DOI：10.20271/j.cnki.1673-9833.2026.6001

强干扰下 IGA 对系泊缆绳自振基频的识别及应用

段洪辉[1]，王　艳[2]

（1. 湖南科技大学 物理与电子科学学院，湖南 湘潭 411201；
2. 湖南科技大学 信息与电气工程学院，湖南 湘潭 411201）

摘　要：为了解决系泊缆绳自振基频识别在复杂工况下噪声干扰和谐波混叠引起的显著误差，从 3 个角度提出了改进遗传算法（IGA），以实现抑制噪声、提升抗干扰能力、优化搜索效率和修正基频异常值。该方法首先利用频域能量加权函数增强基频与谐波能量关联性，抑制噪声干扰；其次，融合实数编码与 FFT 实现预筛选优化搜索效率；最后，引入动态后处理修正基频异常值。实验结果表明，在强干扰环境中，相比于贝叶斯方法的 82.35%（平均误差±0.34 Hz）基频识别精度，IGA 的基频识别精度可达 96.64%（平均误差±0.05 Hz），且 IGA 的单次迭代耗时仅 0.6 s。

关键词：基频识别；谐波；改进遗传算法；贝叶斯方法

中图分类号：U653.2　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-9833(2026)06-0016-06

引文格式：段洪辉，王　艳 . 强干扰下 IGA 对系泊缆绳自振基频的识别及应用 [J]. 湖南工业大学学报，2026，40(6)：16-21.

Identification and Application of IGA on the Natural Frequency of Mooring Cables Under Strong Interference

DUAN Honghui[1]，WANG Yan[2]

（1. School of Physical and Electronic Sciences，Hunan University of Science and Technology，Xiangtan Hunan 411201，China；
2. School of Information and Electrical Engineering，Hunan University of Science and Technology，
Xiangtan Hunan 411201，China）

Abstract：In view of the flaw of significant errors brought about by noise interference and harmonic mixing in the identification of the natural frequency of mooring cables under complex conditions, an improved genetic algorithm (IGA) has thus been proposed from three perspectives, which suppresses noise, enhances anti-interference ability, optimizes search efficiency, and corrects the abnormal fundamental natural frequency. Firstly, a frequency-domain energy weighting function is utilized to enhance the correlation between fundamental frequency and harmonic energy to suppress noise interference. Secondly, a pre-screening optimization of search efficiency can be achieved by the fusion of real number encoding and FFT. Finally, dynamic post-processing is introduced to correct the abnormal fundamental natural frequency. Experiments have shown that in strong interference environments, compared to the 82.35% (average error ± 0.34 Hz) fundamental frequency recognition accuracy of Bayesian methods, the fundamental frequency recognition accuracy of IGA can reach as high as 96.64% (average error ± 0.05 Hz). Moreover, the single iteration time of IGA is only 0.6 seconds.

收稿日期：2025-05-22

基金项目：国家自然科学基金资助项目（62273141）

作者简介：段洪辉，男，湖南科技大学硕士生，主要研究方向为集成电路，E-mail：3074880252@qq.com

通信作者：王　艳，女，湖南科技大学教授，硕士生导师，主要研究方向为光电子能谱学，锂离子电池电极材料及器件设计，E-mail：Ywang8@hnust.edu.cn

Keywords：fundamental frequency identification；harmonic interference；IGA (improved genetic algorithm)；Bayesian approach

1　研究背景

系泊缆绳作为港口工程中船舶停泊固定的关键组件，通过高强度材料（如合成纤维或钢丝绳）连接船舶与岸上缆桩，长期承受潮汐变化、水流冲击及船舶漂移力等动态载荷，以维持船舶停靠稳定性。其长期暴露于盐雾腐蚀、干湿循环及高频次系泊－解缆操作中，易引发材料疲劳、局部磨损甚至突发断裂，严重威胁港口作业安全。传统缆绳张力监测依赖直接式传感器（如应变片、液压传感器），存在成本高昂、安装复杂（需嵌入缆体或接触测量）、易受码头电磁环境干扰等问题，难以实现多缆桩并行实时监测。为此，基于振动频率法的间接测量技术成为研究热点，其通过建立缆绳张力与振动基频的物理关联模型反演张力值，具非侵入性、低成本与强抗干扰优势，尤其适用于船舶频繁靠离岸的高动态港口场景。

近年来，学者们围绕基频识别算法展开了深入研究。王代君等 [1] 提出了基于贝叶斯估计的基频提取方法，通过历史数据构建先验分布，结合当前观测优化后验概率，有效抑制噪声干扰，但其依赖高斯假设，在非平稳噪声环境下性能受限。马亚飞等 [2] 针对缆索承重桥梁固有频率预测，提出利用遗传算法(genetic algorithm，GA）优化支持向量机（SVM）参数的 GA-SVM 混合模型，通过经验数据建模降低复杂问题的计算成本，但该方法需大量训练数据，且泛化能力受限于样本质量。田想 [3] 进一步将遗传算法与结构自应力模态分析结合，通过优化模态参数预测索力值，显著提升了计算效率，然而对多谐波干扰的鲁棒性不足。Zhang P. 等 [4] 采用小波变换与自适应阈值去噪技术，结合能量熵分析提取基频，并在海洋平台振动信号中验证了其抗噪性能，但计算复杂度较高，难以实时应用。A. Baccigalupi 等 [5] 提出了基于 Hilbert-Huang 变换（HHT）的瞬时频率跟踪方法，通过经验模态分解（EMD）处理非平稳信号，但在模态混叠与端点效应下精度下降。Ma Z. X. 等 [6] 引入深度学习方法，利用卷积神经网络（CNN）自动提取频谱特征，虽在实验室环境中表现优异，但实际工程中因数据稀缺导致模型泛化能力不足。M. Amoozegar 等 [7] 针对多目标优化问题，提出改进粒子群算法（PSO）平衡精度与效率，但其在频域特征耦合场景下易陷入局部最优。

综上，本研究通过谐波约束与趋势校正机制，提出一种改进遗传算法（improved genetic algorithm，IGA），实现优化基频识别。首先，设计谐波能量差异适应度函数，联合主峰幅值占比与谐波能量对比判据，抑制高频噪声干扰；其次，引入基频趋势回溯校正机制，基于历史数据连续性动态修正异常结果；最后，结合动态高斯变异策略平衡全局搜索与局部收敛效率。通过以上步骤，最终将贝叶斯（Bayesian）方法复现并与 IGA 进行基频识别结果对比，验证了 IGA 的优越性。

2　IGA 设计

2.1　GA 概述

GA 是一种模拟生物进化过程的全局优化算法，由 J. H. Holland 于 1975 年在其著作 *Adaptation in Natural and Artificial Systems* 中首次系统提出 [8]。其核心思想是通过选择（selection）、交叉（crossover）和变异（mutation）等操作模拟自然选择机制，逐步迭代生成适应度更高的解。算法以种群为基础，将待优化参数编码为个体基因，通过适应度函数评估个体优劣，并保留优秀基因至下一代，最终收敛至全局最优解 [9−10]。相较于传统优化方法，遗传算法具有并行搜索、避免局部极值、多目标优化等优势，尤其适用于复杂非线性问题（如基频识别）。本文中，遗传算法通过实数编码、能量加权适应度函数及自适应变异策略，显著提升了缆绳振动信号中基频的识别精度与抗噪性能。

2.2　IGA 设计

IGA 识别基频流程见图 1，其核心改进为谐波优化设计与动态后处理修正。如图 1 所示，算法首先通过快速傅里叶变换（FFT）预筛选提取频谱显著峰，缩小基频搜索范围；随后采用实数编码初始化种群，直接以候选基频为基因。在适应度计算中，通过加权基频及其谐波能量构建多目标函数，强化真实基频的频域特征，抑制噪声干扰。在遗传操作阶段，结合锦标赛选择、算数交叉及分阶段变异（初期大范围高斯扰动，后期精细化调整）生成新种群。迭代完成后，若某组基频与相邻数据中位数差异超过一定阈值，触发动态修正机制，重新搜索频谱显著峰以确保结果鲁棒性。最终输出修正后的基频，实现高精度、抗噪的

缆绳张力检测。

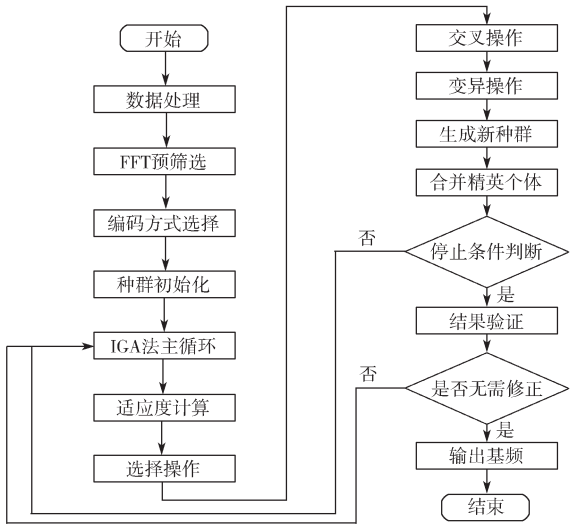


图 1 IGA 识别基频流程图

Fig. 1 Flowchart for identifying fundamental frequency using IGA

2.3 编码方式设计

为提高搜索效率与精度，本文采用实数编码策略，直接以候选基频 f 作为个体基因，其取值范围定义为 $[f_{\min}, f_{\max}]$，如 [5, 200]Hz。相较于传统的二进制编码，实数编码避免了离散化误差，简化了参数空间，更适合基频的连续优化问题。

2.4 适应度函数设计

适应度函数是遗传算法优化的核心，本文提出多目标融合的适应度函数，兼顾频域能量分布与时域波形匹配。

频域能量加权法通过 FFT 提取基频 f_0 及其谐波能量，加权求和以强化谐波一致性，具体表达式为

$$Fitness\left(f_h\right)=\sum_{h=1}^{n} w_h \cdot \left|FFT\left(h \cdot f\right)\right| 。 \tag{1}$$

式中: f_h 为第 h 次谐波频率，且 $f_h=h \cdot f_0$，其中 f_0 为基频; w_h 为权重系数（如 w_1=1.0, w_2=0.5），其物理意义为抑制孤立噪声峰值的干扰。

时域相关性验证通过生成参考正弦信号 $s_{\text{ref}}=\sin(2\pi f_t+\phi)$，其中，$f_t$ 为候选基频，ϕ 为初相位，并计算其与原始信号 s_{orig} 的皮尔逊相关系数，验证候选基频的时域匹配度：

$$R=\frac{\operatorname{cov}\left(s_{\text{ref}}, s_{\text{orig}}\right)}{\sigma_{\text{ref}}\sigma_{\text{orig}}} 。 \tag{2}$$

式中：R 为相关系数，且 $R \in [-1, 1]$，R 越接近 1，表明候选基频的时域匹配度越高；σ_{ref}、σ_{orig} 分别为 s_{ref}、s_{orig} 的标准差。

为增强强噪声下的抗噪能力，本文进一步引入惩罚项抑制非谐波频率能量：

$$Fitness\left(f_h\right)=\sum_{h=1}^{n} w_h \cdot FFT\left(h \cdot f\right)-\lambda \cdot \sum_{k \notin \{h \cdot f\}} FFT\left(k\right) 。 \tag{3}$$

式中：λ 为惩罚系数，用于平衡谐波强化与噪声抑制的强度；k 为谐波次数。

2.5 改进遗传算子优化

选择算子采用锦标赛选择结合精英保留策略：每次从种群中随机选取 k 个个体（如 k=3），选择适应度最高者进入父代池：

$$G_{\text{父}}=\underset{i \in \text{随机}}{\arg\max}\left(Fitness\left(i\right)\right) 。 \tag{4}$$

随后用精英保留策略使每代保留前 r% 的个体（如 r=10）直接进入下一代，避免优秀基因丢失。

$$N_{\text{精英}}=\left[N_{\text{种群}} \cdot r\%\right] 。 \tag{5}$$

交叉算子结合算数交叉与模拟二进制交叉（SBX）。对父代个体 f_{mi} 与 f_{ni} 进行线性组合，生成子代：

$$\begin{cases} f_{\text{child1}}=af_{mi}+\left(1-a\right)f_{ni}, \\ f_{\text{child2}}=af_{ni}+\left(1-a\right)f_{mi} 。 \end{cases} \tag{6}$$

式中 a 为随机权重系数，且 $a \in [0, 1]$。

策略将变异算子分阶段变异，以提升搜索能力。高斯扰动对个体施加均值为 0、标准差为 σ 的正态分布扰动：

$$f_{\text{new}}=f_{\text{old}}+\mathcal{N}\left(0, \sigma\right), \quad \sigma_t=\sigma_0 \cdot 0.95^t 。 \tag{7}$$

式中 σ 随迭代次数 t 衰减（如 σ_{t+1}=0.95 σ_t），初期大范围探索，后期精细化调整。

边界变异以低概率将个体重置为搜索空间内的随机值，避免陷入局部极值。

$$f_{\text{new}}=f_{\min}+\left(f_{\max}-f_{\min}\right) \cdot \text{rand}\left(\right) 。 \tag{8}$$

式中 rand() 为生成 [0, 1) 的均匀分布随机数。

2.6 基频识别结果的有效性验证

以谐波一致性检查验证识别基频 f_0 的谐波能量占比是否显著，要求能量比 η 超过一定的阈值：

$$\eta=\frac{\sum_{h=1}^{H}\left|F\left(hf_0\right)\right|}{\sum_{f}\left|F\left(f\right)\right|} 。 \tag{9}$$

式中 F 为谐波频率函数。

时域合成验证，通过式（10）生成合成信号 $s_{\text{合成}}$：

$$s_{\text{合成}}=\sum_{h=1}^{n} A_h \cdot \sin\left(2\pi h f_0 t+\phi_h\right), \tag{10}$$

式中：A_h 为第 h 次谐波的幅值；ϕ_h 为第 h 次谐波的初相位。

计算生成信号与原始信号的相关系数 R，若 R 大于指定值，则认为基频识别有效。

2.7 修正机制选取

针对 IGA 迭代后可能残留的异常基频值，本文

提出一种基于中位数对比的动态修正方法。

错误基频检测阶段，对于初步识别的基频序列 $\{f_1, f_2, \cdots, f_N\}$，若某一基频 f_i 与其相邻 k 组正确基频的中位数差异超过阈值 Δf_{th}（如 0.8 Hz），则判定为异常值：

$$\left| f_i - \text{median}\left(\{f_{i-k}, \cdots, f_{i-1}, f_{i+1}, \cdots, f_{i+k}\}\right)\right| > \Delta f_{\text{th}}。\tag{11}$$

式中 k 为滑动窗口半径（如 k=2），仅选取已被标记为“正确”的基频参与中位数计算。

频谱重识别与修正阶段，对异常基频 f_i，首先以中位数 f_{med} 为中心，在原始频谱图中搜索 $[f_{\text{med}}-\delta, f_{\text{med}}+\delta]$ 范围内能量最高的显著峰（δ 为局部搜索半径，如 1.5 Hz）。若新峰频率 f_{new} 满足 $|f_{\text{new}}-f_{\text{med}}| \leqslant \Delta f_{\text{th}}$，则将 f_i 修正为 f_{new}，否则直接替换为中位数 f_{med}。

该机制通过相邻基频的时空连续性约束，抑制单次测量中突发噪声或信号失真导致的误判，同时结合频谱重识别实现动态自校准，确保修正后的基频既符合局部统计特性，又满足频域能量显著性。

3　实验与结果分析

3.1　实验参数设置

为验证改进遗传算法的性能，本实验采用的核心参数配置如表 1 所示。参数设计基于信号特性与优化目标权衡，其中种群规模与迭代次数平衡了搜索效率与计算成本，谐波权重系数强化了基频与谐波的一致性。

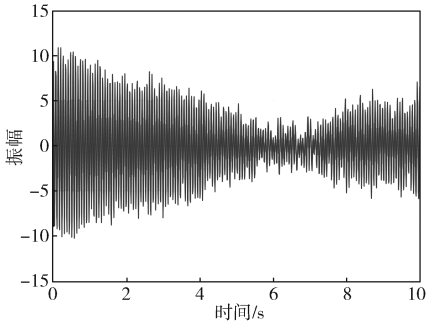
表 1　IGA 参数

Table 1　IGA parameters

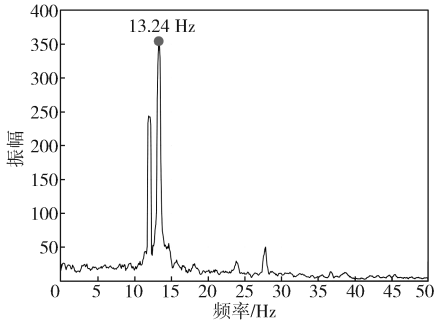
参数名称	取值	参数名称	取值
采样频率 f_s/Hz	100	变异率 P_{mut}/%	25
种群规模 N_{pop}	60	高斯变异标准差 σ/Hz	8
最大迭代次数 $G_{\max}$	100	谐波权重 w_{h}	0.15
锦标赛选择规模 k_1	3	后处理窗口半径 k_2	5
精英保留比例 r	15	修正阈值 Δf_{th}/Hz	0.8

3.2　强噪声干扰下的基频识别性能

图 2a 展示了原始振动信号，图 2b 为正常 IGA 识别出基频的频谱图。



a）原始振动时域图



b）强干扰下 IGA 识别基频的频谱图

图 2　IGA 识别基频的时域图和频谱图

Fig. 2　Time-domain and frequency spectrum diagrams of IGA fundamental frequency recognition

如图 2 所示，改进遗传算法在频谱图中准确标记基频，其中加入了 *SNR*=5 dB 的高斯白噪声，算法仍能识别出基频 f_0=13.24 Hz，噪声带来的干扰 f_{d}=11.91 Hz，此干扰频率不仅比真实基频频率低，而且幅值差别也较小，但还是准确识别到真实基频，表明其抗噪性能优异。

为验证改进遗传算法（IGA）在复杂噪声环境下的鲁棒性，对高干扰场景展开实验测试。图 3 展示了 IGA 在连续 57 组含噪声数据中的基频识别结果序列，所有数据点均紧密围绕真实基频分布，且未出现任何离群值。此结果表明，IGA 在强噪声环境下仍能保持高精度与稳定性。

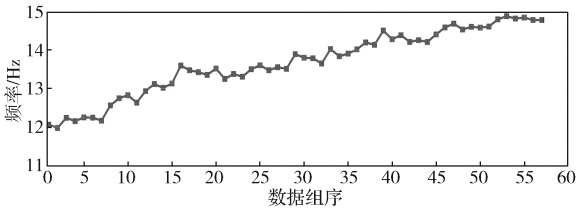


图 3　IGA 识别所有基频结果图

Fig. 3　IGA identification of all fundamental frequency result graphs

3.3　多方法对比与误差分析

为验证基频识别的准确性，本文引入真实基频（Reference）作为基准。真实基频通过压力传感器直接测定缆绳张力 T，并基于弦振动公式

$$f_{\text{true}} = 1/(2l)\cdot\sqrt{T/\rho}\tag{12}$$

反推获得（参数：ρ=1.43 kg/m, l=11.5 m）。且为全面评估改进遗传算法的性能，复现了传统遗传算法（GA）、Bayesian（基于主频法与差频法）与 IGA 进行多维度对比。Bayesian 方法的核心假设为功率谱峰值间距等于基频（差频法）且高阶频率为基频的整数倍（主频法）。通过历史基频的高斯先验分布 $(\mu_{\text{prior}}, \sigma^2_{\text{prior}})$ 与当前观测的似然函数 $\sigma^2_{\text{likelihood}}$，Bayesian 方法计算后验概率并选择最大后验估计（MAP）作为最

优基频；GA 的核心是在频谱图中寻找幅值最高的值直接作为基频值，不作寻找谐波等处理。

为了验证 IGA 基频识别在实验中的性能，还将贝叶斯（Bayesian）方法复现并与 IGA 进行基频识别结果对比，图 4 为 GA、IGA、Bayesian 与 Reference 识别基频对比图。由此图初步知，IGA 识别的基频干扰基本小于 0.2 Hz，Bayesian 识别的基频干扰误差基本大于 0.5 Hz，所以 IGA 对比 Bayesian 识别的基频更接近真实基频 Reference，表明 IGA 识别性能更优异。

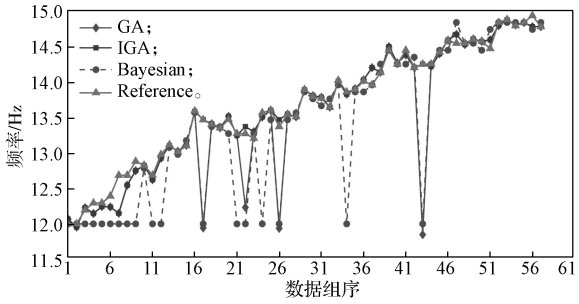


图 4 GA、IGA、Bayesian 与 Reference 识别基频对比图

Fig. 4 Comparison diagram of GA, IGA, Bayesian and Reference identification fundamental frequency chart

误差对比结果如图 5 所示。

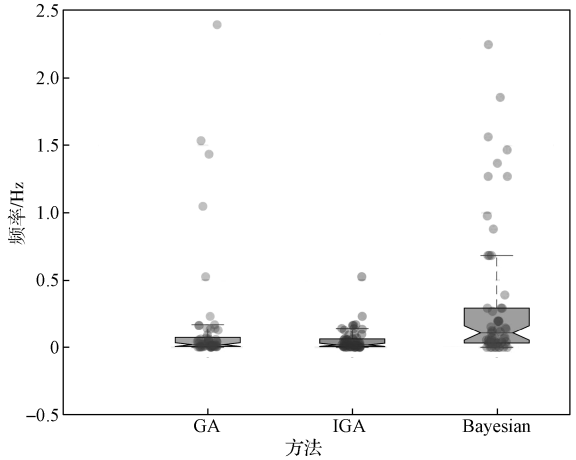


图 5 IGA 与 Bayesian、GA 的误差对比图

Fig. 5 Comparison diagram of errors between IGA, Bayesian and GA

如图 5 所示，IGA 在多组数据中的基频识别标准差为 0.08 Hz，96.64% 的误差集中在 [−0.14, 0.14]Hz；GA 的基频识别标准差为 0.43 Hz，89.5% 的误差集中在 [−0.17, 0.17]Hz；而 Bayesian 方法因依赖历史先验分布，在非高斯噪声下的误差标准差达 0.53 Hz，误差范围扩展至 [−0.68, 0.68]Hz，占比为 84.2%，且存在多个离群值。例如，在突发噪声干扰下，Bayesian 与 GA 方法易误判二次谐波 12.012 Hz 为基频，而 IGA 通过谐波一致性约束和后处理修正机制有效抑制了此类误判。进一步地，在 *SNR*=5 dB 的高噪声环境中，IGA 的识别精确度为 96.64%，显著优于 Bayesian 方法的 84.2% 和 GA 的 89.5%。鲁棒性分析结果表明，Bayesian 方法和 GA 方法因缺乏动态校准机制，其修正后基频序列与真实值的平均绝对误差远高于 IGA（0.05 Hz）的。

通过整理误差数据后得到 IGA 与 Bayesian、GA 的误差对比见表 2，通过该表能够更直观地展现 IGA 的识别基频效果，要明显优于 Bayesian 和 GA 的。

表 2 IGA 与 Bayesian、GA 误差属性对比表

Table 2 IGA and Bayesian, GA error comparison table

误差属性	IGA	Bayesian	GA
| 误差 |<0.16 Hz 的比例 /%	91.2	68.4	87.7
| 误差 |>0.16 Hz 的比例 /%	8.8	31.6	12.3
误差均值 /Hz	0.05	0.34	0.16
误差方差 /Hz^2	0.08	0.53	0.43

具体性能对比如表 3 所示。IGA 在计算效率与实时性方面表现优异。算法采用实数编码避免二进制离散化计算，减少了 30% 的运算量，单次迭代平均耗时 0.62 s（Matlab 平台，CPUi7-9750H），可满足工程实时监测需求。分阶段变异策略通过初期大范围搜索（σ =10 Hz）与后期精细化调整（σ =1 Hz）平衡搜索效率与精度。此外，频域能量加权法直接抑制噪声干扰，无需额外滤波步骤，在 *SNR*=0 dB 下仍保持高效计算。相比之下，GA 识别方式和过程虽然简单，但是其使用的二进制编码消耗时间过长，单次识别耗时为 0.93 s；而 Bayesian 方法因需迭代计算后验概率密度，单次识别耗时为 1.2 s，且高噪声环境下需频繁调整先验参数，实时性显著受限。

表 3 IGA 与 Bayesian、GA 的效率与性能对比表

Table 3 Comparison table of efficiency and performance between IGA, Bayesian and GA

效率与性能	IGA	Bayesian	GA
单次耗时 /s	0.62	1.2	0.93
抗噪性能 /%	91.2	84.2	87.7

3.4 工程应用验证

基于识别基频 f_0，通过张力公式 $T=4\rho l^2 f_0^2$（参数：ρ =1.43 kg/m，l=11.5 m）计算缆绳张力。改进遗传算法的张力误差均值为 1.89 N，最大误差为 77.46 N，显著优于 Bayesian 方法（均值为 87.44 N，最大误差为 4 727.93 N）和 GA（均值为 19.37 N，最大误差为 4 982.31 N）。图 6 为 IGA、Bayesian、GA 测试张力与真实张力对比效果图。修正后的张力序列与压力传感器实测值的相关系数 *R*=0.997，表明其在高精度安全评估中具有直接应用价值。在 1 h 连续监测中，算法未出现基频跳变或累计误差，稳定性验证表

明其可满足实际工程监测需求。

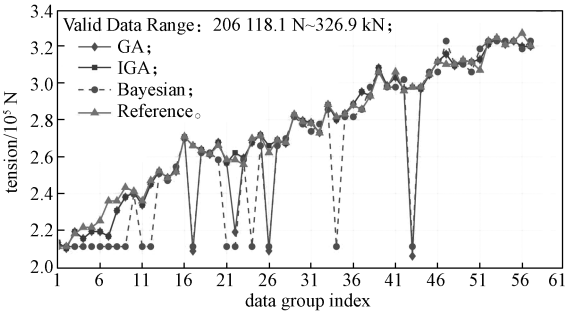


图 6　IGA、Bayesian、GA 检测张力与真实张力对比图

Fig. 6　Diagram of tension measured by IGA, Bayesian, GA and compared with real tension

4　结语

本文提出了一种基于 IGA 的缆绳振动基频识别方法，通过谐波优化设计、动态后处理修正机制及分阶段变异策略，显著提升了基频识别的精度与鲁棒性。实验结果表明，IGA 在强噪声干扰下识别误差率仅为 3.36%，平均绝对误差为 0.05 Hz，较 Bayesian 方法（误差为 0.34 Hz）以及 GA（误差为 0.16 Hz）具有显著优势。算法通过实数编码与 FFT 预筛选优化搜索效率，单次迭代耗时 0.6 s，满足工程实时监测需求；结合动态修正机制消除异常值影响，验证了其工程实用性。

未来研究可进一步探索多传感器数据融合策略，结合深度学习技术优化信号预处理与特征提取流程，并扩展至多缆绳协同监测场景，以应对更复杂的海洋工程环境。本文方法为缆绳张力抗干扰与高精度检测提供了新的技术路径，具有重要的工程应用价值。

参考文献：

[1] 王代君，陈　星，龚惠云，等 . 基于贝叶斯估计的振动基频提取及预测算法 [J]. 交通科技，2022(5)：44−48.
WANG Daijun，CHEN Xing，GONG Huiyun，et al. Extraction and Prediction Algorithm of Vibration Fundamental Frequency Based on Bayesian Estimation[J]. Transportation Science & Technology，2022(5)：44−48.

[2] 马亚飞，付曙雯，何　羽，等 . 基于替代模型的缆索承重桥梁固有频率预测 [J]. 铁道科学与工程学报，2023，20(7)：2594−2603.
MA Yafei，FU Shuwen，HE Yu，et al. Natural Frequency Prediction of Cable Supported Bridges Based on Surrogate Model[J]. Journal of Railway Science and Engineering，2023，20(7)：2594−2603.

[3] 田　想 . 张拉整体结构索力同步识别方法研究 [D]. 上海：上海师范大学，2024.
TIAN Xiang. Research on Synchronous Cable Force Identification Methods for Tensegrity Structures[D]. Shanghai：Shanghai Normal University，2024.

[4] ZHANG P，HAN X Y，CHEN C L，et al. Simultaneous Seismic Data De-Aliasing and Denoising with a Fast Adaptive Method Based on Hybrid Wavelet Transform[J]. Geophysical Prospecting，2024，72(8)：3038−3051.

[5] BACCIGALUPI A，LICCARDO A. The Huang Hilbert Transform for Evaluating the Instantaneous Frequency Evolution of Transient Signals in Non-Linear Systems[J]. Measurement，2016，86：1−13.

[6] MA Z X，JING X，QU L M，et al. Deep-Learning-Based Noncontact Cable Vibration Frequency Identification by Combining Vision Camera and 6-Axis IMU Sensor Measurements[J]. Structures，2025，75：108734.

[7] AMOOZEGAR M，MINAEI-BIDGOLI B. Optimizing Multi-Objective PSO Based Feature Selection Method Using a Feature Elitism Mechanism[J]. Expert Systems with Applications，2018，113：499−514.

[8] SAMPSON J R. Adaptation in Natural and Artificial Systems (John H. Holland)[J]. SIAM Review，1976，18(3)：529−530.

[9] MOUTIS P，THAKAR P. Stochasticity Agnostic Solution to the AC Optimal Power Flow by Recursive Bound Tightening with Top-Down Heuristically Inducted Binary Decision Trees[J]. IET Generation，Transmission & Distribution，2023，17(1)：102−115.

[10] PARK S，GLISTA E，LAVAEI J，et al. Homotopy Method for Finding the Global Solution of Post-Contingency Optimal Power Flow[C]//2020 American Control Conference (ACC). Denver：IEEE，2020：3126−3133.

（责任编辑：申　剑）