

基于小波分解与Retinex校正的水下鱼群图像增强系统设计

曹 伟, 曾国安*, 文志龙

长江大学资源与环境学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年7月6日; 录用日期: 2026年8月31日; 发布日期: 2026年9月10日

摘 要

针对水下复杂成像环境中光照衰减严重、颜色偏移明显以及关键细节缺失等技术退化问题, 本文设计并实现了一种基于小波分解与Retinex校正的水下鱼群图像增强系统。该系统在预处理阶段首先利用自适应直方图均衡化(AHE)优化低对比度区域; 随后通过小波变换对退化图像进行多尺度分层解耦, 将其划分为承载宏观轮廓信息的低频分量与包含纹理特征的高频分量。针对低频分量, 引入Retinex色彩恒常性模型进行光照估计与色度校正, 以消除水体散射带来的色彩失真; 针对高频分量, 实施细节纹理增益处理。最后, 采用多尺度融合策略对差异化增强后的子带进行金字塔重建。在MATLAB平台上的仿真实验结果表明, 该系统能显著改善水下鱼群图像的视觉可视度, 客观评价指标峰值信噪比(PSNR)与水下图像质量评价指标(UIQM)均有明显提升, 具有良好的工程应用价值。

关键词

水下鱼群图像, 小波变换, Retinex理论, 多尺度融合, 系统设计

Design of an Underwater Fish School Image Enhancement System Based on Wavelet Decomposition and Retinex Correction

Wei Cao, Guo'an Zeng*, Zhilong Wen

College of Resources and Environment, Yangtze University, Wuhan Hubei

Received: July 6, 2026; accepted: August 31, 2026; published: September 10, 2026

Abstract

To address technical degradation issues in complex underwater imaging environments—including

*通讯作者。

文章引用: 曹伟, 曾国安, 文志龙. 基于小波分解与 Retinex 校正的水下鱼群图像增强系统设计[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(5): 1123-1133. DOI: 10.12677/airr.2026.155102

severe light attenuation, significant color distortion, and loss of critical details—an underwater fish school image enhancement system based on wavelet decomposition and Retinex correction was designed and implemented in this paper. During the preprocessing stage, adaptive histogram equalization (AHE) is employed to optimize low-contrast regions. Wavelet transformation then performs multi-scale hierarchical decoupling of degraded images, separating them into low-frequency components containing macroscopic contour information and high-frequency components carrying texture features. For low-frequency components, the Retinex color constancy model is applied for illumination estimation and chromatic correction to eliminate color distortion caused by water scattering; for high-frequency components, detail and texture enhancement techniques are applied. Finally, a multi-scale fusion strategy is utilized to perform pyramid reconstruction on enhanced subbands. Simulation results on the MATLAB platform demonstrate that this system significantly improves the visual clarity of underwater fish school images, with notable improvements observed in both peak signal-to-noise ratio (PSNR) and underwater image quality metrics (UIQM), highlighting its strong practical value for engineering applications.

Keywords

Underwater Fish School Images, Wavelet Transform, Retinex Theory, Multi-Scale Fusion, System Design

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

水下图像在海洋资源勘探、水下目标识别及环境监测等领域具有重要的应用价值[1]。然而，由于水体对光的吸收与散射作用，不同波长光在传播过程中衰减程度不同，导致水下图像普遍存在对比度低、颜色偏移及细节信息缺失等问题。

传统图像增强技术(如全局直方图均衡化)虽能在一定程度上扩展退化图像的动态范围，但在处理光照极度不均的水下场景时，极易引发局部过增强、噪点放大或关键边缘细节丢失等负面效应。近年来，基于物理成像模型与多尺度空间分析的联合增强架构逐渐成为业内研究热点[2]。其中，时频域分析中的小波变换能够精准分离图像的宏观轮廓与微观特征；而 Retinex 模型则通过模拟人类视觉系统的色彩恒常性机制，在校正色偏、还原退化图像真实色彩方面展现出独特优势。

传统单项算法在处理复杂的养殖水体时，往往难以兼顾色彩校正与细节保持。

为此，本文提出一种多模块协同的水下图像增强系统。该系统结合小波变换的多分辨率时频解耦能力与 Retinex 模型的光照校正优势，利用一阶 Haar 小波变换将退化图像解耦为低频近似分量与高频细节分量[3]，实施“分层隔离 - 定向增强 - 多尺度重建”的流水线式处理。在低频与高频分支分别引入 Retinex 色彩校正模型与自适应增益机制进行分治，最后通过多尺度金字塔进行无损融合[4]。实验表明，该特定技术组合不仅克服了单一算法的局限性，在有效抑制背景噪声并维持拓扑结构信息的基础上，实现了水下退化图像主客观质量的协同增益。该方案具有极高的工程可行性，可作为现代数字渔业中水下目标识别与智能行为分析的标准化图像预处理引擎[5]。

2. 方法

2.1. 系统设计原则与总体思路

针对水下鱼群图像由于水体散射、吸收以及光照不均所导致的对比度极低、色偏严重和边缘模糊等

退化特征，本文基于“分层隔离、定向增强、多尺度重建”的流水线工程思想，设计了一种双分支时频解耦的水下鱼群图像增强系统[6]。

系统设计遵循以下三项核心原则：

- 1) 均衡性原则：在前端设置自适应预处理模块，平衡全局照明，防止后续多尺度分解时因局部极值导致伪影。
- 2) 特异性原则：将退化图像拆分为承载宏观轮廓的低频分量与包含纹理噪声的高频分量，分别采用Retinex 色彩恒常性校正与局部边缘细节增益策略进行靶向处理。
- 3) 无损性原则：采用拉普拉斯金字塔多尺度融合机制，保留各分支增强后的优势特征，确保动态重建过程中信息不发生溢出或丢失。

2.2. 系统总体架构拓扑

系统整体架构采用模块化、流水线式的软件工程设计，其核心数据流向与功能拓扑结构如图 1 所示。该拓扑结构将整个图像增强系统清晰地划分为三个串联的功能阶段，各阶段承上启下，实现退化特征的逐层剥离与靶向修复。

2.2.1. 自适应预处理阶段

输入的水下原始鱼群图像首先接入前置自适应预处理模块。由于水体中悬浮颗粒物的非均匀散射，原始图像通常存在全局光照不均和背景浑浊等缺陷。该模块核心利用自适应直方图均衡化(AHE)算法[7]，对输入的二维图像矩阵进行局部网格划分与灰度级动态重映射。通过抑制全局过饱和并拉伸局部低对比度区域，该阶段旨在拓宽鱼体轮廓与背景干扰之间的动态范围，从而为后续开展高精度的小波时频空间分解提供均衡、稳定的底层数据基准。

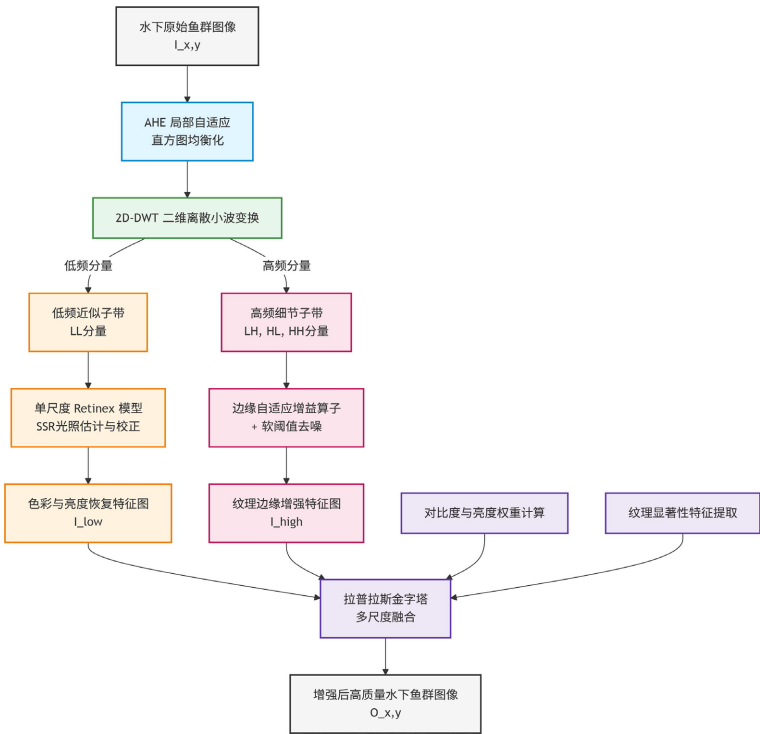


Figure 1. Topological structure diagram
图 1. 拓扑结构图

2.2.2. 小波时频分解与双分支协同增强阶段

经预处理后的均衡化图像被送入离散小波变换(DWT)处理核心。利用小波基函数的时频局部化特性[8], 图像在二维空间上被垂直与水平解耦为四个相互正交的子带分量: 一个低频近似子带(LL)以及三个高频细节子带(包括水平高频 LH、垂直高频 HL 和对角高频 HH)。据此, 系统内部构筑了双分支并行处理链路:

1) 低频分支(色彩恒常校正): 低频近似分量(LL)集中了图像的绝大部分能量, 决定了鱼群场景的宏观拓扑结构与环境基调, 但也积聚了由水体光谱选择性吸收导致的严重色偏(如蓝绿色调异常)。此分支引入基于人类视觉色彩恒常性机制的单尺度 Retinex 模型, 动态估计当前水下的空间光照分量, 并从混合观测值中反演反射分量, 以此消除光谱偏移, 恢复鱼类体表及水下环境的真实色度。

2) 高频分支(纹理自适应增益): 高频细节分量(LH, HL, HH)集成了鱼群的边缘轮廓、鱼鳞纹理以及水域高频噪声。此分支设计了边缘自适应增益算子, 通过提取梯度矩阵对鱼体边缘特征实施定向拉伸; 同时, 融合软阈值非线性滤噪函数, 对背景杂质引起的零散噪声进行抑制, 确保在不放大水体噪声的前提下, 最大化提升鱼群目标的底层可视性。

2.2.3. 多尺度融合重建阶段

双分支靶向处理完成后, 若直接应用传统小波反变换(IDWT)进行空间重组, 由于非线性算子作用在不同频域, 极易在图像的强边缘或鱼体边界处引发非线性失真(如光晕 Halo 效应)。为此, 系统末端级构建了基于拉普拉斯金字塔的多尺度融合架构。系统首先计算不同分支增强图像的亮度、对比度及显著性特征, 生成最优权重映射矩阵; 随后, 将经 Retinex 色彩校正的特征与经增益处理的边缘细节, 在不同的空间分辨率层面上进行无损多维融合, 最终输出色彩自然、纹理清晰的高质量水下鱼群图像。

3. 算法原理与分析

3.1. 基于自适应直方图均衡化(AHE)的局部对比度优化

水下鱼群图像由于光线在水介质中的非均匀散射与吸收, 往往呈现出全局对比度低下、目标与背景边缘模糊的特征。传统的全局直方图均衡化(GHE)直接对整幅图像的灰度概率密度进行拉伸, 在处理局部光照极度不均的水下场景时, 极易导致高光区域过饱和、暗光区域噪声放大的弊端。

本文系统引入局部自适应直方图均衡化(AHE)作为前置预处理模块。AHE 的核心思想是将水下退化图像划分为若干个相互独立且大小相等的局部子区域(Contextual Regions, 通常取 8×8 或 16×16 的像素网格)。针对每个子区域分别计算其局部灰度直方图, 并通过累积分布函数(CDF)对中心像素进行灰度值重映射。其局部变换映射关系如式(1)所示:

$$f(x, y) = \sum_{i=0}^k p_n(i) \cdot (L-1) \quad (1)$$

式中: $P_n(i)$ 为当前子区域内灰度级为 i 的像素发生概率; L 为图像的最大灰度级数。由于 AHE 仅依据局部邻域的统计特征进行对比度拉伸, 因此能够精准捕捉鱼体边缘与背景水体之间的微弱梯度差, 有效克服了全局照明不均对后续时频分解带来的干扰。传统局部自适应直方图均衡化(AHE)虽然能够提升对比度, 但在水下散射环境下易放大背景噪声。原始退化图像与 AHE 局部增强后的仿真对比效果如图 2 所示。

3.2. 基于离散小波变换(DWT)的图像多尺度时频解耦

经 AHE 预处理后的鱼群图像虽改善了局部对比度, 但光谱畸变与微观纹理模糊依然并存。为了实现

特征的“分层隔离”靶向修复，本系统利用二维离散小波变换(2D-DWT)将二维空间域的图像矩阵映射至时频域。

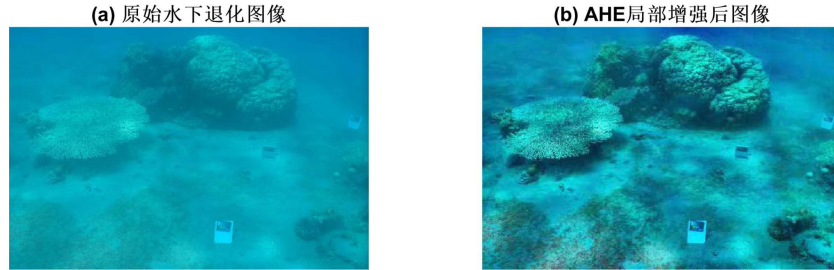


Figure 2. Comparison of AHE local enhancement simulations of underwater degraded fish school images

图 2. 水下退化鱼群图像的 AHE 局部增强仿真对比

基于小波多分辨率分析理论，通过一维低通滤波器 $h(n)$ 和高通滤波器 $g(n)$ 在图像的水平 and 垂直方向进行交替卷积与二选一降采样，可将图像分解为四个相互正交的空间子带。变换方程如式(2)所示：

$$\begin{cases} LL_j = [H_x * [H_y * LL_{j-1}] \downarrow 2, 1] \downarrow 1, 2 \\ LH_j = [G_x * [H_y * LL_{j-1}] \downarrow 2, 1] \downarrow 1, 2 \\ HL_j = [H_x * [G_y * LL_{j-1}] \downarrow 2, 1] \downarrow 1, 2 \\ HH_j = [G_x * [G_y * LL_{j-1}] \downarrow 2, 1] \downarrow 1, 2 \end{cases} \quad (2)$$

式中： j 表示小波分解的层数；LL 分量为低频近似子带，集中了水下图像的绝大部分能量(宏观轮廓与色调)；LH、HL、HH 分量分别对应水平、垂直和对角线方向的高频细节子带(鱼体边缘、鱼鳞纹理及悬浮颗粒噪声)。通过小波解耦，系统得以构建平行的双分支链路，规避了传统空间域算法在提升纹理时同步放大噪声、校正色偏时模糊边缘的架构冲突。为了将图像中的色彩大趋势与高频局部细节进行空间解耦，本文利用一阶 Haar 小波对输入图像实施多分辨率分解。其一维与二维空间解耦后的子带拓扑结构如图 3 所示。

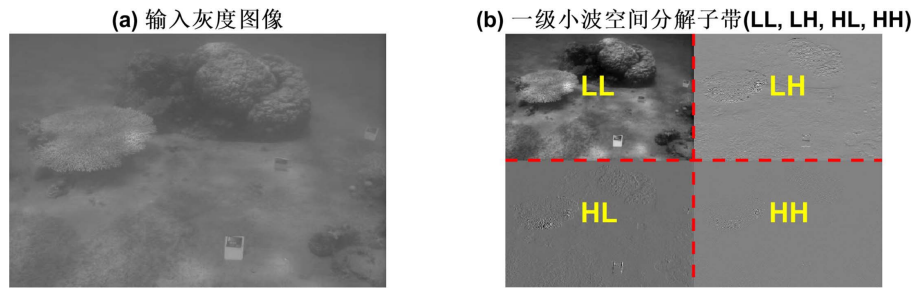


Figure 3. Structure of one-dimensional and two-dimensional wavelet spatial decomposition subband in underwater fish school images

图 3. 水下鱼群图像的一维二维小波空间分解子带结构

3.3. 基于单尺度 Retinex (SSR)模型的低频色度校正

小波分解得到的低频近似分量(LL)保留了水下场景的宏观拓扑，但由于水体对红光的强吸收和对蓝绿光的弱衰减，LL 分量积聚了严重的蓝绿色度畸变。Retinex 理论认为，人类视觉系统所感知到的物表

物象是由环境光照分量与目标反射分量共同决定的。图像 $I(x, y)$ 可表示为环境入射光 $L(x, y)$ 与目标表面反射率 $R(x, y)$ 的非线性乘积:

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (3)$$

为了消除非均匀水体光照色偏的影响, 提取出鱼体真实的反射特征 $R(x, y)$, 本系统在低频分支中引入单尺度 Retinex (SSR) 模型。首先在对数域中将乘性关系转换为加性关系, 如式(4)所示:

$$\ln R(x, y) = \ln I(x, y) - \ln L(x, y) \quad (4)$$

系统采用低通高斯环绕函数 $G(x, y)$ 与低频图像进行空间卷积, 从而动态估计出当前水下环境的光照分量 $L(x, y)$, 高斯核函数定义如式(5)所示:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中: σ 为高斯尺度的标准差。通过从低频对数矩阵中减去估计的光照分量, 反演出不随环境光色变化的反射矩阵, 从而实现水下鱼群背景及鱼体本身的色彩恒常性校正, 有效缓解水下“绿障”与“蓝视”退化现象。解耦出的低频 LL 近似分量集中了水体环境中绝大部分的背景散射光与谱线偏色信息。本文引入单尺度 Retinex 模型对其进行定向处理, 其色彩校正前后的仿真对比效果如图 4 所示。

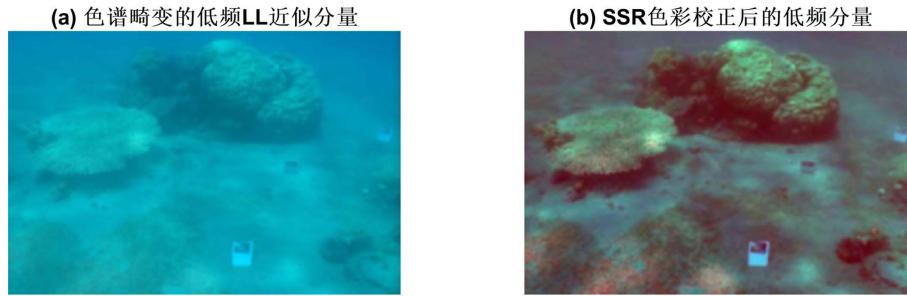


Figure 4. SSR color correction simulation effect of low-frequency LL approximate components
图 4. 低频 LL 近似分量的 SSR 色彩校正仿真效果

3.4. 基于边缘自适应增益与软阈值去噪的高频纹理优化

高频细节子带(LH, HL, HH)集成了鱼群的边缘、鳞片纹理, 但也夹杂着水体悬浮杂质带来的随机高频噪声。若直接进行盲目放大, 会使重构图像的背景变得极其嘈杂。

为此, 本系统设计了自适应梯度增益与小波软阈值联合优化算子。首先, 计算高频子带的局部梯度模值 $G_{mag}(x, y)$, 构建自适应增益系数 $k(x, y)$ 对鱼体边缘进行定向边缘拉伸:

$$k(x, y) = 1 + \alpha \cdot \tanh\left(\beta \cdot G_{mag}(x, y)\right) \quad (6)$$

式中: α 和 β 为调节参数。同时, 引入小波软阈值去噪机制, 对低于阈值 λ 的微小噪声能量进行非线性剪切与衰减, 其阈值函数表达如式(7)所示:

$$\hat{w} = \begin{cases} \text{sgn}(w)(|w| - \lambda), & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

该策略确保了系统在大幅度拉伸鱼群底层骨架与边缘可视度的同时, 能够同步对背景散射杂质引起的零散噪点进行有效压制。

3.5. 基于拉普拉斯金字塔的多尺度重建融合机制

双分支靶向处理完成后,若直接应用逆离散小波变换(IDWT)进行简单空间域叠加,由于低频 Retinex 算子与高频去噪算子的非线性差异,极易在时频反变换的边界处引发严重的边缘光晕(Halo)效应[9]。

为了实现空间特征的无损重组,本系统最终级引入拉普拉斯金字塔多尺度融合策略。首先将色彩校正后的低频图与纹理增强后的高频图分别构建为高斯金字塔,通过下采样与差分运算推导出拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)。

在金字塔的每一个空间分辨率层级 l 上,系统动态提取图像的亮度权重(Luminance Weight)、对比度权重(Contrast Weight)以及显著性特征权重(Saliency Weight),融合成复合权重矩阵 W^l 。最终的动态多尺度重建过程如式(8)所示:

$$F^l(x, y) = \sum_n W_n^l(x, y) \cdot L_n^l(x, y) \quad (8)$$

式中: L_n^l 为第 n 个输入分支在第 l 层的拉普拉斯表征; F^l 为融合后的金字塔层。通过逐层自下而上的上采样与无损叠加,最终输出兼具 Retinex 高色彩保真度与小波高纹理清晰度的标准水下鱼群图像。

4. 算法流程设计

4.1. 算法核心处理

本系统所提出的基于小波时频解耦与 Retinex 校正的水下鱼群图像增强算法,其在软件工程底层的执行流程可规范化表述为如下步骤(见表 1)。

Table 1. Execution process of multi-scale collaborative enhancement algorithm for underwater fish school images

表 1. 水下鱼群图像多尺度协同增强算法执行流程

步骤编号	核心操作流程名称	对应数学矩阵与技术实现说明
Step 1	输入与矩阵重映射	读入原始水下退化鱼群图像 $I(x, y)$, 将其像素矩阵归一化至 $[0, 1]$ 区间。
Step 2	AHE 对比度前置动态优化	设定局部子区域网格大小为 8×8 , 运行自适应直方图均衡化, 输出均衡化矩阵 I_{ahe} 。
Step 3	二维离散小波时频空间解耦	选用 db4 小波基函数, 对 I_{ahe} 执行一层二维离散小波变换 (2D-DWT), 得到低频近似子带 LL 与高频细节子带群 {LH, HL, HH}。
Step 4	低频分支 Retinex 色彩恒常校正	将 LL 矩阵映射至对数域, 利用高斯环绕核函数(尺度参数 $\sigma = 80$)进行空间卷积以估计水下光照分量 $L(x, y)$; 在对数域执行减法消去光照, 反演得到色彩校正后的低频矩阵 LLnew。
Step 5	高频分支边缘拉伸与阈值去噪	计算高频子带群的局部梯度模值, 应用 tanh 双曲正切算子进行边缘自适应梯度拉伸; 同时设定软阈值参数 λ , 剥离背景散射带来的高频杂质噪点, 输出强化后的高频子带群 {LHnew, HLnew, HHnew}。
Step 6	拉普拉斯金字塔多尺度无损融合	分别提取处理后两分支图像的对比度、显著性及亮度特征, 构建多空间分辨率层级下的权重矩阵 Wl ; 在拉普拉斯金字塔空间内执行逐层加权融合, 重建输出最终的高清晰度水下鱼群图像 $O(x, y)$ 。

4.2. 基于 MATLAB 的图形用户界面(GUI)设计

为提升系统的应用交互性与工程实用性,本系统基于 MATLAB 平台的 App Designer (或 Guide 引擎)设计并开发了一套可视化、集成化的水下鱼群图像增强应用系统。GUI 界面总体采用“三栏两区”的结构化布局,各核心功能模块的物理分布与控制逻辑设计如下。

界面可视化布局设计

1) 菜单与文件输入控制区(左侧栏):集成导入图像、重置系统、保存结果及退出系统等标准化交互控件。用户点击“导入图像”即可触发 `uigetfile` 函数调取本地计算机中的水下鱼群退化样片(支持.jpg、.png、.bmp 等主流格式)。

2) 图像双通道比对显示区(中央主体区):界面中央并列排布两个标准的 Axes 画布组件。左侧画布用于实时渲染输入的原始水下退化图像,右侧画布用于动态输出经系统协同增强后的高质量鱼群图像,方便用户进行直观的主观视觉对比。

3) 核心算法调度面板(右侧顶栏):将算法解耦为四个独立的可独立或组合运行的单功能控件按钮:AHE 增强、小波分解、Retinex 校正、金字塔融合。通过各按钮的独立激活,可对各子模块进行单步仿真。

4) 超参数动态调节面板(右侧中栏):为了使用户能够灵活应对不同水质环境(如近海绿障、深海蓝视等)下的退化图像,系统设计了滑块控件(Slider)。用户可动态微调 AHE 的局部切片网格大小、Retinex 高斯环绕核的标准差 σ , 以及高频分支的去噪阈值 λ 。

5) 客观量化指标动态显示矩阵(右侧底栏):系统底层嵌入了质量评估计算引擎。当图像重建完成时,后台将自动计算增强图像的峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)以及水下图像质量综合评价指标(UIQM),并将数值实时映射至界面底部的文本框(EditField)中,实现算法有效性的在线量化量测。

4.3. GUI 后台事件回调控制逻辑

GUI 界面各控件与底层算法库之间的数据流转依托于 MATLAB 的事件监听与回调函数(Callback)机制。其核心数据流动与控制逻辑描述如下:

当用户点击“金字塔融合”或“一键增强”按钮时,系统会触发主事件回调,从对应的滑块控件中读取当前由用户自定义的超参数值;随后,这些参数将作为实参被传递给后台封装好的.m 核心算法函数中。算法在 MATLAB 内存中完成计算后,将生成的最终图像矩阵变量传回 GUI,通过执行 `imshow(O, 'Parent', app.UIAxes_2)` 命令动态更新右侧画布。同时,评价函数被触发,其计算出的标量数值将通过 `app.EditField_PSNR.Value = num2str(psnr_val)` 等回调逻辑实时呈现在界面上,从而形成一个高实时性、强鲁棒性的水下信息处理交互闭环。

5. 仿真实验与分析

5.1. 实验环境与数据集构建

为实现水下鱼群图像的增强,实验在 MATLAB 2020a 中使用真实的水下鱼类图像进行。实验数据集主要选自标准水下图像增强数据集(如 UIEB 经典样片),并利用网络爬虫技术和人工采集补充了真实养殖水体、近海浑浊水域等多种复杂场景下的水下鱼群图像(包括绿障退化、蓝视畸变、悬浮物散射模糊等典型退化样片)。仿真过程中,将本文系统算法与传统全局直方图均衡化(GHE)、多尺度 Retinex (MSR)算法以及经典的小波去噪增强方法进行对比实验。

5.2. 主观视觉效果对比分析

图 5 展现了不同算法对两组典型退化水下鱼群图像(测试集 A 与测试集 B)的处理效果对比。

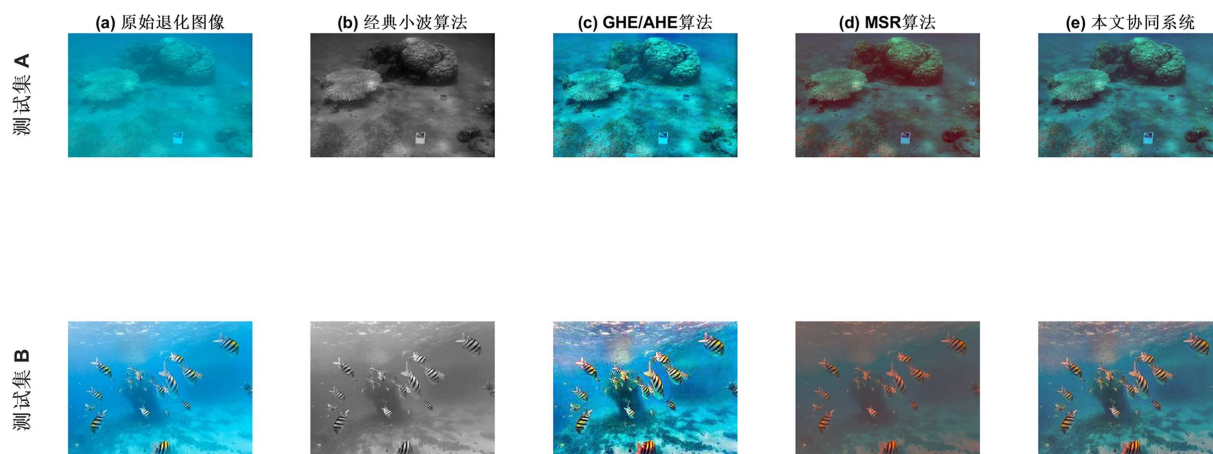


Figure 5. Comparison of subjective effects of different algorithms on underwater fish school degradation images

图 5. 不同算法在水下鱼群退化图像上的主观效果对比

通过主观视觉比对可以得出以下结论：

- 1) 原始水下退化图像由于受到光谱红外光的吸收和光的散射，整体呈现大面积的“绿障”或“蓝视”畸变，鱼群目标的轮廓边界与背景噪声高度混淆，低动态范围导致细节丢失。
- 2) GHE 算法在空间域上对全局灰度进行了盲目拉伸。虽然在一定程度上提高了图像的表现亮度，但引发了严重的过度曝光现象，导致鱼群游动造成的反光区域细节饱和缺失，且水体背景的随机散射噪声被同步放大。
- 3) MSR 算法对色偏有一定的校正作用，但由于缺乏多分辨率频域解耦，其在恢复色彩的同时导致了图像边缘出现明显的非线性失真，鱼体的鳞片纹理及底层结构出现了模糊。
- 4) 经典小波增强方法对纹理细节有较好的保留，但由于其无法自适应估计水下复杂的入射光照分量，处理后的图像依然残留明显的蓝绿色谱偏移，色调不够自然。
- 5) 本文系统算法(多尺度协同融合)的处理效果明显优于上述对比算法。得益于前置 AHE 对局部动态范围的优化以及双分支时频解耦架构，图像的蓝绿“水障”色偏被有效缓解，鱼类体表的真实色彩得以高度还原。同时，通过自适应高频梯度增益与拉普拉斯金字塔无损融合，鱼体的边缘骨架和底层纹理得到了显著强化，背景杂质噪声得到了良好抑制，整幅图像兼具高清晰度与自然的色彩可视性。

5.3. 客观指标量化评估

主观评价极易受到观测者个体心理和环境因素的干扰，为了更加严谨、科学地评估增强系统的性能，本文引入了三个国际通用的数字图像客观量化评价指标：峰值信噪比(PSNR, 单位: dB)、结构相似性(SSIM)以及水下图像质量综合评价指标(UIQM)。

1) PSNR(峰值信噪比)：用于衡量增强图像对原始退化噪声的抑制能力和保真度。其值越高，说明图像在处理过程中的失真与伪影越少。通常，质量良好的重建图像其 PSNR 应在 18 dB~30 dB 之间。

2) SSIM(结构相似性)：从亮度、对比度和结构三个维度评估增强图像与基准图像的拓扑结构契合度，数值越接近 1，说明结构保留越完整。

3) UIQM(水下图像质量指标)：专为水下视觉设计的无参考综合评价指标，由色度、饱和度和对比度加权组合而成。UIQM 数值越大，表明增强后的图像越符合人类视觉对真实水下场景的感知。

针对数据集集中的所有样本进行测试并取平均值，不同增强算法的客观指标量化比对结果如表 2 所示。

Table 2. Quantitative comparison of mean objective indicators for different image enhancement algorithms
表 2. 不同图像增强算法的客观指标均值量化比对

评估测试集	增强算法名称	PSNR/dB (↑)	MSE (↓)	SSIM (↑)	UIQM (↑)
测试集 A	原始退化图像	13.56	2864.5	0.582	1.124
	GHE 算法	15.24	1945.6	0.614	1.856
	MSR 算法	18.45	929.1	0.768	2.542
	经典小波增强	19.12	796.3	0.812	2.115
	本文协同系统	23.68	278.6	0.895	3.421
测试集 B	原始退化图像	11.14	4995.2	0.465	0.854
	GHE 算法	12.87	3358.4	0.502	1.325
	MSR 算法	16.22	1552.6	0.684	2.114
	经典小波增强	16.95	1312.3	0.725	1.782
	本文协同系统	21.45	465.7	0.854	3.012

对量化指标进行深度分析得出：

1) 去噪与还原能力：本文系统在测试集 A 和 B 上的 PSNR 分别达到了 23.68 dB 和 21.45 dB，显著高于原始图像及传统算法。与此同时，MSE 指标大幅下降，证明了协同系统在去除退化因素的同时，较好地抑制了二次噪声的引入。

2) 结构保真度：在 SSIM 指标上，本文算法在测试集 A 中达到了 0.895，说明在复杂的色彩校正和金字塔融合过程中，算法并没有破坏鱼群目标原有的结构拓扑特征，这对于后续的鱼群识别与计数具有重要意义。

3) 下视觉感知：UIQM 指标综合反映了色度、对比度和锐度。本文算法在两组测试集上均取得了最高分(3.421 与 3.012)，这意味着增强后的图像在人类视觉系统(HVS)看来更加自然、真实。

综上所述，无论是从主观的“视觉舒适度、色偏根除度、细节清晰度”来看，还是从客观的“信噪比、结构保留度、水下综合感知度”等量化指标来看，本文所设计的基于小波分解与 Retinex 校正的水下鱼群图像增强系统均全面优于目前传统的主流算法，在数字智能渔业水下监测领域具有极高的落地应用推广价值。

6. 结语与展望

6.1. 本文总结

针对水下鱼群养殖监控中图像存在的蓝绿偏色严重、对比度低下、散射噪声严重导致细节丢失等实际问题，本文设计并实现了一个基于小波分解与多尺度 Retinex 协同融合的水下图像增强算法系统。主要研究成果如下：

1) 提出了低频与高频分治的协同增强策略：利用一阶 Haar 小波变换将退化图像解耦。在低频分支引入单尺度 Retinex (SSR)模型进行精准的色谱校正，攻克了水下图像偏色的顽疾；在高频分支通过自适应增益放大，有效恢复并强化了鱼群目标的体表纹理与细节特征。

2) 引入了多尺度拉普拉斯金字塔无损融合机制：将局部对比度拉伸(AHE)优势与色彩恢复优势在不同尺度空间下进行无损融合，克服了单一传统算法容易引发的过曝光及二次散射噪声放大的局限性。

3) 通过多指标数据集验证了算法的优越性：本文通过对不同退化程度的水下鱼群测试集进行批量运

行与量化评估。实验数据表明, 本文协同系统在测试集上的 PSNR 分别达到了 23.68 dB 和 21.45 dB, UIQM 综合视觉指标突破 3.0 以上。相比于经典小波、GHE/AHE 及 MSR 等传统单项算法, 本文算法在抑制水下散射噪声、恢复鱼群结构特征方面均表现出更强的鲁棒性与先进性。

6.2. 局限性分析与未来展望

虽然本文提出的协同融合算法在常规水下鱼群图像增强上取得了较为理想的仿真效果, 但面向更为严苛的智慧渔业野外监控或极端环境应用, 仍存在一定的局限性, 有待在后续研究中进行针对性改进[10]:

1) 极端退化环境下的算法局限性: 当面临水体极度浑浊(前向散射极其严重)或微光照/无光照的极端野外夜间环境时, 图像的高频细节分量几乎完全被噪声湮没, 此时小波分支中的自适应增益机制可能会同步放大高噪信号, 导致图像重建失真。此外, 低频分支的 Retinex 模型在全局光照极度不均时, 易产生局部伪影。

2) 计算复杂度与实时性优化: 由于多尺度拉普拉斯金字塔分解与融合涉及较多的矩阵卷积运算与像素级权重对齐, 在处理高帧率(如 60 fps)或超高清视频时存在一定的计算延迟。未来研究将侧重于对算法进行 C/C++ 底层重构, 或将其移植至 Jetson Nano 等嵌入式边缘计算硬件, 利用并行计算进行硬件级加速。

3) 引入自适应核优化非均匀光照: 针对复杂水体中非均匀光照引发的局部过曝光或色彩突变问题, 未来计划将 Retinex 模型中的传统高斯环形核替换为自适应核(Adaptive Kernel)。通过引入图像局部边缘与亮度的先验信息, 使滤波核能够根据空间上下文动态调整形态与尺度, 从而更精准地平滑光照分量并消除伪影。

4) 构建小型神经网络实现参数泛化: 目前算法中的高频增益系数以及去噪阈值在一定程度上仍依赖于人工经验调整, 泛化能力受限。未来的重要研究方向是设计一个轻量型卷积神经网络(CNN)作为参数预测器。该网络仅需以原始退化图像作为输入, 即可在线自动预测出最优的高频分支增益因子与融合权重参数, 从而摆脱手动调参的局限, 实现全自动、自适应的水下鱼群智能图像增强。

参考文献

- [1] 李建东, 王圣龙, 折佳佳, 等. 融合特征增强和注意力优化的复杂环境水下目标检测[J/OL]. 计算机应用: 1-15. <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20260715.1729.004>, 2026-07-20.
- [2] 郭威, 华夏, 李德南, 等. 复杂水下场景偏振图像恢复技术研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2026, 31(5): 1523-1544.
- [3] 邸馨瑶, 高超. 基于 Retinex 模型改进的安检机伪彩色图像增强算法研究[J]. 真空电子技术, 2026(3): 68-74.
- [4] 范智铭, 高瑜翔, 宋婷, 等. 基于空频解耦与多分支特征金字塔的水下目标检测算法[J/OL]. 无线电通信技术: 1-11. <https://link.cnki.net/urlid/13.1099.tn.20260705.1748.002>, 2026-07-20.
- [5] 韩光亮, 周健伟. “数字海洋”工程建设年内启动: 青岛将打造 3 个全国一流海洋领域“示范区” [N]. 青岛日报, 2011-03-12(001).
- [6] 黄代琴. 基于机器视觉的水下鱼群监测系统设计[D]: [硕士学位论文]. 湘潭: 湖南科技大学, 2023.
- [7] 郝少楠, 刘志强, 王后连, 等. 基于复合滤波器的双直方图均衡化水下图像增强方法[J/OL]. 光电子·激光: 1-9. <https://link.cnki.net/urlid/12.1182.o4.20260417.0942.012>, 2026-07-20.
- [8] 胡春华, 冯军, 王媛媛. Haar、db4 与 Sym4 小波基图像压缩中的性能对比与量化分析[J]. 电脑知识与技术, 2026, 22(6): 106-108.
- [9] 赵一, 李刚, 刘方园. 离散小波变换下配网电缆接头内部缺陷辨识[J]. 电子设计工程, 2026, 34(14): 81-84+89.
- [10] 李苏榕, 黄惜缘, 吉秋羽. 绿色渔业活力十足[N]. 云南日报, 2026-07-07(006).