http://sjcj.nuaa.edu.cn
E-mail: sjcj @ nuaa. edu. cn
Tel/Fax:+86-025-84892742

基于改进自适应卡尔曼滤波的鸟鸣声降噪方法研究

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（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，在不同信噪比条件下，相较于传统卡尔曼滤波、最小均方误差（LMS）自适应滤波，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-10dB 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 方法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（SNR）

中图分类号：TN912.3;Q62　　**文献标志码：**A

Study on the noise reduction method of birdsong sound based on improved adaptive Kalman filtering

WANG Haoran[1], ZHANG Chun[2], ZHANG Guohui[1], WANG Wenzhuo[1], WANG Nana[1]

(1. School of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China; 2. Hainan Acoustics Laboratory, Institute of Acoustics , Chinese Academy of Sciences, Haikou 100190, China)

Abstract: In environments such as island wetlands, the acoustic environment is often 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 ratio conditions, 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 -10dB 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: Birdsong; Adaptive Kalman filtering; Audio enhancement; Weighted Filtering; Signal to Noise Ratio (SNR)

引 言

基金项目：国家重点研发计划资助项目（项目编号：2017YFC1403501）

海岛湿地等环境中的声学环境较为复杂，常伴有风声、雨声、虫声等其它干扰信号。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，通常分为三类方法：一是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]。二是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对不同信噪比条件下的自适应性有限[4, 5]。三是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。已有研究广泛应用自适应滤波技术于语音降噪领域，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[12]等人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，有效抑制风声噪声，从而提升鸟鸣声学事件检测的性能。Brown[13]等人提出了一种结合带通滤波器的 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[14]等人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, Hongpo 等人[18]提出的增强型自适应卡尔曼滤波（EAKF），结合动态递归标称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。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调整参数，增强了其对非线性系统和高斯噪声的适应能力，并引入 LMS 算法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，使得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以提升滤波器性能。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，以更好地适应系统的非线性特征和不确定性，来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，以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，以应对动态系统中的不确定性。

1.1 基于卡尔曼滤波降噪

当讨论卡尔曼滤波的过程时，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]。

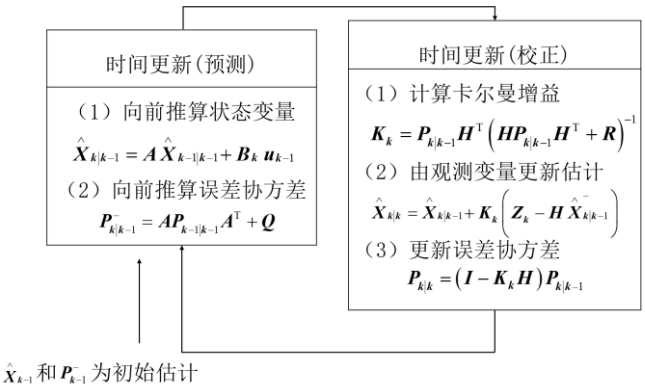


图1 卡尔曼滤波原理图

Fig.1 Schematic diagram of Kalman filtering

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（ $\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$ ）：

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}=\boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1}+\boldsymbol{B}_k\boldsymbol{u}_{k-1} \tag{1}$$

先验估计状态（ $\boldsymbol{P}_{k|k-1}^{-}$ ）：

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}^{-}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q} \tag{2}$$

2.预测（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（ $\boldsymbol{K}_k$ ）：

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}\right)^{-1} \tag{3}$$

状态估计更新：

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k}=\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k\left(\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}^{-}\right) \tag{4}$$

估计协方差更新：

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}\right)\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{5}$$

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

1.2 基于LMS滤波降噪

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 算法包括两个基本过程：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 算法会根据每次迭代的输入信号、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。

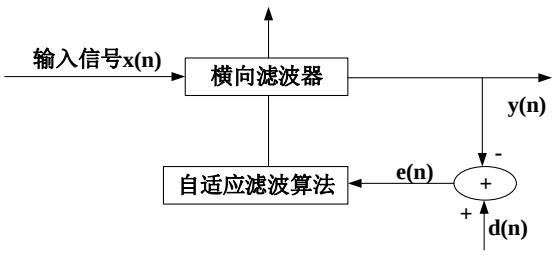


图2 LMS自适应滤波原理图
Fig.2 LMS adaptive filtering schematic

其中 $\boldsymbol{x}(\boldsymbol{n})$ 是输入信号; $\mathrm{y}(\boldsymbol{n})$ 是系统输出信号; $\boldsymbol{d}(\boldsymbol{n})$ 为期望信号; $\boldsymbol{e}(\boldsymbol{n})$ 为误差信号。椭圆中的加号表示误差的计算，计算方法如下:

$$\mathrm{y}(\boldsymbol{n})=\omega(\boldsymbol{n})\cdot\boldsymbol{x}(\boldsymbol{n}) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{e}(\boldsymbol{n})=\boldsymbol{d}(\boldsymbol{n})-\boldsymbol{y}(\boldsymbol{n}) \tag{7}$$

$$\omega(\boldsymbol{n}+1)=\omega(\boldsymbol{n})+2\mu\boldsymbol{e}^{*}(\boldsymbol{n})\cdot\boldsymbol{x}(\boldsymbol{n}) \tag{8}$$

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

1.3 基于A-KF-LPC滤波降噪

A-KF-LPC 算法中的 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。LPC（线性预测编码）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 滤波器的自适应调节特性，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 AR（自回归）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，即便存在各种干扰因素（例如：噪声等），A-KF-LPC 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：

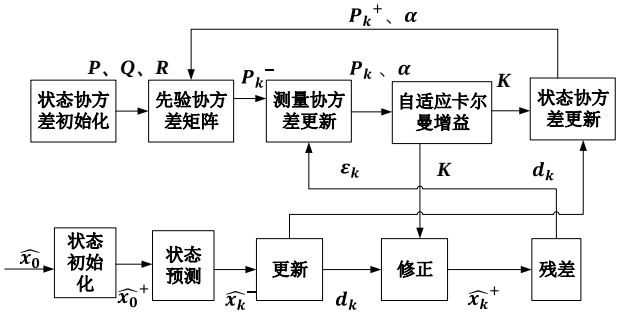


图3 A-KF-LPC滤波原理图
Fig.3 A-KF-LPC filter principle diagram

A-KF-LPC滤波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（传播、设备、计算以及人为因素等）误差。将估计问题可以归纳为：给定观测值 $\boldsymbol{z}$ 情况下，求非随机量 $\boldsymbol{x}$ 的估计值。因此随机量 $x(z)$ 的估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}$ 可表示为：

$$\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{z})=\hat{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{E}\left\{\boldsymbol{x}\middle|\boldsymbol{z}=\left\{\boldsymbol{z}_1,\mathrm{K}\,,\boldsymbol{z}_n\right\}\right\} \tag{9}$$

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：

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

其中 $\boldsymbol{n}(\boldsymbol{i},\boldsymbol{j})$ 是矩阵 $\boldsymbol{n}$ 中第 $\boldsymbol{i}$ 行第 $\boldsymbol{j}$ 列的值， $\boldsymbol{c}$ 是通道数（即矩阵的列数）。

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：

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

其中 $\boldsymbol{output}(\boldsymbol{t})$ 是加权滤波后的输出信号的第 t 个数据点； $\boldsymbol{hamming}(\boldsymbol{i})$ 是*Hamming*窗口函数的第 $\boldsymbol{i}$ 个值； $\boldsymbol{x}(\boldsymbol{t}-\boldsymbol{i}+1)$ 是输入信号的第 $\boldsymbol{t}-\boldsymbol{i}+1$ 个数据点。 $\boldsymbol{n}$ 是*Hamming*窗口的大小，即*AR_order*。这个公式表示了对于每个输出信号的数据点，通过对输入信号的前 n 个数据点进行加权平均来得到。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：

$$\boldsymbol{P}_0=\begin{bmatrix}\delta^2 & 0\\ 0 & \delta^2\end{bmatrix} \tag{12}$$

这里， δ^2 是状态的不确定性。

卡尔曼滤波和A-KF-LPC，它们的区别主要在于如何更新状态估计的不确定性，结合卡尔曼和LMS滤波和LPC预测算法，通过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：

$$\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n})=\sum_{\boldsymbol{k}=1}^{\boldsymbol{p}}\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{k}}\boldsymbol{x}(\boldsymbol{n}-1) \tag{13}$$

其中 $\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n})$ 是当前时刻的预测信号； $\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{k}}$ 是LPC系数； P 是LPC阶数。

卡尔曼滤波预测：

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

其中 $\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n}-1|\boldsymbol{n}-1)$ 是当前时刻 $\boldsymbol{n}$ 的状态预测信号； φ 是状态转移矩阵；由以下公式定义：

$$\varphi=\begin{bmatrix}0 & 1 & 0 & \mathrm{L} & 0\\ 0 & 0 & 1 & \mathrm{L} & 0\\ \mathrm{M} & \mathrm{M} & \mathrm{M} & \mathrm{O} & \mathrm{M}\\ -\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{p}} & -\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{p}-1} & \mathrm{L} & -\boldsymbol{a}_1\end{bmatrix} \tag{15}$$

$$\boldsymbol{P}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n}-1)=\varphi\boldsymbol{P}(\boldsymbol{n}-1|\boldsymbol{n}-1)\varphi^{\boldsymbol{T}}+\boldsymbol{Q} \tag{16}$$

其中 $\boldsymbol{P}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n}-1)$ 是误差协方差矩阵； $\boldsymbol{Q}$ 为预测模型本身带来的噪声。

卡尔曼增益更新：

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

其中， $\boldsymbol{H}$ 是观测矩阵； R 是观测噪声协方差。

状态更新：

$$\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n})=\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n}-1)+\boldsymbol{K}(\boldsymbol{n})\cdot\left(\boldsymbol{y}(\boldsymbol{n})-\boldsymbol{H}\cdot\hat{\boldsymbol{x}}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n}-1)\right) \tag{18}$$

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

协方差矩阵更新表示为：

$$\boldsymbol{P}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n})=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}(\boldsymbol{n})\cdot\boldsymbol{H})\cdot\boldsymbol{P}(\boldsymbol{n}|\boldsymbol{n}-1) \tag{19}$$

LMS权重更新：

$$\omega(\boldsymbol{n}+1)=\omega(\boldsymbol{n})+\mu\cdot\boldsymbol{e}(\boldsymbol{n})\cdot\boldsymbol{x}(\boldsymbol{n}) \tag{20}$$

其中 $\omega(\boldsymbol{n})$ 是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， $\boldsymbol{e}(\boldsymbol{n})$ 是误差信号。

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，从而更准确地反映系统的不确定性。这一过程在实际实施中，需要有效地结合卡尔曼滤波的框架和自适应算法的特性，以增强滤波器的性能。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。为了在不同参数设置下获得更高的信噪比，必须综合考虑算法的运行时间。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、图5所示

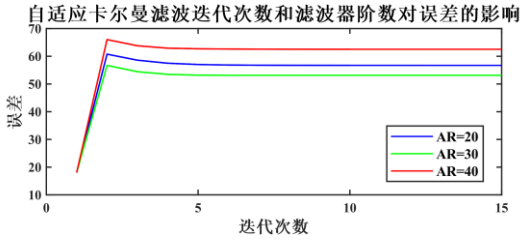


图4 A-KF-LPC滤波迭代次数和滤波器阶数对误差图

Fig.4 The influence of the number of iterations and the order of the filter on the error of the A-KF-LPC filter

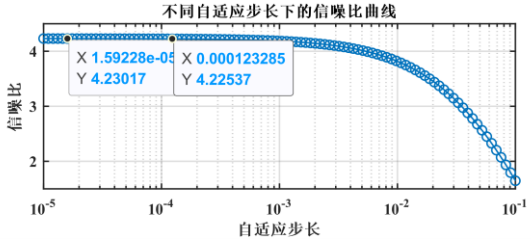


图5 自适应步长对SNR的影响

Fig.5 The effect of adaptive step size on signal-to-noise ratio SNR

其中误差的计算公式为：

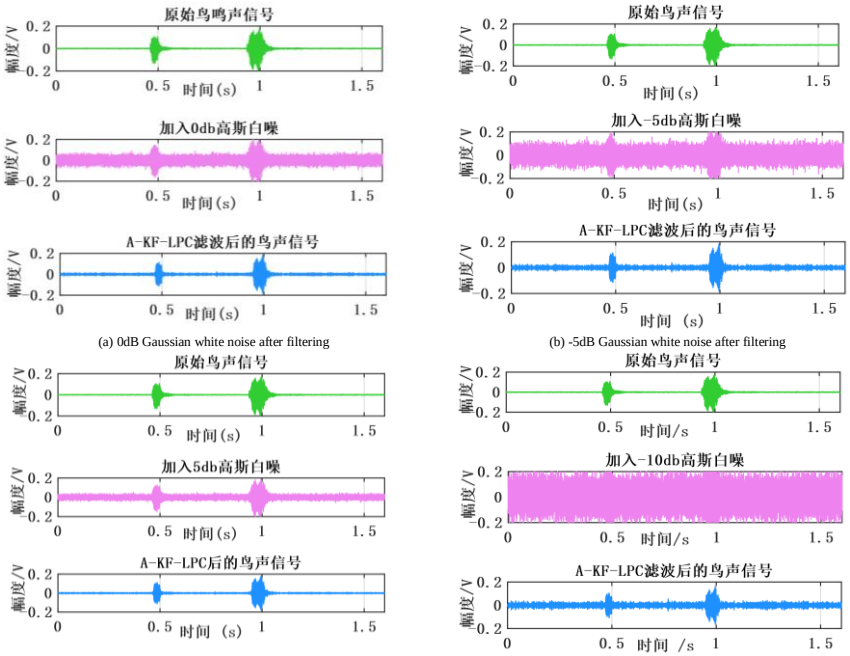
$$e_w = |y_t - y_o| \tag{21}$$

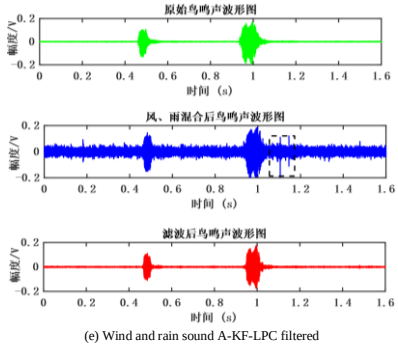
其中e_w是当前帧的误差，y_t是真实的观测鸟鸣声信号，y_o是A-KF-LPC后的输出鸟鸣声信号。原始鸟鸣声数据的元素数量是70560，A-KF-LPC后的误差在50左右，根据上图所示，为节省本设备的运行时间，本研究滤波器的阶数设定为30，迭代次数为11，自适应步长为0.0001。

2 仿真和实验结果分析

2.1 仿真不同信噪比下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，并且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的鸟鸣声信号。所选用的纯净鸟鸣声信号时长为 1.6 秒，采样频率设定为 44100Hz，采样精度为 16 位。在此基础上，分别添加了 0dB、5dB、-5dB 和-10dB 的高斯白噪声，并且加入了约 5dB 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和处理研究。通过 A-KF-LPC 滤波后的鸟鸣声波形图如图 6 所示。





(e) Wind and rain sound A-KF-LPC filtered

图6 不同信噪比下A-KF-LPC滤波后的波形图

Fig.6 Results of A-KF-LPC filtering under different SNR

图6的a-b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。在使用A-KF-LPC算法对鸟鸣声滤波处理后，相对于噪声信号，信号质量有所改善；图6的e中1s到1.2s的黑色框线区域表

示幅度突然增加的情况，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。证明了该算法在低信噪比环境下以及不稳定噪声环境具有良好的效果。其中不同滤波算法在仿真滤波后的信噪比如表1所示。

表 1 仿真滤波后的信噪比

Table 1 The simulated signal-to-noise ratio after filtering

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

在处理-10dB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。本研究的目标是解决模拟海岛湿地环境噪声（如风声、雨声等）的问题[29]，在这种情况下，A-KF-LPC算法已经足够满足需求。且根据上表的信噪比可以看出，A-KF-LPC滤波在-10-5dB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。较高的信噪比表示原声信号在总信号中的占比更大，因而音频质量更高。在鸟鸣声信号处理中，提升信噪比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。信噪比的公式为：

$$SNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{P_S}{P_N}\right) \tag{22}$$

其中 P_S 表示信号的平均功率，P_N 代表噪声的平均功率，信噪比的计量单位通常用分贝（dB）来表示。

2.2 实验数据采集

本实验选用七元传感器阵列，6+1 个传声器阵元相距 $d = 2r\sin(\pi / M)$（M 为阵元）和中间一个阵元密封在球形壳体中，所有的记录都从立体声转换为单声道，并采用 A-KF-LPC 算法对数据进行降噪处理。电源采用 12V 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，并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、灰鹡鸰）对比不同滤波算法下的信噪比、时频图、波形图。在不确定噪声环境下，A-KF-LPC 降噪的过程如下：

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 函数读取包含七个通道的鸟鸣声信号文件，并获取相应的信号数据和采样率，以便进行后续处理。

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，我们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，以便进行进一步的分析和处理。

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。具体步骤包括计算每帧的样本数，然后调用汉宁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 器的各项参数。参数包括 AR 模型的阶数（arOrder）、迭代次数、观测增益矩阵（H）等。此外，LPC 方法计算每帧带噪语音的 AR 模型系数（arCoeff）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 器进行降噪处理。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。

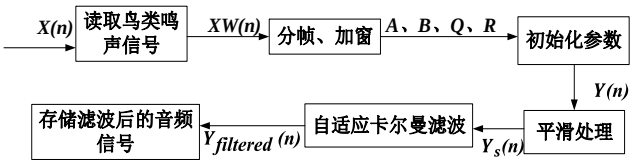


图7 A-KF-LPC滤波流程图

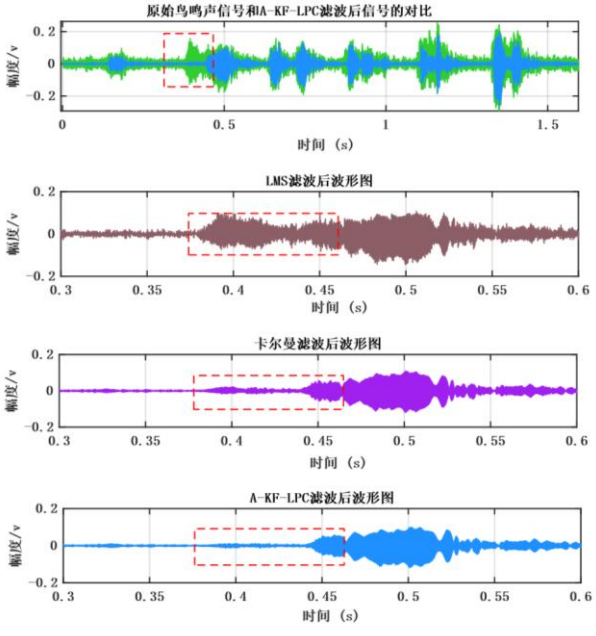
Fig. 7 Adaptive Kalman filter flow chart

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，以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。

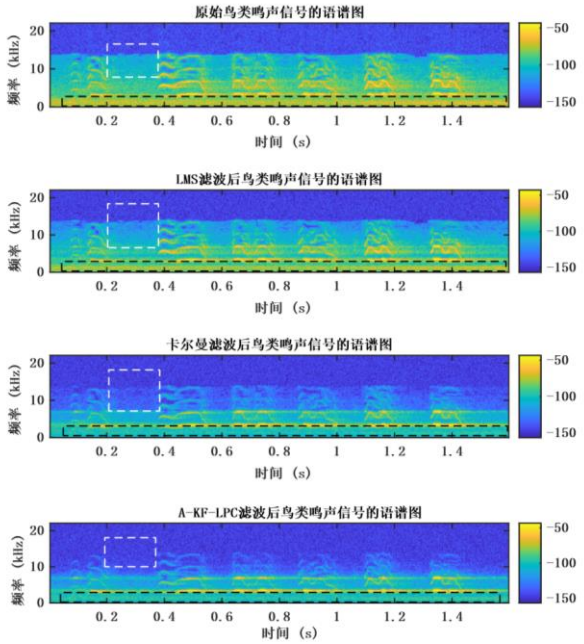
2.4 滤波算法降噪性能比较

对比不同滤波算法对鸟鸣声音频信号滤波处理结果，LMS 自适应滤波算法因其简单易实现和低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（LRS）算法，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 算法显现出独特的优势。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 算法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，蛎鹬鸣声和灰鹡鸰鸣声的波形图如图 8、图 9 所示。



（a）Waveforms of the oyster singing signals processed by different filters



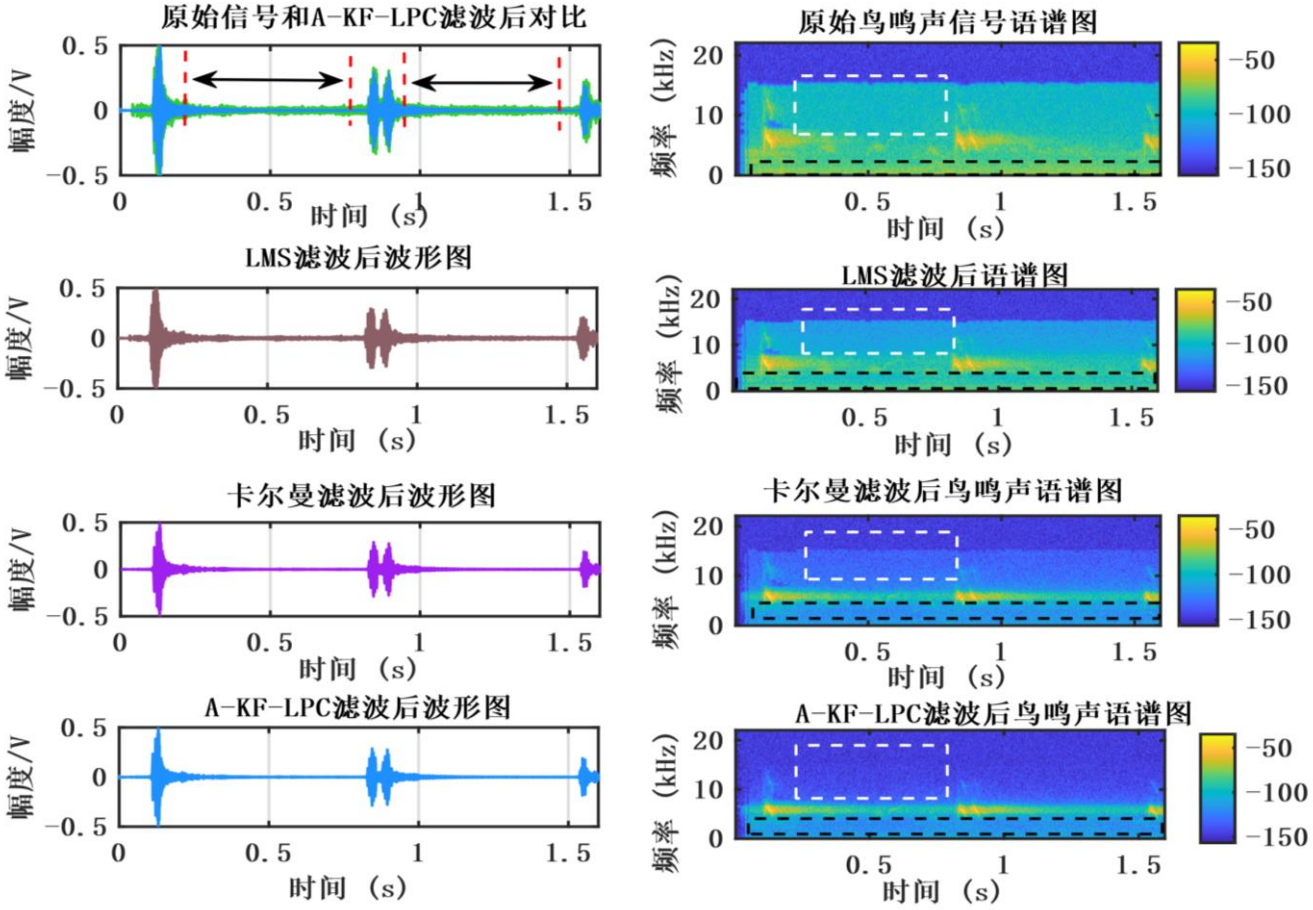
（b）Speech spectra of oyster singing signals processed by different filters

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 singing signals processed by different filters

针对图 8（a）原始鸟鸣声信号（蛎鹬）中存在的背景噪声，其中绿色表示原始带噪鸟鸣声信号，蓝色表示 A-KF-LPC 滤波后信号，比较卡尔曼滤波和 A-KF-LPC 在 0.4 秒时的处理效果（红色虚框部分）。相对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。从所附的语谱图图 7（b）中也可以清晰观察到，原始鸟鸣声信号的频谱在 3kHz 至

15kHz 范围内存在一定程度的背景噪声，在 0.4 秒处的信号并未完全消失。图 8（b）中的白色框线表示在 0.2 秒至 0.4 秒间原始带噪鸟鸣声信号中所含的背景噪声；黑色框线则表示在 0 至 3KHz 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，这些噪声得到了显著的去除。此外，图 9 展示了这三种滤波算法灰鹡鸰鸣叫声的波形图和语谱图，对比可以更直观地看出各自的滤波效果。



（a）Waveform of grey wagtail chirping signal processed by different filters

（b） The spectrogram of grey wagtail chirping signals processed by different filters

图9 不同滤波器处理灰鹡鸰鸣声信号波形图、语谱图

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

通过观察图 9（a）中的红色虚线黑色箭头所标注到的位置的噪声几乎都已滤除。其中绿色表示原始带噪鸟鸣声信号，蓝色表示 A-KF-LPC 滤波后信号，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；根据图 9（b）灰鹡鸰鸣声信号的语谱图可知，在 10kHz 的中频信号可以有效保留并去除噪声，5kHz 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，且其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-150dB，这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，我们进一步验证了 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信噪比如表 2 所示，进一步证明了 A-KF-LPC 的有效性。

表 2　未知信噪比的不同鸟类的滤波算法比较

Table 2 Comparison of filtering algorithms for different birds with uncertain signal-to-noise ratio

	蛎鹬	灰鹡鸰	黑尾鸥	苍鹭	大凤头燕鸥

卡尔曼滤波（dB）	1.27	2.28	11.65	2.03	0.85
LMS 滤波（dB）	1.07	0.23	11.90	0.32	0.78
维纳滤波（dB）	-8.3	2.13	0.69	-0.66	-8.84
A-KF-LPC（dB）	1.57	2.40	11.97	2.21	1.98
RLS 滤波（dB）	1.26	2.25	11.06	2.12	0.92

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 算法的信噪比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 在提升信噪比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。

3 讨论与结论

在海岛湿地等自然保护区中，环境噪声的复杂性和低信噪比问题一直是野外生物生态声学监测面临的重要挑战，噪声的存在对于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 方法，通过结合 LPC 和加权滤波预处理的手段，成功应用于鸟鸣声信号处理中，有效地抑制了未知的背景环境噪声。通过仿真和野外实验，在蛎鹬鸟鸣声信号中添加了不同幅度（0dB、5dB、-5dB、-10dB）的高斯白噪声和 5dB 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鹡鸰的鸟鸣声信号，通过对比不同滤波算法的降噪效果，验证了 A-KF-LPC 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 方法使信噪比提高了 1dB-5dB。在信噪比为-10dB，噪声完全覆盖鸟鸣声信号的条件下仍能滤除部分噪声，较好的还原信号，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(07):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.

[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(02):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(04):1260-1268.

[5] N. Tidmerng, W. Songpan and M. Wattana. Solving bird image overlapping for automatic population counts of birds using image processing[C]// Proceedings of 2016 Management and Innovation Technology International Conference (MITicon). Bang-San: IEEE, 2016: MIT-84-MIT-87.

[6] Yang Yiyuan, Zhou Kaichen, Trigoni N, et al. SSL-Net: A Synergistic Spectral and Learning-Based Network for Efficient Bird Sound Classification[C]// Proceedings of 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Seoul: 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(05):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.

[9] S. Mishra, R. Ghatak, V. K. Singh, et al. Bird Call Recognition using Acoustic based Feature Selection approach in Machine Learning[C]// Proceedings of 2023 7th International Conference On Computing, Communication, Control And Automation (ICCUBEA). Pune: 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(05):1062-1072.

[11] Agranat I . Automatically identifying animal species from their vocalizations[J]. WildlifeAcoustics,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(09):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(03):427-439.

[17] Bréda R, Karaffa `, 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 Hongpo, Cheng Yongmei. 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(05):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.

[21] Wang Hong. Two-stage Kalman Filter for Linear System with Correlated Noises[C]// Proceedings of 2018 37th Chinese Control Conference (CCC).Wuhan: 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(04):799-808.

[23] Jiao Saimei, Zhang Kun and Wang Haifeng. Research on Adaptive Time Domain Interference Cancellation Module Based on LMS Algorithm[C]// Proceedings of 2022 6th International Conference on Wireless Communications and Applications (ICWCAPP). Haikou: 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(06):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.

[26] Pokle Swati S. Godbole Sanjay. 基于TMS320C6713 的去噪自适应滤波器硬件实现(英文)[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation,2014,5(03):38-47.

[27] K. R. Borisagar, B. S. Sedani and G. R. Kulkarni. Simulation and Performance Analysis of LMS and NLMS Adaptive Filters in Non-stationary Noisy Environment[C]// Proceedings of 2011 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks. Gwalior: 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(02):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.

[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(02):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: CN202211507729.9 [P].2023-03-07.

[32] Wu Congbing, Yu Ping. 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。		**张纯**(1976—)，男，研究员，博士，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		**王娜娜**(1977—)，**通信作者**，女，副教授，博士，研究方向：信号与信息处理技术及新能源利用技术，E-mail: wnn@sdut.edu.cn。		