

基于改进自适应卡尔曼滤波的鸟鸣声降噪方法

王浩然¹, 张纯², 张国辉¹, 王文卓¹, 王娜娜¹

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255000; 2. 中国科学院声学研究所南海研究站, 海口 570105)

摘要: 在海岛湿地等环境中, 声学环境较为复杂, 常伴有风声、雨声、海浪声等各种噪声。为了有效解决鸟鸣声处理中的这些干扰, 提高鸟类物种识别的准确性, 针对海岛湿地等复杂声环境下鸟鸣声实时在线监测中的噪声干扰问题, 提出了一种基于自适应卡尔曼滤波-线性预测编码(Adaptive Kalman filtering with linear predictive coding, A-KF-LPC)的降噪方法。通过对鸟鸣声信号进行加权滤波, 增强了A-KF-LPC滤波的稳定性, 另外采用A-KF-LPC滤波对噪声进行抑制, 并对声信号中不确定微小片段进行精确估计, 逐步逼近真实情况。通过仿真, 验证了A-KF-LPC滤波的性能, 证明其能有效降噪。实验结果表明, 在不同信噪比(Signal to noise ratio, SNR)条件下, 相较于传统卡尔曼滤波、最小均方误差(Least mean squares, LMS)滤波, A-KF-LPC滤波的鸟鸣声信号降噪方法能更有效地去除噪声; 在-10 dB噪声完全覆盖信号的条件下仍能滤除部分噪声。本研究提出的A-KF-LPC滤波在声学信号处理领域具有重要的应用意义, 为鸟类湿地生态系统研究提供了一种高效可行的解决方案, 并具有潜在的应用前景。

关键词: 鸟鸣声; 自适应卡尔曼滤波; 音频增强; 加权滤波; 信噪比

中图分类号: TN912.3; Q62 **文献标志码:** A

A Noise Reduction Method of Bird Songs Based on Improved Adaptive Kalman Filtering

WANG Haoran¹, ZHANG Chun², ZHANG Guohui¹, WANG Wenzhuo¹, WANG Nana¹

(1. College of Agricultural Engineering & Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China; 2. Hainan Acoustics Laboratory, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Haikou 570105, China)

Abstract: In island wetlands, the acoustic environment is complex, with various noise sources such as wind, rain, and ocean waves. To effectively address these interferences in bird song processing and improve the accuracy of species identification, a noise reduction method based on adaptive Kalman filtering with linear predictive coding (A-KF-LPC) is proposed to tackle the issue of noise interference in real-time bird song monitoring under complex acoustic conditions in island wetlands. The A-KF-LPC filter enhances stability by weighted filtering bird song signals, while also suppressing noise and providing precise estimations of uncertain small segments within the acoustic signals, progressively approximating the real scenario. Simulations verify the performance of the A-KF-LPC filter, demonstrating its effectiveness in noise reduction. Experimental results show that under different signal to noise ratios (SNRs), the A-KF-LPC filtering method is more effective in denoising bird songs compared to traditional Kalman filtering and

least mean squares (LMS) adaptive filtering methods. Even under conditions where the signal is fully masked by -10 dB noise, the method can still filter out part of the noise. The A-KF-LPC method proposed in this study holds significant application value in the field of acoustic signal processing, offering an efficient and feasible solution for research on bird species in wetland ecosystems, with potential for broader applications.

Key words: bird song; adaptive Kalman filtering; audio enhancement; weighted filtering; signal to noise ratio (SNR)

引言

海岛湿地等环境中的声学环境较为复杂,常伴有风声、雨声、虫声等其他干扰信号。如何有效地解决鸟鸣声记录过程中的各种干扰问题,是提高鸟鸣声识别与分析精度的关键^[1-2]。当前研究主要集中在处理干扰声音的两个方面:声音分割提取和降噪。在降噪方面,通常分为3类方法:(1)对音频信号进行时域、频域滤波或二者结合的方法,这些方法在面对随机变化的干扰声音时需要获得声音信号的统计信息,但对于复杂的环境变化,单一滤波器效果有限,而自适应阈值的选择较为复杂^[3];(2)基于语音的图像处理技术进行降噪,该方法在选择噪音与鸟鸣声音的强度门限时在不同信噪比条件下的自适应性有限^[4-5];(3)通过分类学习的方式,识别语音与噪音在语音上的差异,然后剔除噪音,但这类方法选取的差异特征往往缺乏物种通用性^[6-10]。本文的主要研究方向是通过滤波对鸟鸣声信号进行降噪处理,旨在提供一种针对复杂环境的高效解决方案,以提高鸟鸣声识别与分析的准确性。

海岛湿地等环境中的噪声条件较为复杂,常规降噪方法如谱减法和维纳滤波在应对这类动态噪声时表现有限,且通常依赖噪声或纯净信号的先验知识。相比之下,自适应滤波算法通过动态调整滤波器参数,能够更灵活地适应不同的噪声条件。已有研究将自适应滤波技术广泛应用于语音降噪领域,例如,Agranat^[11]采用维纳滤波器对信号进行处理,以去除鸟鸣信号中的平稳背景噪声。随后,应用带通滤波器进一步抑制高频或低频噪声干扰,从而获得清晰的鸟鸣信号。Juodakis等^[12]提出了一种基于多项式模型拟合小波包节点能量的噪声估计器,该估计器结合对数谱相减法,能有效抑制风声噪声,从而提升鸟鸣声学事件检测的性能。Brown等^[13]提出了一种结合带通滤波器的最小均方误差短时谱幅度估计(Minimum mean square error short-time spectral amplitude estimator, MMSE-STSA)方法,用于对鸟类声学录音进行自动降噪。为了改进鸟类声音检测,Koluguri等^[14]提出了一种基于多窗口Savitzky-Golay滤波器的声谱图增强技术,旨在改进鸟类声音的检测性能。

此外,卡尔曼滤波也被广泛应用于图像降噪与含噪小样本的数据处理中^[15-17],其核心优势在于无需直接删除噪声数据,而是通过加权滤波实现降噪效果。近年来,Fu等^[18]提出了增强型自适应卡尔曼滤波(Enhanced adaptive Kalman filter, EAKF),结合动态递归标准协方差估计和变分贝叶斯推理,进一步增强了滤波器对不精确噪声统计的适应能力。

针对鸟鸣信号中复杂的环境噪声,传统滤波方法的降噪效果有限,尤其在面对动态噪声和不确定性时,性能下降显著。包括传统卡尔曼滤波,其过程噪声和观测噪声是固定的,而在许多实际应用中,这些噪声是动态变化的。自适应卡尔曼滤波-线性预测编码(Adaptive Kalman filtering with linear predictive coding, A-KF-LPC)通过实时更新噪声协方差来更好地反映实际情况,并且在某些情况下,系统模型可能不够精确,A-KF-LPC能够根据新数据动态调整模型参数,从而提高估计精度。

为此,本文提出了一种基于A-KF-LPC滤波的鸟鸣信号降噪方法。与传统卡尔曼滤波相比,A-KF-LPC滤波通过对卡尔曼增益进行动态参数调整,增强了其对非线性系统和高斯噪声的适应能力,

并引入最小均方误差(Least mean squares, LMS)滤波对模型参数进行在线学习,在不依赖噪声先验统计信息的情况下,模型能够实时适应环境变化,更有效地应对海岛湿地等复杂和动态的环境,通过实时调整参数和协方差矩阵,提升滤波器的鲁棒性和准确性。该方法显著提高了降噪效率和信号识别精度^[19]。

1 原理与方法

在海岛湿地等环境中,监测到的鸟鸣声信号容易受到其他噪声干扰。A-KF-LPC滤波建立在传统卡尔曼滤波理论框架之上,其核心概念在于利用自适应参数或动态参数提升滤波器性能。该方法基于卡尔曼滤波中的状态估计问题,通过动态调整协方差矩阵及相关参数,更好地适应系统的非线性特征和不确定性,提高滤波器在复杂动态系统中的适应性和鲁棒性。A-KF-LPC滤波能够根据实时观测数据对系统模型进行灵活调整,能够更准确地估计系统的状态和性能。因此,A-KF-LPC滤波的理论基础源自传统卡尔曼滤波的基本原理,通过引入自适应性参数加强滤波器的适应性和鲁棒性,应对动态系统中的不确定性。

1.1 基于卡尔曼滤波的降噪

讨论卡尔曼滤波过程时,必须首先考虑其基本的状态空间模型。其原理图如图1所示^[20-23]。

卡尔曼滤波的过程可以总结为以下几个关键步骤。

(1) 预测(时间更新):根据系统的先前状态和系统动力学方程进行状态的预测。这可以通过以下步骤完成。

先验估计状态($\hat{X}_{k|k-1}$)

$$\hat{X}_{k|k-1} = A\hat{X}_{k-1|k-1} + B_k u_{k-1} \quad (1)$$

先验估计状态($P_{k|k-1}^-$)

$$P_{k|k-1}^- = AP_{k-1|k-1}A^T + Q \quad (2)$$

(2) 校正(测量更新):根据观测方程和预测值,利用卡尔曼增益进行状态估计的更新。这可以通过以下步骤完成。

卡尔曼增益(K_k)

$$K_k = P_{k|k-1} H^T (H P_{k|k-1} H^T + R)^{-1} \quad (3)$$

状态估计更新

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H\hat{X}_{k|k-1}^-) \quad (4)$$

估计协方差更新

$$P_{k|k} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \quad (5)$$

式中: A 为状态转移矩阵, B 为控制矩阵, Q 为预测模型本身带来的噪声, R 为观测噪声的协方差矩阵, $Z_k - H\hat{X}_{k|k-1}^-$ 为实际观测值与预期观测值之间的残差, K_k 为卡尔曼系数。

1.2 基于LMS滤波的降噪

LMS是基于最小均方误差的一种自适应滤波算法,其优点是它的简单性。一般来说,LMS滤波包括两个基本过程:一个是滤波过程,另一个是自适应过程^[24]。在滤波过程中,滤波器计算其对输入信号的响应,并且通过与期望响应比较,得到估计的误差信号^[25]。具体来说,LMS滤波会根据每次迭代的

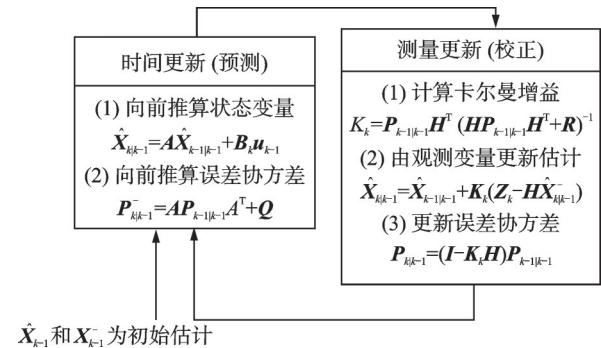


图1 卡尔曼滤波原理图^[20-23]

Fig.1 Schematic diagram of Kalman filtering^[20-23]

输入信号、期望输出信号和实际输出信号来调整滤波器权值^[25-27]。其原理如图2所示。

图2中 $x(n)$ 为输入信号, $y(n)$ 为系统输出信号, $d(n)$ 为期望信号, $e(n)$ 为误差信号。椭圆中的加号表示误差的计算, 计算方法为

$$y(n) = \omega(n) \cdot x(n) \quad (6)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (7)$$

$$\omega(n+1) = \omega(n) + 2\mu e^*(n) \cdot x(n) \quad (8)$$

式中: μ 是用来控制稳定性和收敛速度的步长因子, $\omega(n)$ 为系统的权系数, $e^*(n)$ 为 $e(n)$ 的共轭转置。

1.3 基于A-KF-LPC滤波的降噪

A-KF-LPC 中的自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman filtering, A-KF)部分采用了卡尔曼滤波, 通过实时自适应调整滤波参数, 能够有效应对环境噪声的动态变化, 特别是在处理突发性噪声时表现出优异性能。这一特性使其特别适合处理海岛湿地中波动较大的噪声。线性预测编码(Linear predictive coding, LPC)通过对鸟鸣声信号的线性预测, 不仅能够抑制背景噪声, 还能强化目标信号, 显著提升信噪比。并结合LMS滤波的自适应调节特性, 该算法在应对非平稳噪声(如风噪、浪噪等)时表现出良好的鲁棒性。

A-KF-LPC 结合了卡尔曼滤波和LMS滤波和LPC预测, 利用自适应自回归(Autoregressive, AR)模型技术, 在包含不确定信息的动态系统中运用该算法, 能够对系统未来的状态做出有依据的精准预测, 即便存在如噪声等各种干扰因素, A-KF-LPC 也能够准确地揭示实际发展情况。A-KF-LPC 的原理图如图3所示。

A-KF-LPC 的理论基础源于估计问题。从信号处理的角度来看, 估计问题涉及如何从受噪声干扰的观测数据中恢复信号、逼近信号, 或推断出一组参数值。在数学层面上, 这可以被视为一种统计推断问题。在参数估计问题中, 只有一个观测数据可用于参数估计, 导致数据中包含误差(传播、设备、计算以及人为因素等)。将估计问题可以归纳为: 给定观测值 z 情况下, 求非随机量 x 的估计值。因此随机量 $x(z)$ 的估计值 \hat{x} 可表示为

$$\hat{x}(z) = \hat{x} = E\{x|z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}\} \quad (9)$$

估计器代表一种函数逼近或在某种性能指标下的一种条件极值。对鸟鸣声数据进行声道转换, 变为单声道, 将每一行的所有通道数取平均值, 转化为单通道信号。每个样本的单通道信号值为

$$\mathbf{n}(i) = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \mathbf{n}(i, j) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{n}(i, j)$ 为矩阵 \mathbf{n} 中第 i 行第 j 列的值, c 为通道数(即矩阵的列数)。

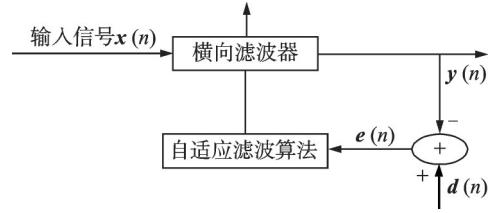


图2 LMS滤波原理图
Fig.2 Schematic diagram of LMS filter

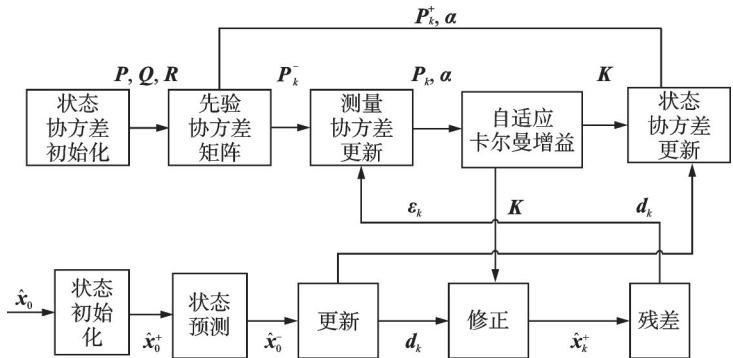


图3 A-KF-LPC滤波原理图
Fig.3 Schematic diagram of A-KF-LPC filter

在进行 A-KF-LPC 前, 对鸟鸣声信号进行了加权滤波处理, 通过使用汉明窗对输入的鸟鸣声信号进行加权, 减少信号中的噪声或者突变, 并为后续的 A-KF-LPC 降噪提供更好的基础。加权滤波过程表示为

$$\text{output}(t) = \sum_{i=1}^n \frac{\text{hamming}(i)}{\sum_{j=1}^n \text{hamming}(j)} \cdot x(t-i+1) \quad (11)$$

式中: $\text{output}(t)$ 为加权滤波后的输出信号的第 t 个数据点; $\text{hamming}(i)$ 为 Hamming 窗口函数的第 i 个值; $x(t-i+1)$ 为输入信号的第 $t-i+1$ 个数据点; n 为 Hamming 窗口的大小, 即 AR_order。对于每个输出数据点, 算法利用输入信号前 n 个采样点进行加权求和, 以生成其估计值。加权系数使用了 Hamming 窗口函数的值, 并且经过了归一化处理以确保加权系数的总和为 1。

在算法开始时, 需要对协方差矩阵进行初始化。设定为一个小的值或基于先验的估计

$$P_0 = \begin{bmatrix} \delta^2 & 0 \\ 0 & \delta^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中 δ^2 为状态的不确定性。

卡尔曼滤波和 A-KF-LPC 的区别主要在于如何更新状态估计的不确定性。结合卡尔曼滤波、LMS 滤波和 LPC 预测, 将先验状态协方差和卡尔曼增益应用到先验状态协方差变化中, 得到后验状态协方差矩阵, 以动态调整先验状态协方差矩阵的大小。

LPC 预测

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^p a_k x(n-1) \quad (13)$$

式中: $\hat{x}(n)$ 为当前时刻的预测信号, a_k 为 LPC 系数, p 为 LPC 阶数。

卡尔曼滤波预测

$$\hat{x}(n|n-1) = \varphi \cdot x(n-1) \quad (14)$$

式中: $\hat{x}(n|n-1)$ 为当前时刻 n 的状态预测信号, φ 为状态转移矩阵, 定义为

$$\varphi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -a_p & -a_{p-1} & -a_{p-2} & \cdots & -a_1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$P(n|n-1) = \varphi P(n-1|n-1) \varphi^T + Q \quad (16)$$

式中: $P(n|n-1)$ 为误差协方差矩阵, Q 为预测模型本身带来的噪声。

卡尔曼增益更新

$$K(n) = \frac{P(n|n-1) \cdot H^T}{H \cdot P(n|n-1) \cdot H^T + R} \quad (17)$$

式中: H 为观测矩阵, R 为观测噪声协方差。

状态更新

$$\hat{x}(n|n) = \hat{x}(n|n-1) + K(n) \cdot (y(n) - H \cdot \hat{x}(n|n-1)) \quad (18)$$

式(18)表示当前时刻的状态 $\hat{x}(n|n-1)$ 是基于上一时刻的预测状态 $\hat{x}(n|n-1)$ 加上一个修正量。这个修正量就是误差, $e(n) = y(n) - \hat{y}(n)$, 乘上卡尔曼增益 $K(n)$ 。 $y(n)$ 是观测信号。

协方差矩阵更新表示为

$$P(n|n) = (I - K(n) \cdot H) \cdot P(n|n-1) \quad (19)$$

LMS 权重更新

$$\omega(n+1) = \omega(n) + \mu \cdot e(n) \cdot x(n) \quad (20)$$

式中: $\omega(n)$ 为当前时刻的滤波器权重, μ 是用来控制稳定性和收敛速度的步长因子, $e(n)$ 为误差信号。

将卡尔曼滤波和 LMS 滤波结合体现在每次卡尔曼更新后, 利用当前的状态估计和预测值来计算误差, 进而进行 LMS 的权值更新。在 A-KF-LPC 中, 协方差矩阵的自适应调整过程是通过预测与更新阶段的相互作用以及对实际测量结果的实时反馈、动态调整协方差矩阵来实现的, 从而更准确地反映系统的不确定性。在这一过程的实际实施中, 需要有效结合卡尔曼滤波的框架和自适应算法的特性, 以增强滤波器性能。随着时间的推移和测量的变化, 协方差矩阵可以动态地改变, 更准确地反映系统的不确定性和测量噪声的变化情况。A-KF-LPC 具有更强的适应性和鲁棒性, 能够更有效地应对实际环境中的不确定性和变化。

1.4 A-KF-LPC 滤波参数选取

A-KF-LPC 的效果与自适应步长、滤波器阶数、迭代次数以及算法运行时间密切相关。为分析滤波性能随模型阶数变化的规律并在不同参数设置下获得更高的信噪比(Signal to noise ratio, SNR), 选取 AR 阶数分别为 20、30 和 40 进行对比实验, 同时综合考虑算法运行时间对整体性能的影响。A-KF-LPC 迭代次数和滤波器阶数对误差的影响以及自适应步长对 SNR 的影响如图 4、5 所示。

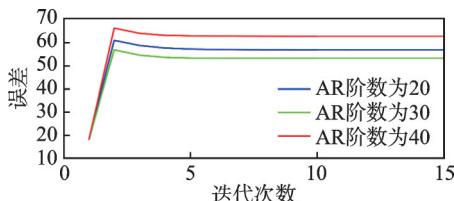


图 4 不同迭代次数和滤波器阶数条件下的误差曲线图

Fig.4 Error curves under different iteration numbers and filter orders

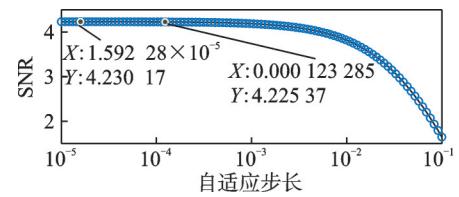


图 5 自适应步长对 SNR 的影响

Fig.5 Effect of adaptive step size on SNR

误差的计算公式为

$$e_w = |y_{\text{true}} - y_o| \quad (21)$$

式中: e_w 为当前帧的误差, y_{true} 为真实的观测鸟鸣声信号, y_o 为 A-KF-LPC 后的输出鸟鸣声信号。原始鸟鸣声数据的元素数量是 70 560, A-KF-LPC 后的误差在 50 左右, 由图可知, 为节省本设备的运行时间, 本研究滤波器的阶数设定为 30, 迭代次数为 11, 自适应步长为 0.000 1。

2 仿真和实验结果分析

2.1 不同信噪比条件下 A-KF-LPC 的性能

本实验采用的仿真鸟鸣声数据来源于 audiodown 数据库。为了模拟海岛湿地的真实环境, 在蛎鹬的鸣声中加入了不同幅度的高斯白噪声, 还引入了风声和雨声。参考信号是从 audiodown 数据库中下载的鸟鸣声信号加上环境噪声(如雨声、风声)的混合信号, 期望信号是从 audiodown 数据库中下载的原始鸟鸣声信号。所选用的纯净鸟鸣声信号时长为 1.6 s, 采样频率设定为 44 100 Hz, 采样精度为 16 bit。在此基础上, 分别添加了 0、5、-5 和 -10 dB 的高斯白噪声, 并加入约 5 dB 的风雨声, 以便更真实地模

拟不同噪声水平下的鸟鸣声信号。这些处理旨在创建一个更具代表性的仿真数据集,用于后续的鸟鸣声信号分析、处理和研究。经 A-KF-LPC 滤波后的鸟鸣声波形图如图 6 所示。

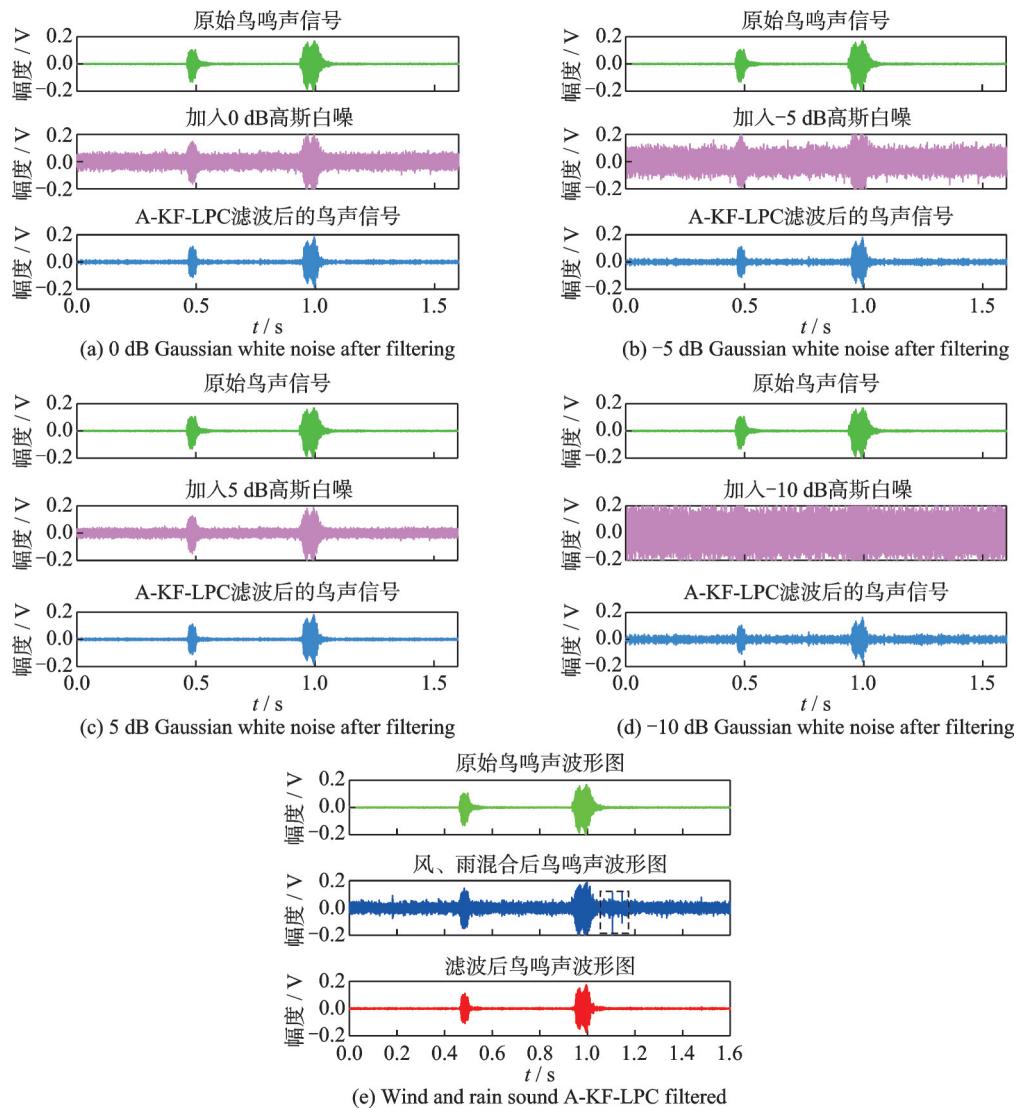


图 6 不同 SNR 条件下 A-KF-LPC 滤波后的波形图

Fig.6 Waveforms of A-KF-LPC filtering under different SNRs

如图 6(a,b)所示,在不同分贝的高斯白噪声条件下,时域中的鸟鸣声信号有部分被噪声所掩盖。使用 A-KF-LPC 对鸟鸣声进行处理后,相对于噪声信号,信号质量有所改善;图 6(e)中 1 s 到 1.2 s 的黑色框区域表示幅度突然增加,经过 A-KF-LPC 处理后,这种异常情况得到了有效滤除,显示了该滤波器的良好性能。证明了该算法在低 SNR 以及不稳定噪声环境下具有良好的效果。其中不同滤波算法在仿真滤波后的 SNR 如表 1 所示。

在处理-10 dB 的噪声时,时域中的鸟鸣声信号已经完全被噪声所掩盖,A-KF-LPC 也可以滤除部分噪声。本研究旨在应对模拟海岛湿地环境噪声(如风声、雨声等)过程中存在的干扰性与不确定性问

表1 仿真滤波后的SNR

Table 1 Simulated SNR after filtering

dB

环境条件	0	5	-5	-10	3(风、雨声)
A-KF-LPC 滤波	8.26	8.03	8.47	6.96	7.33
卡尔曼滤波	8.01	7.95	8.12	5.79	7.31
LMS 滤波	3.47	5.77	-2.65	-9.62	6.24
维纳滤波	1.87	5.13	1.29	0.75	3.86

题^[28-29],在这种情况下,A-KF-LPC 算法已经足够满足需求。且根据表1的 SNR 可以看出,A-KF-LPC 滤波在一10~5 dB下的滤波效果比其他滤波要好得多。

SNR 是衡量鸟鸣声信号质量的重要指标之一。它定义为原声信号与噪声信号功率的比值,反映了信号中有用信息与干扰成分的相对强度。较高的 SNR 表示原声信号在总信号中的占比更大,音频质量更高。在鸟鸣声信号处理中,提升 SNR 有助于更准确地捕捉和分析鸟类的声音特征,进而支持生态研究和保护工作。SNR 的公式为

$$\text{SNR} = 10 \cdot \lg \frac{P_s}{P_n} \quad (22)$$

式中: P_s 表示信号的平均功率, P_n 代表噪声的平均功率,SNR 的计量单位通常用 dB 来表示。

2.2 实验数据采集

本研究采用共 7 个传声器阵元构成的阵列结构,其中 6 个阵元均匀分布在正六边形的顶点位置,中央设置 1 个阵元。各阵元间间距为 $d = 2r \sin(\pi/M)$,其中 M 为阵元数量。所有的记录都从立体声转换为单声道,采用 A-KF-LPC 对数据进行降噪处理。电源采用 12 V 直流供电,所获得的鸟鸣声信息通过远程测试云服务平台传输,将所获得的鸟类声学信息进行存储^[29-32]。

2.3 A-KF-LPC 降噪过程

本实验采用 2 种不同鸟类(蛎鹬、灰鹤鸽)对比不同滤波算法下的 SNR、时频图和波形图。在不确定噪声环境下,A-KF-LPC 的降噪过程如下。

(1) 导入音频数据:把通过圆形阵列传感器采集的鸟鸣声音频数据导入至 MATLAB 环境中,利用 audioread 函数读取包含 7 个通道的鸟鸣声信号文件,获取相应的信号数据和采样率。

(2) 声道转换:导入的鸟鸣声信号最初为立体声形式,为了简化处理,将其转换为单声道信号。转换完成后,保存新的单声道鸟鸣声音频文件。

(3) 分帧加窗:在对音频信号进行处理之前,需先将其分帧处理。包括计算每帧的样本数、调用汉明窗函数对鸟鸣声数据进行分帧加窗处理。这一操作能够有效提高信号处理的精度和稳定性。

(4) 初始化参数:设置 A-KF-LPC 的各项参数。包括 AR 模型的阶数、迭代次数、观测增益矩阵等。此外,LPC 预测计算每帧带噪语音的 AR 模型系数和方差,以便为卡尔曼滤波器提供必要的初始条件。

(5) 加权滤波处理:在进行滤波处理之前,使用汉明窗对输入信号的前若干个样本进行加权滤波。将处理结果作为初始后验估计,改善后续信号处理的效果,提高降噪性能。

(6) A-KF-LPC 过程:每一帧的鸟鸣声信号通过 A-KF-LPC 进行降噪处理。在每帧内部,采用迭代方法估计语音信号的 AR 模型参数,并应用卡尔曼滤波器对带噪信号进行处理。自适应步长用于调整滤波器的收敛速度,从而保证滤波器在不同噪声条件下均能有效工作。

(7) 结果输出:经过上述处理,最终得到降噪后的鸟鸣声音频信号,并将其保存在输出文件中。A-KF-LPC 的流程如图 7 所示。

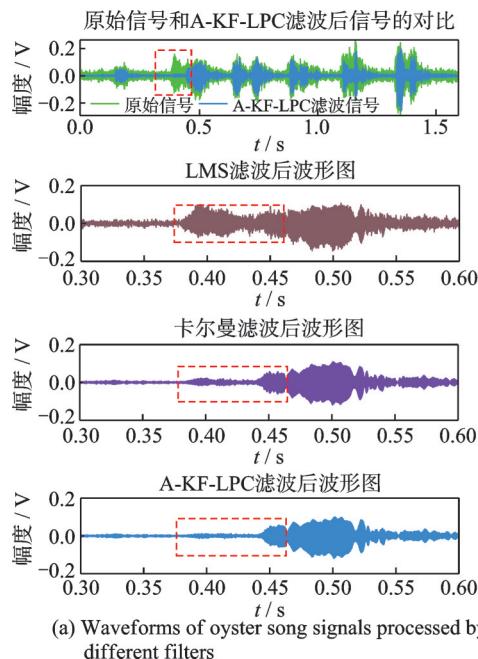
通过对每帧音频进行 A-KF-LPC 滤波处理,能够动态更新调整观测矩阵和状态转移矩阵,优化状态向量的估计。在每一帧的处理过程中,滤波器首先基于当前状态和噪声模型进行预测,随后利用实际观测数据进行更新。这一递归过程在每帧音频中交替进行,直至滤波器收敛到最优状态。

2.4 滤波算法降噪性能比较

对比不同滤波算法对鸟鸣音频信号滤波处理结果,LMS 滤波因其简单易实现的特征和较低的计算复杂度,应用相对广泛,但在处理非平稳信号时,该算法可能不稳定;面对线性系统时卡尔曼滤波算法表现出优势,但在非线性系统和模型不准确的情况下性能有限;维纳滤波算法虽然在理论上提供了最优性能,但实际应用时需要针对准确的统计信息,鸟鸣声信号存在不确定噪声,这在很多环境下难以获得;递归最小二乘滤波虽然在稳定环境中表现良好,但其过于依赖历史数据进行估算,对于快速变化的噪声环境或信号复杂的海岛湿地环境,效果可能不佳。

针对不确定的环境和信号特性,A-KF-LPC 显现出独特的优势。它能够更准确地估计系统状态,尤其在处理非线性和不稳定信号时表现出色。这使得 A-KF-LPC 在处理鸟鸣声信号时成为一种具有突出效果的选择。在蛎鹬鸣声分析中,采用 A-KF-LPC、卡尔曼滤波和 LMS 滤波等方法进行对比研究。在不确定的噪声环境下,蛎鹬鸣声和灰鹤鸽鸣声的波形图、语谱图如图 8、9 所示。

针对图 8(a)原始鸟鸣声信号(蛎鹬)中存在的背景噪声,绿色表示原始带噪鸟鸣声信号,蓝色表示 A-KF-LPC 滤波后的信号,比较卡尔曼滤波和 A-KF-LPC 在 0.4 s 时的处理效果(红色虚框部分)。相对



(a) Waveforms of oyster song signals processed by different filters

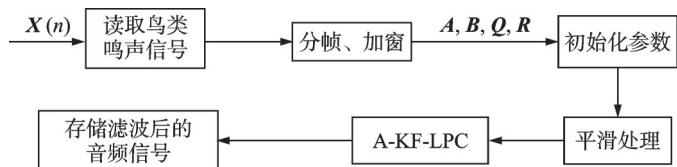
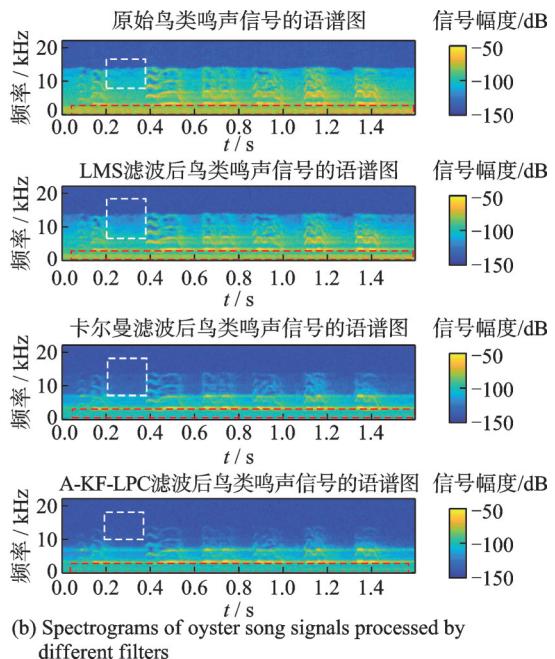


图 7 A-KF-LPC 滤波流程图

Fig.7 A-KF-LPC filter flow chart



(b) Spectrograms of oyster song signals processed by different filters

图 8 不同滤波器处理蛎鹬鸣声信号波形图、语谱图

Fig.8 Waveforms and spectrograms of oyster song signals processed by different filters

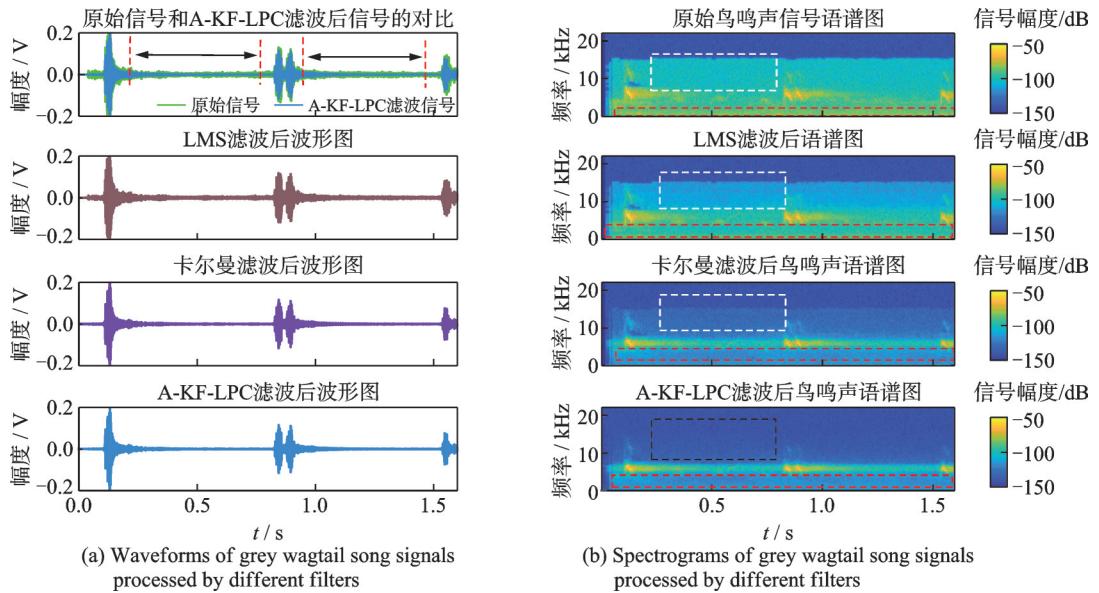


图9 不同滤波器处理灰鹤鸽鸣声信号波形图、语谱图

Fig.9 Waveforms and spectrograms of grey wagtail song signals processed by different filters

于未经滤波的原始信号和经过 LMS 滤波后的信号, 观察到信号幅度有所降低, 这种降低并非是信号丢失, 而是滤波效果的体现。由图 8(b)可知, 原始鸟鸣声信号的频谱在 3~15 kHz 范围内存在一定程度的背景噪声, 在 0.4 s 处的信号并未完全消失。图 8(b)中左侧纵轴表示信号的频率, 用于描述不同频率成分随时间的分布情况; 右侧颜色条表示语谱图中不同颜色对应的信号幅度; 白色框线表示在 0.2~0.4 s 间原始带噪鸟鸣声信号中所含的背景噪声; 红色框线则表示在 0~3 kHz 范围内存在的低频噪声(例如设备噪声等)。经过 A-KF-LPC 处理后, 这些噪声得到了去除。

图 9(a)中红色虚线黑色箭头所标注的位置噪声几乎都已被滤除。绿色表示原始带噪鸟鸣声信号, 蓝色表示 A-KF-LPC 滤波后的信号, 可以明显看出经过 A-KF-LPC 处理后的鸟鸣声信号在这些位置明显减少了噪声成分, SNR 有明显提高; 由图 9(b)可知, 10 kHz 的中频信号可以有效保留并去除噪声, 5 kHz 以下的未知噪声也成功去除, 表明 A-KF-LPC 在处理鸟鸣声信号中的背景噪声方面具有显著优势。

通过对实验结果生成的波形图和语谱图进行观察分析, 可以发现 A-KF-LPC 生成的波形图与无噪声干扰的鸟鸣声信号更加一致, 且振幅相对接近原始信号。此外, 对比不同滤波算法下生成的语谱图可以看出, A-KF-LPC 的效果更加接近理想状态, 其语谱图的亮度值接近 -150 dB, 表明该频率上噪声信号的能量非常弱, 信号的能量较为强劲。通过对语谱图的深入分析, 进一步验证了 A-KF-LPC 在保留信号特性方面的显著优势。不同种类鸟类在不确定噪声条件下的 SNR 如表 2 所示, 进一步证明了 A-KF-LPC 的有效性。

在不确定噪声水平的情况下, 对含有噪声的鸟鸣声信号进行了单独滤波处理。通过主动听力测试、频谱图分析以及客观语音质量测量, 对其 SNR 进行了综合评估。研究结果表明, 在各种滤波算法中, A-KF-LPC 算法的 SNR 显著高于其他滤波算法, 并在性能表现上独树一帜。总体而言, A-KF-LPC 在提升 SNR 方面展现了卓越的优势, 优于其他现有的滤波方案, 进一步验证了其在处理海岛湿地噪声环境中的有效性和可靠性。

表2 未知SNR不同鸟类的滤波算法比较

Table 2 Comparison of filtering algorithms for different birds with uncertain SNR

dB

滤波算法	蛎鹬	灰鹤鸽	黑尾鸥	苍鹭	大凤头燕鸥
卡尔曼滤波	1.27	2.28	11.65	2.03	0.85
LMS滤波	1.07	0.23	11.90	0.32	0.78
维纳滤波	-8.3	2.13	0.69	-0.66	-8.84
A-KF-LPC	1.57	2.40	11.97	2.21	1.98
递归最小二乘滤波	1.26	2.25	11.06	2.12	0.92

3 结束语

在海岛湿地等自然保护区中,环境噪声的复杂性和低SNR问题一直是野外生物生态声学监测面临的重要挑战,噪声给准确识别和分析鸟鸣声信号造成了严重的干扰。本研究采用了A-KF-LPC滤波方法,结合LPC和加权滤波预处理的手段,成功应用于鸟鸣声信号处理,有效地抑制了未知背景环境噪声。仿真和野外实验,在蛎鹬鸟鸣声信号中添加了不同幅度(0、5、-5、-10 dB)的高斯白噪声和5 dB左右的风、雨噪声,来模拟不同强度的环境噪声,之后进行了A-KF-LPC降噪处理。另外,针对海岛实测数据中含有噪声的蛎鹬和灰鹤鸽的鸟鸣声信号,通过对比不同滤波算法的降噪效果,验证了A-KF-LPC滤波方法在提高鸟鸣声信号质量方面的可行性。结果显示,A-KF-LPC方法使SNR提高了1~5 dB。在SNR为-10 dB、噪声完全覆盖鸟鸣声信号的条件下仍能滤除部分噪声,较好地还原信号,并在海岛湿地环境中展现出了良好的鲁棒性。这表明该方法在实际应用中具有可行性和实用性,并为生物声学领域的进一步研究提供了新的思路和方法。

未来的工作可以进一步优化算法性能,扩展应用范围,例如将该方法应用于其他野生动物声音的识别和监测中。此外,基于A-KF-LPC的鸟鸣声信号处理方法还具有潜在的应用前景,可以在野外生态系统监测、环境保护和野生动物生物学研究中发挥重要作用。

参考文献:

- [1] 蔡建民, 何培宇, 杨智鹏, 等. 基于深度特征融合的鸟鸣识别方法及其可解释性分析[J]. 生物多样性, 2023, 31(7): 142-151.
CAI Jianmin, HE Peiyu, YANG Zhipeng, et al. A deep feature fusion-based method for bird sound recognition and its interpretability analysis[J]. Biodiversity Science, 2023, 31(7): 142-151.
- [2] 王静宇, 张纯, 许枫. 复杂环境下基于听觉子带能量特征的鸟鸣声端点检测[J]. 计算机应用, 2022, 42(S1): 310-315.
WANG Jingyu, ZHANG Chun, XU Feng. Endpoint detection of birdsong based on energy characteristics of auditory subband in complex environment[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(S1): 310-315.
- [3] 艾学忠, 袁天奇, 闫敏, 等. 时频分析法在锅炉承压管线泄漏检测中的应用研究[J]. 声学技术, 2022, 41(2): 282-287.
AI Xuezhong, YUAN Tianqi, YAN Min, et al. Application of time-frequency analysis in leakage detection of boiler pressure pipeline[J]. Technical Acoustics, 2022, 41(2): 282-287.
- [4] 刘志华, 陈文洁, 陈爱斌. 基于自注意力机制时频谱同源特征融合的鸟鸣声分类[J]. 计算机应用, 2022, 42(4): 1260-1268.
LIU Zhihua, CHEN Wenjie, CHEN Aibin. Homologous spectrogram feature fusion with self-attention mechanism for bird sound classification[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(4): 1260-1268.
- [5] TIDMERNG N, SONGPAN W, WATTANA M. Solving bird image overlapping for automatic population counts of birds using image processing[C]//Proceedings of the 2016 Management and Innovation Technology International Conference (MITicon). Bang San, Thailand: IEEE, 2016: MIT-84-MIT-87.
- [6] YANG Y, ZHOU K, TRIGONI N, et al. SSL-Net: A synergistic spectral and learning-based network for efficient bird sound classification[C]//Proceedings of the ICASSP 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal

- Processing (ICASSP). Seoul, South Korea: IEEE, 2024: 926-930.
- [7] 庄培, 李忠新. 枪声背景下的语音降噪技术研究[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(5): 202-207.
ZHUANG Pei, LI Zhongxin. Research on speech noise reduction technology under the background of gunfire[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(5): 202-207.
- [8] 申小虎, 朱翔宇, 史洪飞, 等. 基于机器学习鸟声识别算法研究进展[J]. 生物多样性, 2023, 31(11): 168-193.
SHEN Xiaohu, ZHU Xiangyu, SHI Hongfei, et al. Research progress of birdsong recognition algorithms based on machine learning[J]. Biodiversity Science, 2023, 31(11): 168-193.
- [9] MISHRA S, GHATAK R, SINGH V K, et al. Bird call recognition using acoustic based feature selection approach in machine learning[C]//Proceedings of the 2023 7th International Conference on Computing, Communication, Control and Automation (ICCUBEA). Pune, India: IEEE, 2023: 1-5.
- [10] 贾宁, 郑纯军. 融合图像显著性的声波动方程情感识别模型[J]. 数据采集与处理, 2021, 36(5): 1062-1072.
JIA Ning, ZHENG Chunjun. An acoustic wave equation emotion recognition model based on image saliency[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2021, 36(5): 1062-1072.
- [11] AGRANAT I. Automatically identifying animal species from their vocalizations[J]. Wildlife Acoustics, 2009, 7: 334-354.
- [12] JUODAKIS J, MARSLAND S. Wind-robust sound event detection and denoising for bioacoustics[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2022, 13(9): 2005-2017.
- [13] BROWN A, GARG S, MONTGOMERY J. Automatic and efficient denoising of bioacoustics recordings using MMSE STSA [J]. IEEE Access, 2017, 6: 5010-5022.
- [14] KOLUGURI N R, MEENAKSHI G N, GHOSH P K. Spectrogram enhancement using multiple window savitzky-golay (MWSG) filter for robust bird sound detection[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2017, 25(6): 1183-1192.
- [15] 朱金华, 李玉仙. 基于卡尔曼滤波的图像降噪算法[J]. 现代电子技术, 2017, 40(9): 22-24, 28.
ZHU Jinhua, LI Yuxian. Image denoising algorithm based on Kalman filtering[J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40(9): 22-24, 28.
- [16] 刘芬, 范洪强, 吕涛, 等. 基于卡尔曼滤波的含噪声小样本数据处理方法[J]. 上海大学学报(自然科学版), 2022, 28(3): 427-439.
LIU Fen, FAN Hongqiang, LYU Tao, et al. Kalman filter based method for processing small noisy sample data[J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2022, 28(3): 427-439.
- [17] BRÉDA R, KARAFFA Š, ANDOGA R, et al. Reduction of the influence of interfering signals on the longitudinal control of UAVs with fixed wing[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2023, 2023(1): 9252640.
- [18] FU H, CHENG Y. An enhanced adaptive Kalman filtering for linear systems with inaccurate noise statistics[J]. Asian Journal of Control, 2023, 25(4): 3269-3281.
- [19] 韩冰, 王红昌, 苏志刚, 等. 针对小型鸟类目标的基于门控循环单元的扩展卡尔曼跟踪方法[J]. 信号处理, 2024, 40(5): 944-956.
HAN Bing, WANG Hongchang, SU Zhigang, et al. Gated recurrent unit-based extended Kalman tracking method for small bird targets[J]. Journal of Signal Processing, 2024, 40(5): 944-956.
- [20] 王广玉, 窦磊, 窦杰. 基于自适应卡尔曼滤波的多目标跟踪算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(S1): 271-275.
WANG Guangyu, DOU Lei, DOU Jie. Multi-target tracking algorithm based on adaptive Kalman filter[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(S1): 271-275.
- [21] WANG H. Two-stage Kalman filter for linear system with correlated noises[C]//Proceedings of the 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China: IEEE, 2018: 4196-4200.
- [22] 胡本川, 张国宾, 张建龙, 等. 基于改进 Kalman 滤波的可见光极小目标 TBD 跟踪方法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(4): 799-808.
HU Benchuan, ZHANG Guobin, ZHANG Jianlong, et al. Minimal target TBD tracking method for visible image based on improved Kalman filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(4): 799-808.
- [23] JIAO S, ZHANG K, WANG H. Research on adaptive time domain interference cancellation module based on LMS algorithm

- [C]//Proceedings of the 2022 6th International Conference on Wireless Communications and Applications (ICWCAPP). Haikou, China: IEEE, 2022: 271-275.
- [24] 郭辰锋, 舒东亮, 路寅, 等. 基于箕舌线可变步长LMS的空频抗干扰算法[J]. 数据采集与处理, 2023, 38(6): 1319-1330.
GUO Chenfeng, SHU Dongliang, LU Yin, et al. A space-frequency anti-jamming algorithm based on variable step LMS of tongue-like curve function[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2023, 38(6): 1319-1330.
- [25] 张越, 沈建明, 王庆祥, 等. 一种新的变步长LMS算法及其在语音降噪中的应用[J]. 电子制作, 2023, 31(16): 93-96.
ZHANG Yue, SHEN Jianming, WANG Qingxiang, et al. A new variable step size LMS algorithm and its application in speech noise reduction[J]. *Practical Electronics*, 2023, 31(16): 93-96.
- [26] GODBOLE S S, POKLE S B. Hardware implementation of adaptive filter for noise cancellation using TMS320C6713[J]. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*, 2014, 5(3): 38-47.
- [27] BORISAGAR K R, SEDANI B S, KULKARNI G R. Simulation and performance analysis of LMS and NLMS adaptive filters in non-stationary noisy environment[C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks. Gwalior, India: IEEE, 2011: 682-686.
- [28] 李显阳, 刘宗伟, 史阳, 等. 南海中南暗沙海域海底环境噪声特性[J]. 海洋科学进展, 2023, 41(2): 335-343.
LI Xianyang, LIU Zongwei, SHI Yang, et al. Characteristics of ambient noise in the bottom of middle south shoal of the South China Sea[J]. *Advances in Marine Science*, 2023, 41(2): 335-343.
- [29] 张巧花, 张纯. 圆形阵列无线传感器的鸟鸣声检测方法[J]. 应用声学, 2022, 41(3): 381-387.
ZHANG Qiaohua, ZHANG Chun. The method of birdsong detection based on circular array wireless sensor[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2022, 41(3): 381-387.
- [30] 尹晨畅, 许枫, 张纯. 基于ERB响度特征的深度学习鸟鸣声识别[J]. 网络新媒体技术, 2022, 11(2): 25-32.
YIN Chenchang, XU Feng, ZHANG Chun. Bird song recognition based on ERB loudness feature and deep learning[J]. *Network New Media Technology*, 2022, 11(2): 25-32.
- [31] 吴蒙, 李玮. 一种基于麦克风阵列的低功耗无线音频传输系统及方法: 中国, CN202211507729.9[P]. 2023-03-07.
- [32] WU C, YU P. A study on active noise reduction of automobile engine compartment based on adaptive LMS algorithm[J]. *Acoustics Australia*, 2020, 48(3): 431-440.

作者简介:



王浩然(2000-),女,硕士研究生,研究方向:信号与信息处理、鸟声识别、清洁能源技术, E-mail: 2418775894@qq.com。



王文卓(1999-),男,硕士研究生,研究方向:渔业声学与清洁能源技术, E-mail: sdjohnny@163.com。

张纯(1976-),男,研究员,研究方向:信号与信息处理, E-mail: sdzhch@mail.ioa.ac.cn。



张国辉(1999-),男,硕士研究生,研究方向:清洁能源技术, E-mail: zhangguohui981@163.com。



王娜娜(1977-),通信作者,女,副教授,研究方向:信号与信息处理技术及新能源利用技术, E-mail: wnn@sdu.edu.cn。

(编辑:王婕)