

# 基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检研究

杨林刚<sup>1</sup>, 王增光<sup>2</sup>, 马润泽<sup>1</sup>, 王元鹏<sup>2</sup>, 王霄鹤<sup>1</sup>

(1. 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司, 杭州 310000;

2. 中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471000)

**摘要:** 海上升压站所处的深海环境复杂多变, 极易受到海浪、雾气等自然因素的干扰, 单一传感器容易受到外部因素的干扰, 导致数据异常或丢失, 进而出现巡航轨迹偏离预期、均方根误差显著偏大的问题; 对此, 研究基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检方法; 利用遗忘因子对观测数据进行去噪处理, 并通过动态加权法根据各传感器的实时偏差赋予最优权值, 提高融合精度; 通过误差矩阵和置信阈值评估传感器数据的信任度, 剔除异常数据, 降低均方根误差; 基于相关度函数和权因子计算, 对多传感器数据进行加权组合, 输出全局状态估计值, 完成智能巡检; 实验结果表明, 该方法巡检经过的 A 点、B 点、C 点坐标与预期巡检轨迹一致, 均方根误差最终降为 0.01; 结果表明该方法能够为海上能源设施的安全和稳定运行提供更加坚实的保障。

**关键词:** 多传感融合; 海上升压站; 无人智能巡检; 巡航轨迹; 均方根误差

## Research on Unmanned Intelligent Inspection of Offshore Boosting Stations Based on Multi Sensor Fusion Technology

YANG Lingang<sup>1</sup>, WANG Zengguang<sup>2</sup>, MA Runze<sup>1</sup>, WANG Yuanpeng<sup>2</sup>, WANG Xiaohu<sup>1</sup>

(1. Huadong Engineering Co., Ltd., POWER CHINA, Hangzhou 310000, China;

2. Luoyang Opto-electronic Technology Research Institute, AVIC, Luoyang 471000, China)

**Abstract:** An offshore booster station is located in a complex and variable deep-sea environment, making it highly susceptible to interference from natural factors such as waves and fog. A single sensor is easily affected by external factors, leading to abnormal or lost data, and resulting in cruise trajectories deviating from expectations and significantly larger root mean square errors. Based on multi-sensor fusion technology, research on unmanned intelligent inspection methods for offshore booster stations is conducted. Using the forgetting factor to denoise the observed data and dynamically weighting method to assign optimal weights to the real-time deviation of each sensor, thus improving a fusion accuracy. Evaluate the trustworthiness of sensor data through error matrix and confidence threshold, eliminate abnormal data, thereby reducing the root mean square error. Based on the correlation function and weighting factor calculation, the multi-sensor data is weighted and combined to output a global state estimation value, completing intelligent inspection. Experimental results show that the coordinates of A, B, and C points inspected by this method are consistent with those of the expected inspection trajectory, and the root mean square error is ultimately reduced to 0.01. The results indicate that this method can provide a more solid guarantee for the safe and stable operation of offshore energy facilities.

**Keywords:** multi-sensor fusion; offshore booster station; unmanned intelligent inspection; cruise trajectory; root mean square error

## 0 引言

根据国家能源局最新统计, 2023 年海上风电累计

装机容量已突破 30 GW, 占全球总装机量的 45% 以上, 其中深远海项目 (离岸距离  $\geq 50$  km) 占比从 2020 年的 12% 激增至 2023 年的 38%<sup>[1]</sup>。这种由近海向远海的跨

收稿日期: 2025-02-28; 修回日期: 2025-05-06。

基金项目: 2024 年度课题全国商科教育科研“十四五”规划课题 (SKJYKT-2405254)。

作者简介: 杨林刚 (1978-), 男, 大学本科, 正高级工程师。

引用格式: 杨林刚, 王增光, 马润泽, 等. 基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检研究[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(4): 130-136.

越式发展,使得海上升压站面临前所未有的技术挑战。海上升压站年平均风速达 8.5~10 m/s (近海为 6~7 m/s),台风季瞬时风速超过 40 m/s,导致升压站钢结构疲劳寿命缩短 30%~40%;空气湿度长期维持在 95%RH 以上,盐雾沉降量达 3.5~5.0 mg/(100 cm<sup>2</sup>·d) (近海的 2~3 倍),引发电气设备腐蚀速率加快 4~8 倍;6~8 级海况出现频率增加至 180 天/年,引发升压站基础振动加速度谱密度在 0.5~10 Hz 频段提升 15 dB。传统的人工巡检方式不仅效率低下,受制于 6 级及以上海况 (年均出现 90~120 d),超过 40% 的计划巡检无法按期执行<sup>[2]</sup>。因此,需要借助物联网、云计算、大数据、5G 通信及图像识别等前沿技术,智能化巡检技术应运而生,旨在替代传统人工巡检,实现海上升压站的无人智能巡检。

当前,尽管已有一些文献对海上升压站无人智能巡检进行了初步探讨,但这些研究大多聚焦于单一技术的应用,如文献 [3] 提出的基于 5G 与北斗的巡检方法,选择具备强抗风能力和稳定飞行性能的无人机,利用 5G 技术实现无人机与地面监控站之间的高速数据传输和实时通信。集成北斗卫星导航系统,规划无人机巡检路径,无人机按照预定航线自主飞行,实现智能巡检。北斗卫星导航系统在海上可能受到多种因素的干扰,如电离层延迟、多路径效应等,导致定位精度下降,降低巡检的准确性;文献 [4] 提出的基于微型激光雷达的巡检方法,启动微型激光雷达系统,对海上升压站进行三维扫描。通过远程监控系统实时监测,获取巡检结果。在极端环境下,微型激光雷达系统可能出现性能下降、数据误差增大等问题,影响巡检结果的准确性;文献 [5] 提出的基于 IMU-GNSS-VO 的巡检方法,在巡检平台上集成 IMU (惯性测量单元)、GNSS (全球导航卫星系统) 和 VO (视觉里程计) 传感器,结合卫星导航数据进行精确的巡检位置解算。海上升压站的结构复杂且可能存在遮挡物,IMU、GNSS 和 VO 数据的采集产生误差,影响巡检的精度和可靠性;文献 [6] 提出的面向多目标联合的巡检方法,无人机在巡检过程中实时采集图像、温度、三维点云等多目标数据,联合无线通信技术,实时接收无人机的状态信息和巡检数据,进行监控和分析。在恶劣环境下,无人机可能无法保持稳定的飞行姿态,导致数据采集不准确或丢失。

基于以上研究,提出了基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检方案。该方案旨在通过整合多种传感器数据,实现对海上升压站的全方位、全天候智能巡检,为海上风电场的运维管理提供有力支持。

## 1 海上升压站无人智能巡检多传感数据融合

海上升压站作为海上风电场的电力传输与转换核心,其内部构造复杂,主要设备间涵盖了变压器室、高

抗室 (高压电抗器室)、GIS 室 (气体绝缘开关设备室)、配电屏室、继电保护室 (继保室)、阀控设备室 (阀箱室) 以及蓄电池室等关键区域。鉴于海上升压站各设备间对于高效、精确巡检需求,部署了无人智能巡检系统,系统平台架构如图 1 所示。

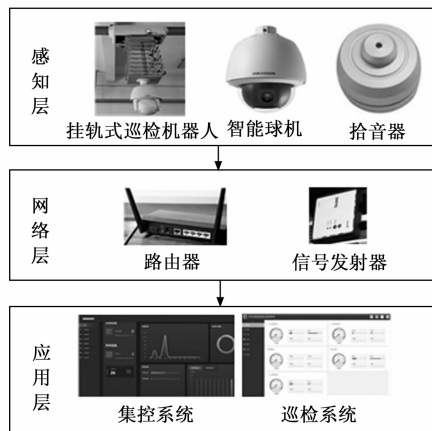


图 1 机器人巡检系统平台架构

机器人巡检系统采用了高度集成的 3 层架构设计,旨在实现对电气设备的全方位、智能化监控。在感知层部署了传感器设备,包括挂轨式巡检机器人 (集成摄像头、红外、振动传感器)、智能球机 (属摄像头类,含可见光/红外双光谱版本) 拾音器 (用于异常声响检测)。这些设备能够实时、准确地采集海上升压站电气设备的关键运行状态数据。挂轨式巡检机器人凭借其灵活的移动能力和高精度传感器,能够深入设备内部进行细致检查。该机器人相关参数,如表 1 所示。

表 1 挂轨式巡检机器人相关参数

序号	名称	参数
1	型号	YDK-LZN/TL/SZ-15
2	电压	220 V
3	环境条件	普通室内
4	输入图像路数	16 路
5	重量	25 kg
6	外形尺寸	600 mm×200 mm×550 mm
7	功率	150 W
8	最低现场照度	120

智能球机以其 360° 全景视野和高清成像能力,对设备外观及周围环境进行全面监控。拾音器则负责捕捉设备运行时产生的声音信息,为故障预警提供重要线索;网络层作为感知层与应用层之间桥梁,承担着数据传输与指令下达的双重任务。

在海洋环境中,海上升压站作为关键设施,面临着复杂多变的环境条件和设备结构的多样性,这种复杂性使得单一传感器难以全面且准确地捕捉其运行状态。因此,为了实现对海上升压站设备状态的精确感知和评

估, 无人智能巡检过程中采用了挂轨式巡检机器人 (集成摄像头、红外、振动传感器)、智能球机 (属摄像头类, 含可见光/红外双光谱版本) 拾音器 (用于异常声响检测)<sup>[7]</sup>。这些传感器能够从视觉、温度、声音和振动等多个角度对海上升压站进行全方位监测。然而, 由于这些传感器的测量原理、精度以及适用范围各不相同, 它们所采集的数据往往存在冗余、冲突甚至不确定性。为了充分利用这些多源信息, 提高巡检的准确性和可靠性, 采用多传感数据融合技术。这一技术能够整合来自不同传感器数据, 消除冗余和冲突, 提取关键信息。多传感数据融合技术通过集成和处理来自不同传感器的数据, 以形成更全面、准确的环境感知和设备状态评估<sup>[8]</sup>。基于此, 构建了如图 2 所示的无人智能巡检多传感融合结构。

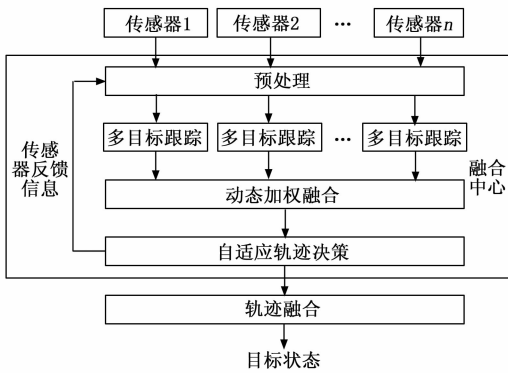


图 2 无人智能巡检多传感融合结构

图 2 中, 各个传感器首先在其内置的处理器上独立执行单传感器目标跟踪任务<sup>[9-12]</sup>。挂轨式巡检机器人搭载的近景摄像头聚焦设备细节 (如螺栓松动、裂纹), 而智能球机的 360° 全景视野覆盖设备整体外观 (如外壳变形、漏油)。两者协同工作, 既能定位局部故障点, 又能评估设备整体状态, 避免因单一视角导致的漏检。基于此, 在无人智能巡检多传感融合结构下使用多传感融合技术, 依赖于多个传感器对海上升压站进行同步观测数据。在海上升压站无人智能巡检系统中, 各传感器在特定时间点 (如  $t$  时刻) 对升压站进行同步观测。假设此时共有  $n$  个传感器参与观测, 则对于第  $n$  个传感器, 考虑海洋环境扰动 (如盐雾、波浪振动) 的耦合效应:

$$a_n(t) = h_n[X(t)] + \Gamma_n(t) + v_n(t) \quad (1)$$

式中,  $h_n[X(t)]$  表示第  $n$  个传感器对系统状态  $X(t)$  的观测模型,  $X(t) = [\xi_x, \xi_y, \varphi_{vib}]$ , 其中,  $\xi_x$  为位置<sup>[13-14]</sup>,  $\xi_y$  为速度,  $\varphi_{vib}$  为振动相位;  $\Gamma_n(t)$  为环境耦合;  $v_n(t)$  为观测噪声。

其中视频噪声来源复杂, 需分项建模:

$$R_{video} = \begin{bmatrix} \sigma_{det}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{motion}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,  $\sigma_{det}^2$  为目标检测噪声;  $\sigma_{motion}^2$  为运动分析噪声。

由此可以得到各传感器的局部状态估计, 分别记为  $a_1(t) \cdot R_{video}, a_2(t) \cdot R_{video}, \dots, a_n(t) \cdot R_{video}$ <sup>[15-16]</sup>。然而, 在观测数据中存在噪声数据, 影响巡检结果, 为此, 引入遗忘因子, 进行数据去噪处理:

$$\sigma' = \frac{1 - \sigma}{1 - \sigma^{t+1}} \quad (3)$$

式中,  $\sigma$  为遗忘因子。该值越大, 表示越重视噪声数据在滤波估计中的作用, 当噪声特征变化较快时, 该数值较大, 反之则较小, 由此滤除掉噪声数据。为了使滤波估计能够更好地适应这种快速变化的噪声环境, 需要增大遗忘因子的值, 以赋予近期观测数据更高的权重, 从而更及时地反映噪声的变化情况。相反, 当噪声特征变化较慢时, 噪声的统计特性相对稳定, 此时可以减小遗忘因子的值, 使滤波估计更加平滑, 减少因噪声短期波动而引起的估计误差。设滤波估计的更新公式为:

$$\hat{x}_k = (1 - \sigma)\hat{x}_{k-1} + \sigma z_k$$

其中:  $\hat{x}_k$  表示  $k$  时刻的滤波估计值,  $\hat{x}_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻的滤波估计值,  $z_k$  表示  $k$  时刻的观测值,  $\sigma$  表示遗忘因子。

且在实际应用中, 由于各传感器的测量误差与设备状态、环境因素等有关, 因此难以直接采用固定的权值进行加权平均。为了解决这一问题, 需要引入动态加权法, 根据各传感器的实时偏差对传感器赋予最优的权值, 实现去噪融合。在海上升压站无人智能巡检中, 这一技术应用将有助于提高巡检准确性和可靠性, 为设备运维管理提供有力数据支持。

$n$  个传感器在  $t$  时刻对目标 A 的即时偏差可以表示为:

$$\epsilon_n^A(t) = P_k \sqrt{[x_n^A(t) - x_n^A(t)]^2 + [y_n^A(t) - y_n^A(t)]^2} \quad (4)$$

式中,  $[x_n^A(t), y_n^A(t)]$  表示  $t$  时刻  $n$  个传感器对巡检目标 A 的观测位置<sup>[17-18]</sup>;  $[x_n^A(t), y_n^A(t)]$  表示经过滤波处理后的  $t$  时刻  $n$  个传感器对巡检目标 A 的观测位置;  $P_k$  表示滤波估计的误差方差,  $P_k = E[(\hat{x}_k - x_k)^2]$ , 其中,  $x_k$  表示  $k$  时刻的真实状态值。

按照“即时偏差越小, 权重越大”的原则, 推导出加权传感器最优权值分配表达式:

$$\omega_n = \frac{1 - \frac{\epsilon_n^A(t)}{\sum_{i=1}^n \epsilon_i^A(t)}}{n - 1} \quad (5)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, n$ 。应用动态加权法的融合信息表达式为:

$$a = \sum_{i=1}^n \omega_n(t) \cdot [x_n^A(t), y_n^A(t)] \quad (6)$$

通过上述公式, 可以实现按照传感器的实时偏差对

传感器赋予最优的权值, 从而提高多传感器跟踪融合的精度<sup>[19-20]</sup>。然而,  $a$  融合信息结果是全局状态估计值, 但该值可能受到传感器数据异常或局部状态估计差异的影响。因此, 在多传感融合系统中, 除了考虑全局状态融合外, 还需要综合考虑计算量、系统通信能力等因素。基于此, 研究自适应巡检航迹融合算法。计算第  $i$  个传感器和第  $j$  个传感器局部状态估计间的相对距离, 该距离反映了传感器数据之间的差异程度:

$$d_{ij}(t) = |a_i(t) - a_j(t)| \quad (7)$$

由公式 (7) 可知, 传感器数据之间差异程度越大, 传感器间的数据相差越大; 反之, 则越小。针对融合巡检航迹的精度需求及系统资源限制, 设定了一个门限值  $\lambda$ , 用于评估融合必要性与可行性。通过公式 (6) 可以明确, 统计差异距离  $d_{ij}$  的计算完全依赖于各个传感器局部状态估计。在多传感器协同跟踪情况下, 每个传感器都会提供其视角下的局部状态估计。为了量化不同传感器数据之间的关联程度, 建立了支持度函数:

$$T_{ij} = \frac{2\text{arccot}(d_{ij})}{\pi} \quad (8)$$

利用这些估计值, 结合公式 (8), 可以计算出任意两个传感器之间的支持度  $T_{ij}$ 。将这个支持度与预设的门限  $\lambda$  进行对比。如果支持度  $T_{ij}$  小于门限  $\lambda$ , 这意味着各传感器的局部巡检航迹之间差异较小, 具有较高的一致性, 因此没有必要进行进一步的巡检航迹融合。在此情况下, 可以直接选择其中一条质量较高的巡检航迹作为全局巡检航迹进行输出。相反, 如果支持度  $T_{ij}$  大于门限  $\lambda$ , 则表明各传感器的局部巡检航迹之间存在较大差异, 需要通过融合算法来整合这些信息, 以获得更为准确和全面的巡检航迹  $a'$ 。

## 2 无人智能巡检

通过上述实时获取的海上升压站传感融合信息, 以此为基础, 进行无人智能巡检。

1) 基于误差矩阵与置信阈值的海上升压站传感器数据信任度评估与异常剔除:

通过计算任意两个传感器数据之间的距离, 可以得到一个量化的指标, 用于评估它们之间的接近程度。然而, 这种量化评估结果存在异常数据。异常数据可能源于传感器故障或环境干扰, 若不剔除, 会导致融合结果失真。为了更精确地描述和量化传感器之间在一次测量中的数据偏差程度, 针对上述融合后得到的  $a'$  构建一个误差矩阵:

$$d'(t) = a' \begin{bmatrix} d_{11}(t) & d_{12}(t) & \cdots & d_{1n}(t) \\ d_{21}(t) & d_{22}(t) & \cdots & d_{2n}(t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n1}(t) & d_{n2}(t) & \cdots & d_{nn}(t) \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (9)$$

该矩阵的每一个元素代表了在一次具体测量过程中, 任意两个传感器之间数据偏差的量化值。通过这种方式, 不仅能够直观地了解到传感器之间数据差异, 还能为后续数据融合、异常检测以及传感器校准等工作提供有力数学支撑。

设定了一个关键的置信阈值  $\gamma$ , 根据误差矩阵判断, 表达式为:

$$Q_{ij} = \begin{cases} 0 & d'(t) > \gamma \\ 1 & d'(t) \leq \gamma \end{cases} \quad (10)$$

如果某个元素值大于阈值  $\gamma$  时, 这意味着第  $i$  个传感器和第  $j$  个传感器之间的误差值显著偏大, 所采集的数据之间缺乏相互支持, 几乎不存在相关性, 因此, 可以将这两组数据之间的信任度视为 0。相反, 如果误差矩阵中的某个元素值小于或等于阈值  $\gamma$ , 那么可以认为  $i$  个传感器和第  $j$  个传感器之间的数据是相互支持的, 它们之间存在较强的相关性, 因此, 这两组数据之间的信任度可以被设定为 1。基于上述信任度评估机制, 可以有效地识别出那些信任度低、有效性差的数据, 这些数据很可能源于传感器异常或测量环境的干扰, 因此, 可以直接将这些异常数据剔除。为此, 添加一个修正函数:

$$\zeta(t) = \begin{cases} \frac{1}{e_{y(t)}} Q_{ij} & S(v) > \mathfrak{S}^2 \\ 1 & S(v) \leq \mathfrak{S}^2 \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $e_{y(t)}$  表示巡检误差;  $v$  表示自适应调节因子, 用来检测综合状态信息中是否存在非正常值;  $S(v)$  表示求巡检矩阵的迹;  $\mathfrak{S}$  表示调节因子服从自由度的分布。当  $S(v) \leq \mathfrak{S}^2$  时, 说明测量正常; 当  $S(v) > \mathfrak{S}^2$  时, 说明测量非正常。通过修正函数能够识别出数据中的异常值, 确保融合结果的准确性和可靠性。经过这样处理, 不仅能够保证采样数据之间的相关性, 同时还能够消除异常数据对数据融合结果可能产生的负面影响, 降低均方根误差。

2) 海上升压站巡检中的传感器数据相关性评估:

传感器数据之间的相关性直接影响融合结果的合理性。高相关性数据可以增强融合结果的置信度, 而低相关性数据可能需要进一步处理或剔除。为了反映传感器数据之间的相关性, 引入了相关度函数:

$$\vartheta_{ij}(t) = -\frac{d_{ij}(t)}{d'(t)\zeta(t)} + 1 \quad (12)$$

由公式 (12) 可知, 相关度函数值越大, 表示传感器数据之间的相关性越强; 反之, 则越弱。

3) 海上升压站巡检中权因子计算:

权因子反映了各传感器数据在融合过程中的重要性程度, 在海上升压站无人智能巡检系统中, 权因子的计算基于相关矩阵。具体来说, 某个传感器的权因子等于该传感器观测值相对于所有传感器观测值的总体相关

度, 表达式为:

$$\omega_j^r(t) = \vartheta_{ij}(t) \cdot H \quad (13)$$

式中,  $H$  表示一组非负数。通过计算权因子, 可以得到各传感器在数据中的贡献程度, 为后续的无人智能巡检加权组合状态输出提供依据。

4) 海上升压站无人智能巡检状态输出:

基于各传感器的局部状态估计值和权因子, 进行加权组合, 得到升压站的综合状态信息。全局状态估计值是巡检系统的最终输出, 直接反映了升压站的运行状态。通过此步骤, 系统可以为运维人员提供可靠的决策依据。根据各传感器的权因子和局部状态估计值, 进行加权组合处理。加权组合的结果即为融合输出值, 它反映了海上升压站在多传感器视角下的综合状态信息:

$$y(t) = \omega_1^r(t)a_1(t) + \omega_2^r(t)a_2(t) + \dots + \omega_N^r(t)a_N(t) \quad (14)$$

通过融合输出值, 系统可以对海上升压站的运行状态进行全面、精准评估, 由此完成无人智能巡检。本文提出的海上升压站无人智能巡检多传感数据融合方法, 整体结构合理, 逻辑严谨, 具有较高的创新性和实用性。通过动态加权、自适应融合和异常剔除等技术, 能够有效提高巡检结果的准确性和可靠性, 为设备运维提供有力支持。

### 3 实验分析

#### 3.1 实验设置

选用广东省的海上风电场, 该风电场选址于近海深水区, 规划海域面积约 780 km<sup>2</sup>, 总装机容量达 4.5 GW。其中某特定项目位于某海域附近, 设计装机 1 GW, 场区中心距岸线 55 km。水深范围在 20~35 m 之间, 这一水深条件为大型海上风电设备的安装与运行提供了良好的自然环境。

在电力传输与汇集方面, 该项目采用了 30 kV 集电线路, 将风电场产生的电能高效汇集并接入 110 kV 交流海上升压变电站的 30 kV 侧母线。为了确保电能的稳定传输, 风电场集电线路被精心规划为 15 回, 每回线路均承担着重要的电能传输任务。经过 110 kV 交流海上升压变电站的升压处理, 电能将被提升至 33 kV 的高压等级, 随后通过两回 110 kV 海底电缆, 安全、可靠地输送到陆地电网。

#### 3.2 实验指标

均方根误差是衡量预测值与实际值之间偏差的常用指标, 其数学表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (15)$$

式中,  $y_i$  为实际观测值;  $\hat{y}_i$  为预测值。RMSE 越小, 表示预测值与实际值之间的偏差越小, 模型的精度越高。

#### 3.3 实验结果分析

本实验的数据样本采集自实际运行中的海上升压站巡检过程, 为了保障数据的全面性和典型性, 在晴朗天气下选取分布在不同位置的巡检点作为数据收集站点。利用在这些站点安装的机器人巡检系统, 获取巡检数据, 如图 3 所示。

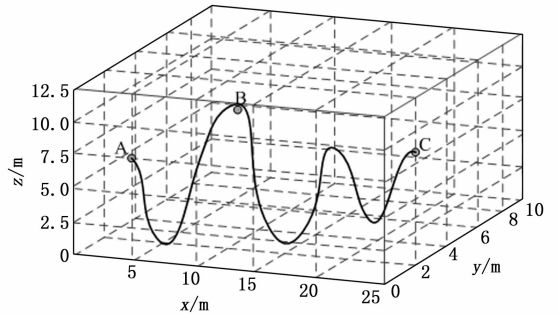


图 3 晴朗天气下的预期巡检轨迹

由图 3 可知, A 点、B 点、C 点的坐标分别是 (5, 0, 7.5)、(10, 2, 12)、(0, 2, 8.5)。

为了进一步验证所研究方法的有效性, 特意选择大雾天气下设置了 5 个巡检点, 如图 4 所示。

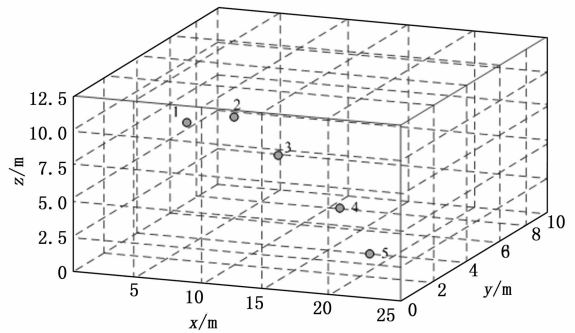


图 4 大雾天气下巡检点位置

将图 4 所示的巡检点作为验证指标, 1~5 点的坐标分别为 (5, 4, 11.5)、(7, 3, 12)、(10, 5, 9.5)、(12, 7, 6.5)、(23, 1, 3.5)。

对同一目标同步观测, 将均方根误差作为无人智能巡检的实验验证指标, 该指标对误差的敏感度较高, 能够更准确地反映预测值与实际值之间的差异。在无人智能巡检中, 这种高敏感度有助于精确评估巡检系统的性能, 确保巡检结果的可靠性。均方根误差验证结果, 如图 5 所示。

由图 5 可知, 通过均方根误差的实验验证, 证明了多传感融合技术在无人智能巡检中的优越性。随着采样时间的增加, 均方根误差逐渐减小, 最终降为 0.01, 表明系统能够准确预测目标状态, 为海上升压站的运维管理提供了可靠支持。未来可以进一步优化技术, 推动无人智能巡检的发展和应用。

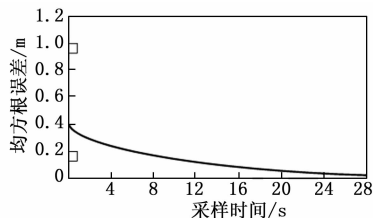


图 5 均方根误差

### 3.4 实验结果与分析

分析基于 5G 与北斗的巡检方法、基于微型激光雷达的巡检方法、基于 IMU-GNSS-VO 的巡检方法、面向多目标联合的巡检方法、基于多传感融合技术的巡检方法的巡检轨迹, 对比结果如图 6 所示。

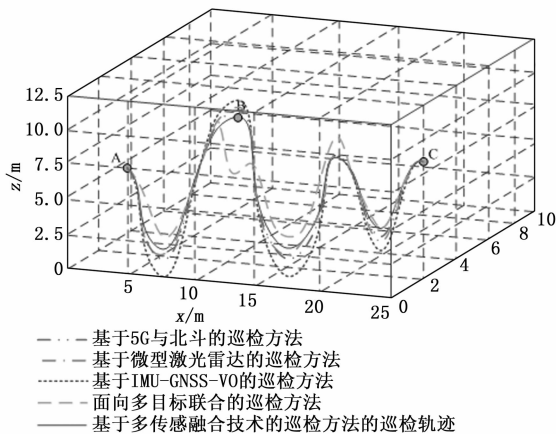


图 6 不同方法晴朗天气下的巡检轨迹对比分析

由图 6 可知, 使用基于 5G 与北斗的巡检方法、基于微型激光雷达的巡检方法、基于 IMU-GNSS-VO 的巡检方法、面向多目标联合的巡检方法受到遮挡物、天气变化(如雨、雾、雪)、电磁干扰等复杂环境条件的限制, 导致数据质量下降, 影响巡检轨迹的精确度。而多传感融合技术能够综合利用不同传感器的优势, 适应各种复杂环境条件, 能够剔除异常数据, 获取精准巡检轨迹, A 点、B 点、C 点的坐标分别是 (5, 0, 7.5)、(10, 2, 12)、(0, 2, 8.5), 与预期巡检轨迹一致。

由图 7 可知, 使用基于 5G 与北斗的巡检方法只能精确定 1 点和 5 点的坐标, 即 (5, 4, 11.5)、(23, 1, 3.5); 使用基于微型激光雷达的巡检方法只能精确定 1 点的坐标, 即 (5, 4, 11.5); 使用基于 IMU-GNSS-VO 的巡检方法只能精确定 1 点和 2 点的坐标, 即 (5, 4, 11.5)、(7, 3, 12); 使用面向多目标联合的巡检方法无法精确定任何坐标位置; 使用多传感融合技术能够精确定 1-5 点的坐标, 即 (5, 4, 11.5)、(7, 3, 12)、(10, 5, 9.5)、(12, 7, 6.5)、(23, 1, 3.5)。

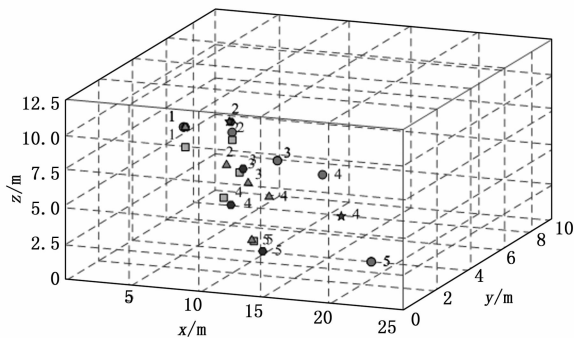


图 7 不同方法大雾天气下的巡检点位置对比分析

不同方法的均方根误差分析结果如图 8 所示。

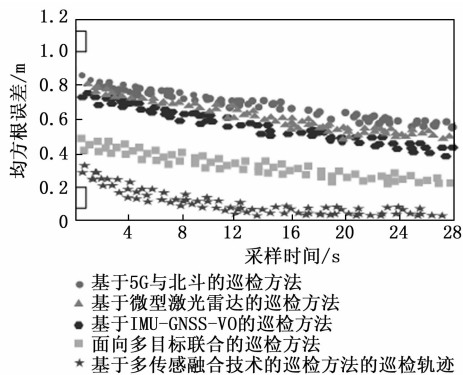


图 8 不同方法的均方根误差分析结果

由图 8 可知, 使用基于 5G 与北斗的巡检方法、基于微型激光雷达的巡检方法、基于 IMU-GNSS-VO 的巡检方法、面向多目标联合的巡检方法均方根误差数据明显与实际高于研究方法, 最终误差分别下降到 0.61、0.59、0.43、0.38, 而使用基于多传感融合技术的巡检方法均方根误差数据与实际数据更贴合, 最终误差降为 0.01。由此表明, 相较于传统方法, 多传感融合技术显著提升了巡检精度, 对于复杂多变的海上环境具有更强的适应性和鲁棒性, 为海上升压站的长期稳定运行提供了有力保障。

更全面地验证多传感融合技术在各种极端环境下的有效性和适应性, 设定如下所示的 5 种典型工况实验环境: 1) 强风浪工况: 风速: 20~30 m/s (9 级以上)、浪高: 4~6 m, 盐雾浓度: 0.5~1.2 mg/m<sup>3</sup>、设备振动加速度: 0.8~1.5 g; 2) 暴雨工况: 降雨量: 50~100 mm/h、空气湿度: ≥95%RH、雷暴干扰: 电场强度 3~5 kV/m; 3) 浓雾工况: 能见度: <50 m、雾滴浓度: 1×10<sup>5</sup>~10<sup>5</sup> 个/cm<sup>3</sup>、气溶胶光学厚度: 0.8~1.2; 4) 低温结冰工况: 温度: -15~-5℃、覆冰厚度: 10~30 mm、结构形变: 钢构架收缩率 0.1%~0.3%; 5) 复合极端工况: 组合条件: 风速 25 m/s +

浪高 5 m + 雷暴、电磁干扰：10~100 MHz 宽带噪声、结构共振：2~5 Hz 低频晃动。在上述 5 种工况下进行移动速度范围、越障能力、传感器精度等测试指标分析测试，结果如表 2 所示。

表 2 5 种工况下的巡检性能分析结果

工况	移动速度范围/(m/s)	碰撞率/%	传感器精度/%
1	6	1.2	97
2	5	0.9	96
3	7	0.8	95
4	6	0.7	92
5	4	1.5	93

从表 1 可以看出，多传感融合技术在 5 种典型极端工况下均表现出了良好的有效性和适应性。在移动速度方面，虽然不同工况下存在一定差异，但设备能够在保证安全的前提下实现一定速度的移动，满足巡检的基本要求。在避障能力方面，碰撞率较低，说明设备能够有效应对复杂环境中的障碍物。在传感器精度方面，尽管受到环境因素的影响，但总体精度较高，能够为海上升压站的设备状态监测提供可靠的数据支持。

#### 4 结束语

提出了基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检研究方法。该技术通过整合来自不同类型传感器的多样化信息，实现了对海上升压站状态的全面感知。同时，整合来自不同传感器的多样化信息，有效识别并剔除异常数据。多传感融合技术还展现出了对复杂多变海上环境的强大适应能力，能够根据环境条件变化，精确地描述和量化传感器之间在一次测量中的数据偏差程度，确保在任何情况下都能获得高质量的巡检数据。通过实验证明，相较于传统方法，多传感融合技术显著提升了巡检精度，对于复杂多变的海上环境具有更强的适应性和鲁棒性，为海上升压站的长期稳定运行提供了有力保障。然而，多传感融合技术需要实时传输和处理大量的传感器数据，对通信和数据处理能力提出了较高要求。在未来的研究中，将利用云计算和边缘计算等技术，提升数据处理能力，实现大规模传感器数据的实时分析和处理。

#### 参考文献：

[1] 陈婷婷, 赵世忠. 多传感器信息融合模糊控制模型设计 [J]. 传感技术学报, 2023, 36 (6): 911-915.  
 [2] 张辉, 杜瑞, 钟杭, 等. 电力设施多模态精细化机器人巡检关键技术及应用 [J]. 自动化学报, 2025, 51 (1): 20-42.  
 [3] 王峰, 杨利波, 杨嘉妮, 等. 基于 5G 与北斗的输电线路无人机车载智能移动巡检系统设计 [J]. 中国测试,

2023, 49 (12): 87-93.

[4] 张欣, 陈玉权, 王海楠, 等. 基于微型激光雷达的无人机智能化电力线路巡检技术研究 [J]. 电子器件, 2024, 47 (3): 814-819.  
 [5] 朱长荣, 吕文超, 单超, 等. 基于 IMU-GNSS-VO 的输电线无人机巡检定位和目标跟踪自适应方法 [J]. 电力建设, 2023, 44 (8): 61-70.  
 [6] 梁华尘, 周稳, 倪旭东, 等. 面向多目标联合电力巡检的车载无人机协同巡检路径规划方法 [J]. 南方电网技术, 2023, 17 (11): 138-147.  
 [7] 刘峰, 王宏伟, 刘宇. 基于多传感融合的巷道三维空间映射 [J]. 煤炭学报, 2024, 49 (9): 4019-4026.  
 [8] 王得剑, 高静, 聂凯明. 基于列共用多采样技术的 CMOS 图像传感器读出电路设计 [J]. 传感技术学报, 2023, 36 (4): 503-510.  
 [9] 杨林刚, 王增光, 马润泽, 等. 基于块分解和循环神经网络的海上升压站智能巡检目标时序配准算法 [J]. 水力发电, 2024, 50 (7): 101-105.  
 [10] 金波, 陈铨, 徐焕, 等. 基于门循环神经网络的电力机器人巡检方法 [J]. 高电压技术, 2023, 49 (s1): 118-121.  
 [11] 李旭, 王文森, 郭丽, 等. 基于多传感器融合的电力变压器内部放电定位与辨识技术 [J]. 电网与清洁能源, 2024, 40 (3): 22-31.  
 [12] 袁宸胤, 陈泉智, 陈力. 多物理量传感的输电线路安全距离测量及数据在线融合处理技术 [J]. 电子器件, 2023, 46 (2): 548-556.  
 [13] 项新建, 李可哈, 曹楹, 等. 基于支持度和确定度的异构数据融合方法 [J]. 传感技术学报, 2023, 36 (8): 1243-1249.  
 [14] 谢嘉成, 房舒凯, 王学文, 等. “人本智造与 XR+” 驱动的综采工作面人机协同智能化运行模式探索与实践 [J]. 煤炭学报, 2023, 48 (2): 1099-1114.  
 [15] 周登科, 郭星辰, 史凯特, 等. 风电场无人机巡检红外叶片图像拼接算法 [J]. 红外技术, 2023 (11): 1161-1168.  
 [16] 喻洋, 董明知. 光伏变电站智能巡检机器人功能设计与实现 [J]. 电测与仪表, 2023, 60 (6): 40-45.  
 [17] 冷佳旭, 莫梦竟成, 周应华, 等. 无人机视角下的目标检测研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28 (9): 2563-2586.  
 [18] 常城, 舒志兵, 陈守林, 等. 基于 UWB 的智能巡检机器人定位系统研究 [J]. 机床与液压, 2024, 52 (9): 22-29.  
 [19] 庄雪澄, 邵洁. 基于逐像素自适应对抗网络的电力巡检图像增强方法 [J]. 南方电网技术, 2024, 18 (6): 138-147.  
 [20] 祁宁春, 聂强, 来记桃, 等. 水电站多元场景水下智能巡检关键技术与实践 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2023, 63 (7): 1124-1134.