在笔记本电脑上运行,处理器为11th Gen Intel Core i7-1165G7 @ 2.80 GHz。采用5种不同尺寸的离散网格:2、1、0.5、0.4和0.2 mm,分别对应五种不同的网格数量。如图 15 所示是本文方法和传统方法的定位时间曲线。可以看出,传统方法的定位时间随

着离散网格数的增加呈线性增加,而本文方法的定位时间受网格数的影响较小。当离散网格大小设置为0.4 mm时,图像中约有200万个离散网格,传统方法的定位时间约为12.23 s,而本文方法的定位时间仅为0.62 s,本文方法的计算速度约为传统方法的20倍。这主要是因为传统方法的冲击位置搜索过程需要遍历所有离散网格点,而本文方法是利用 MCMC 采样得到的参数后验概率分布进行成像,并不需要进行遍历操作。

100

80

60

40

20

0

100

80

60

40

20

0

冲击位置的概率

冲击位置的概率,

考虑到监测系统在实际工作中必然存在测量噪声的 影响,因此有必要在噪声情况下测试算法的鲁棒性。在 MATLAB软件中给传感器信号施加20dB的噪声,如图13 所示为噪声情况下本文方法和传统方法的冲击定位成像 结果对比。图中显示,本文方法即使在引入噪声后,定位 成像分辨率仍然较好,预测的冲击位置与实际的冲击位置 也十分接近,然而传统方法在引入噪声后,几乎无法对冲 击位置进行估计。这说明本文方法相对于传统方法具有 更强的鲁棒性,这非常有益于实际工程应用。

图 14 所示是添加噪声前后 8 个冲击点的定位误差 对比。总体而言,在添加噪声的情况下,本文提出的冲击 定位算法的定位误差略有增加,但是准确度和成像分辨 率依然较好,8 个冲击点的平均定位误差仅为 1.29 cm。



图 14 添加噪声前后 8 个冲击点的定位误差对比

Fig. 14 Comparison of localization errors of eight impact points before and after adding noise





## 3 结 论

本文提出了一种基于贝叶斯估计和数据融合的冲击 定位方法,适用于典型复合材料壁板结构。该方法无需 通过实验测量冲击应力波的传播速度,也无需建立冲击 样本数据库,定位流程简单,有助于冲击定位算法集成和 实际工程应用。采用不同的时频模型都可以有效提取 TOA 特征数据,为数据融合技术在冲击定位中的应用奠 定了基础。根据 TOA 数据测量误差的不确定性,可以对 冲击位置进行贝叶斯估计。在复合材料加筋壁板上进行 落锤冲击实验验证了本文算法的可行性,所有冲击点的 平均定位误差仅为0.94 cm。由于考虑了 TOA 测量误差 的不确定性后,本文方法相比传统基于 TOA 的冲击定位 方法具有更高的可靠性和准确度。即使在施加噪声后, 本文方法的冲击定位误差略有增加,但定位精度和成像 的分辨率依然较高,鲁棒性优于传统的 TOA 冲击定位方 法。此外,相较于传统方法,本文方法在定位时间上也具 有较大优势。在未来的研究中,本文将对复合材料壁板 结构的冲击载荷重构方法做进一步探索。

#### 参考文献

- [1] 杜善义. 先进复合材料与航空航天[J]. 复合材料学报, 2007, 24(1): 1-12.
  DU SH Y. Advanced composite materials and aerospace engineering [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2007, 24(1): 1-12.
- [2] WANG Y SH, WANG M H, WU D, et al. Time series analysis and sparse sensor network-based impact monitoring for aircraft complex structures [J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(6): 4069-4088.
- [3] CHENG J, YU Z Y, JIN H R. Nondestructive testing and evaluation techniques of defects in fiber-reinforced polymer composites: A review [J]. Frontiers in Materials, 2022, 9: 986645.
- [4] QIU L, LIN X D, WANG Y, et al. A mechatronic smart skin of flight vehicle structures for impact monitoring of light weight and low-power consumption [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144: 106829.
- [5] ZHU K G, QING X L, LIU B, et al. A passive localization method for stiffened composite structures with a parameterized laminate model [J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 489: 115683.
- [6] LIU Q, LI J D, WU L, et al. A novel bat algorithm with double mutation operators and its application to lowvelocity impact localization problem [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 90: 103505.
- THEODOSIOU T C, REKATSINAS C S, NASTOS C V, et al. Wave-based impact localization on laminated composite plates using a coarse network of sensors [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18 (5-6): 2040-2055.
- [8] YU Z X, SUN J Y, XU CH, et al. Locating of acoustic emission source for stiffened plates based on stepwise time-reversal processing with time-domain spectral finite element simulation [J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(2): 927-947.
- [9] MINIACI M, MAZZOTTI M, RADZIENSKI M, et al. Application of a laser-based time reversal algorithm for impact localization in a stiffened aluminum plate [J]. Frontiers in Materials, 2019, 6: 30.
- [10] QIU L, YUAN SH F, ZHANG X Y, et al. A time reversal focusing based impact imaging method and its evaluation on complex composite structures [J]. Smart

Materials and Structures, 2011, 20(10): 105014.

- [11] YANG H J, LEE Y J, LEE S K. Impact source localization in plate utilizing multiple signal classification[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(4): 703-713.
- [12] YUAN SH F, BAO Q, QIU L, et al. A single frequency component-based re-estimated MUSIC algorithm for impact localization on complex composite structures [J]. Smart Materials and Structures, 2015, 24(10); 105021.
- [13] REN L, ZHONG Y T, XIANG J W. FEM simulation based adaptive sensors array error compensation method for impact monitoring on stiffened composite structures[J]. Thin-Walled Structures, 2022, 174: 109074.
- [14] FU H M, VONG C M, WONG P K, et al. Fast detection of impact location using kernel extreme learning machine[J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27: 121-130.
- [15] DIPIETRANGELO F, NICASSIO F, SCARSELLI G. Structural health monitoring for impact localisation via machine learning [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 183: 109621.
- [16] WEN X L, SUN Q ZH, LI W H, et al. Localization of low velocity impacts on CFRP laminates based on FBG sensors and BP neural networks [J]. Mechanics of Advanced Materials and Structures, 2022, 29 (26): 5478-5487.
- [17] DE S M E, CIAMPA F, BOCCARDI S, et al. Impact source localisation in aerospace composite structures [J].
   Smart Materials and Structures, 2017, 26(12): 125026.
- [18] QIU L, LIU B, YUAN SH F, et al. Impact imaging of aircraft composite structure based on a model-independent spatial-wavenumber filter [J]. Ultrasonics, 2016, 64: 10-24.
- PENG T, CUI L L, HUANG X F, et al. Error-indexbased algorithm for low-velocity impact localization [J]. Shock and Vibration, 2022, DOI: 10.1155/2022/ 2703789.
- [20] YANG ZH Y, YANG H J, TIAN T, et al. A review in guided-ultrasonic-wave-based structural health monitoring: From fundamental theory to machine learning techniques[J]. Ultrasonics, 2023: 107014.
- [21] BROER A A R, BENEDICTUS R, ZAROUCHAS D. The need for multi-sensor data fusion in structural health monitoring of composite aircraft structures [J]. Aerospace, 2022, 9(4): 183.

- [22] YANG J S, HE J J, GUAN X F, et al. A probabilistic crack size quantification method using in-situ Lamb wave test and Bayesian updating[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 78: 118-133.
- [23] GELMAN A, CARLIN J B, STERN H S, et al. Bayesian data analysis, third edition [M]. New York: Chapman and Hall/CRC, 2013.
- [24] GREWAL M S, ANDREWS A P. Kalman filtering: Theory and practice with MATLAB[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2014.
- [25] 胡宁,刘瑶璐,赵友选,等.基于低频动态信息和超声导波的复杂结构损伤的在线诊断技术[J].固体力学学报,2017,38(4):312-347.
   HUN,LIUYL,ZHAOYX, et al. On-line monitoring

technologies for complex structural damage identification
based on low-frequency structural dynamic signals and
ultrasonic guided waves [J]. Chinese Journal of Solid
Mechanics, 2017, 38(4): 312-347.

[26] MIGOT A, BHUIYAN Y, GIURGIUTIU V. Impact localization on composite plates using two developed imaging methods [C]. Active and Passive Smart Structures and Integrated Systems XIV. SPIE, 2020, 11376: 189-200.

#### 作者简介



邓德双,2020年于大连海事大学获得学 士学位,现为大连理工大学博士研究生,主 要研究方向为结构健康监测。

Deng Deshuang received his B. Sc. degree

E-mail: jack19990106@ mail. dlut. edu. cn

from Dalian Maritime University in 2020. He is currently a Ph. D. candidate at Dalian University of Technology. His main research interest is structural health monitoring.



杨雷(通信作者),分别在 2009 年和 2014年于北京航空航天大学获得学士和博 士学位,现为大连理工大学力学与航空航天 学院副教授,主要研究方向为复合材料力学 和结构健康监测。

E-mail:yangl@dlut.edu.cn

Yang Lei (Corresponding author) received his B. Sc. and Ph. D. degrees from Beihang University in 2009 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at the School of Mechanics and Aerospace Engineering, Dalian University of Technology. His main research interests are composite mechanics and structural health monitoring.