

评审

水下视觉增强综述：从传统的方法到近期的深度学习

✉、城塘翁¹ 张艳文¹ 金君兰¹ 夏庆峰^{3,4,5}

¹南京信息科技大学自动化学院，南京210044，中国；20201249145@nuist.edu.cn (C.W.)；
20181223105@nuist.edu.cn (Y.Z.)；jj10610@nuist.edu.cn (J.J.)

²江苏省南京信息科技大学大气环境与设备技术协同创新中心，中国，南京210044

³无锡大学自动化学院，无锡214105，中国；fenix@jlxxy.nju.edu.cn

⁴南京大学管理与工程学院，南京210093，中国

⁵中国科学院沈阳自动化研究所机器人国家重点实验室，沈阳110016

*通信信息：001600@nuist.edu.cn

摘要：水下视频图像作为水下信息的主要载体，在人类对海洋的探索 and 开发中起着至关重要的作用。由于水体的光学特性，水下视频图像普遍存在颜色偏置、图像质量不清等问题，图像质量下降严重。退化图像对水下航行器的视觉任务产生不利影响。因此，获得高质量的水下视频图像就至关重要了。本文首先分析了水下图像的成像原理及其质量下降的原因，并对现有的各种方法进行了简要的分类。其次，重点介绍了目前流行的水下图像增强中的深度学习技术，并介绍了水下视频增强技术。介绍了一些标准的水下数据集、常用的视频图像评价指标和水下图像具体指标。最后，本文讨论了在这一领域可能的未来发展。

关键词：水下视觉、视频/图像增强、深度学习



引文：翁K. 翁C. 张Y.；

金先生，J.；夏文雅，问。的概述

水下视觉增强：

从传统的方法到最近的方法

深度学习J. 毁灭科学。雕刻2022，10，
241. <https://doi.org/10.3390/jmse10020241>

学术编辑：安东尼·伯格拉和弗朗西
斯科·波宁字体

收稿日期：2022年1月2日

接受时间：2022年2月1日

出版：2022年2月10日

出版商注：MDPI对已发表的地图和机
构关联中的管辖权主张保持中立。



版权所有：由作者提供的©2022。被许可
方MDPI，巴塞尔，瑞士。本文是在知识
共享属性（CC BY）许可的条款和条件
下发布的一篇开放获取的文章
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)。

1. 介绍

海洋占地球表面的71%，总面积为3.6亿平方公里，资源丰富。对海洋的探索和发展一直是人类发展的长期问题。随着资源日益稀缺，加强海洋勘探和开发已成为不可避免的选择[1]。然而，由于水下环境恶劣、复杂，人工勘探开发太危险了。因此，采用自主水下航行器（AUV）进行海洋勘探开发更安全、更高效。此外，auv也被广泛应用于湖泊、河流和其他水域。

视觉信息在探测和感知环境中起着至关重要的作用，对水下航行器易于获取。然而，由于水生环境中的许多不确定性，以及水对光的吸收和散射的影响，以及直接捕获的水下图像的质量可能会显著降低。水中大量的溶剂、颗粒物和其他不均匀的介质会导致进入照相机的光线比在自然环境中更少。根据比尔-兰伯特-布格定律，光的衰减与介质呈指数关系。因此，光在水下传播过程中的衰减模型表示为

$$I = I_0 e^{-Kz} \quad (1)$$

在式(1)中, E 为光的照度, r 为距离, a 为水体的吸收系数, b 为水体的散射系数, a 和 b 之和等于介质的总衰减系数。

水下成像的过程如图所示1. 当光穿过水中时, 它会被吸收和散射。水体对不同波长的光有不同的吸收效应。如图所示1, 红光衰减最快, 在水下5米处消失, 蓝绿三色光衰减缓慢, 蓝光在水下60米处消失。悬浮粒子和其他介质的散射导致光在透射过程中改变方向, 扩散不均匀。散射过程受介质性质、光和偏振特性的影响。McGlamery et al. [2]提出了一个计算水下摄像机系统的模型。非散射光、散射光和背散射光的辐照度可以通过输入的几何形状、源特性和水的光学特性来计算。最后, 可以得到诸如对比度、透射率和信噪比等参数。然后是经典的贾菲-麦克格拉默里[3]提出了水下成像模型。说明进入相机的总照度是直接分量、前向散射分量和后向散射分量的线性叠加

$E_d + E_j + E_b$ (2) 在方程中, E_d 、 E_j 和 E_b 分别表示直接照射、前向散射和后向散射的分量。直接照射分量是从物体表面直接反射到接收器的光。

前向散射分量是指目标物体在水中反射的光, 在直线传播过程中, 通过水中悬浮粒子的小角度而偏转到接收器中。

后向散射是指通过水体的散射到达接收器的照明光。一般来说, 光的前向散射比光的后向散射衰减更多的能量。

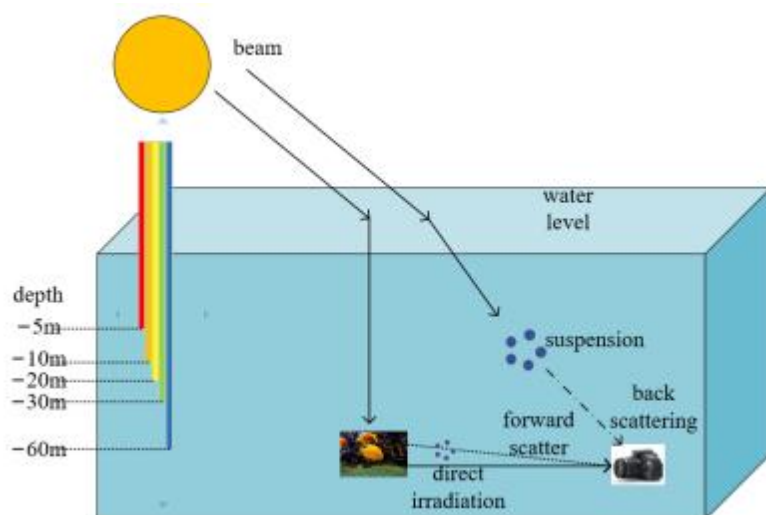


图1。水下成像模型。

由于水体对入射光的吸收和散射, 在水下采集的视频图像一般呈现蓝绿色, 具有明显的雾状效应。此外, 模糊、低对比度、颜色失真、更多的噪声、细节不清晰、视觉范围有限是降低水下视频图像质量的典型问题[4]. 图2显示了一些低质量的水下图像。图像a和图像b有明显的颜色偏差, 整体风格为绿色。图像c的问题是低对比度。图像代表了在水下图像中常见的雾化现象。

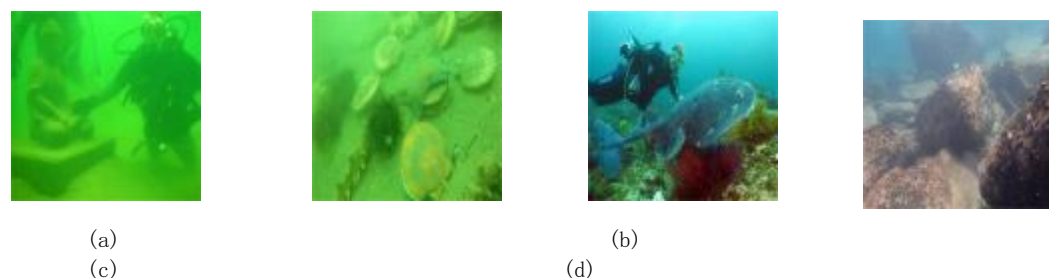


图2。典型的水下图像。

低质量的视频图像与人眼的感知并不兼容。它们将影响后续的计算机视觉任务，如视频图像分割[5,6]目标探测[7]，三维重建[8,9]。在实际应用中，低质量的水下视频图像对水下考古学、生物研究、采集等项目提出了重大挑战。如何利用现有技术获得高质量的水下视频图像是一个非常重要的问题。改善水下成像环境，优化采集设备将加强视频图像的获取。虽然这些行动有具体的效果，但实现成本太高。相比之下，利用计算机设备进行数字图像处理，可以更方便、更快速地获得高质量的图像。

水下视觉增强技术使用计算机技术来处理退化的水下图像，并将原始的低质量图像转换为高质量的图像。利用视觉增强技术，有效地解决了原始水下视频图像的颜色偏置、低对比度、雾化等问题。因此，水下视频图像增强技术具有重要的科学意义和应用价值。

本文在谷歌学术数据库和CNKI数据库中检索，以“水下图像增强”、“水下图像处理”和“水下视频增强”为关键词，etcA共选取106篇相关文章，包括9篇评论，其余为具体算法进行分析和总结。此外，还总结了一些常用的水下图像数据集和评价指标，共涉及28篇参考文献。本文对现有的水下图像增强技术进行了分类和总结，如图所示。3. 目前的算法主要分为传统的方法和基于深度学习的方法。传统的方法包括基于模型的方法和基于非模型的方法。非模型增强方法，如直方图算法，可以通过像素的变化直接增强视觉效果，而不考虑成像原理。基于模型的增强方法也被称为图像恢复方法。根据成像模型，估计清晰、模糊和传输图像之间的关系，得到清晰图像，如通过暗通道先验（DCP）算法[10]。随着深度学习技术的快速发展及其在计算机视觉方面的优异性能，基于深度学习的水下图像增强技术也在快速发展。基于深度学习的方法可以分为基于卷积神经网络（CNN）的方法[11]以及基于生成对抗网络（GAN）的[12]。现有的增强技术大多是对视频领域的水下单图像增强技术的扩展。由于水下视频增强技术的发展还不完全成熟，本文目前还不会对其进行分类。

我们介绍了水下视觉增强技术（包括视频和图像）及其发展和现状，以促进研究人员在这一领域的进一步探索。

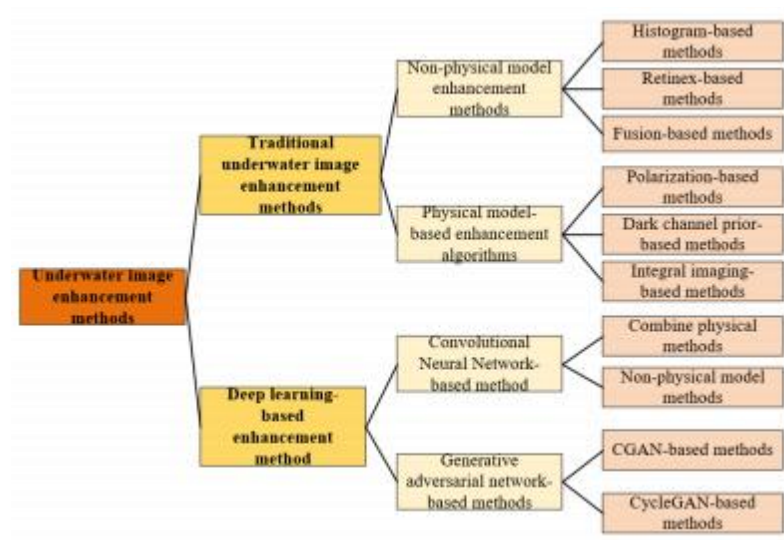


图3。水下图像增强方法的分类。

在此之前，已经有许多关于水下图像增强领域的优秀综述文章。随着时间的推移，需要更新新的方法，特别是基于深度学习的算法。此外，对水下视频增强技术的迫切需要也值得评论文章的关注。根据该算法的功能，本文将提出[13]将算法分为水下图像脱雾和水下图像颜色评价，调查智能算法在水下图像脱雾和恢复，演示了不同方法的性能，并总结了水下图像处理的应用，然而，不同原则的算法之间没有明显的区别，和基于深度学习的算法的概述是不理解的文章[. . 14]选择具有代表性的方法进行讨论，将这些方法分为图像恢复（基于物理模型）和图像增强（非基于物理模型）两类，并从定性和定量的角度对这些方法进行比较和分析。虽然已经引入了一些深度学习算法，但流行的基于生成对抗网络的方法仍然缺失。类似于这篇文章[14，文章15]回顾了处理典型的水下图像损伤的图像增强和恢复方法，包括一些极端的退化和失真。此外，我们还进行了大量的实验，采用主观分析和客观分析的方法，对不同的算法进行了比较和评价。虽然对基于CNN的增强算法进行了分类，但不包括流行的基于网络的生成对抗算法。这篇文章16]综述了相对成熟且具有代表性的水下图像处理模型，将其分为增强、除雾、降噪、分割、显著目标检测、颜色恒定和恢复七类。这有助于我们理解水下图像处理的整个领域，但相比之下，为水下图像增强的具体任务引入的算法并不全面的文章[. 17]，作者对水下图像滤波方法进行了分类、分析和比较，并讨论了这些方法的优点和局限性，以及用于验证的评价措施。本文提出了一些比较不同算法的表格，但没有对参考算法进行详细描述，同时还总结了水下图像退化的原因、数据集和评价指标。.

在现有综述的基础上，我们对水下视觉增强技术的最新发展进行了更新和补充，并将水下图像增强方法分为传统的方法和基于深度学习的方法。然后根据不同的深度神经网络结构和是否具有物理结构对算法进行分类

是否使用模型。同时，与上面的文章类似，我们总结了水下图像退化的原因和低质量图像的特点。此外，我们还提供了指向常用数据集和评价指标计算公式的链接。对现有的水下图像评价指标进行了分类和分析，总结了各类评价指标的差异以及现有指标在水下视频和图像质量评价中的不足。

然而，上述文章，包括[1,4,18]，只关注图像增强算法，忽略了具有较高实际应用价值的水下视频增强技术。本文的贡献如下：

我们专注于介绍特定的算法，以帮助读者更好地理解某些类型的算法的特点和发展。对水下视频增强方法的应用要求更为广泛。总结了适用于水下视频增强的算法，揭示了水下视频增强领域存在的困难和一些解决方案。

本文的其余部分组织如下。部分2介绍了传统的水下图像增强算法，包括基于直方图、基于再现、基于融合、基于偏振和基于暗通道优先级的方法。部分3介绍了基于深度学习的水下图像增强算法，包括基于cnn和基于gan的方法。在部分4，介绍了一些现有的和不完善的水下视频增强算法。在部分5，列出了水下视觉增强技术中一些常用的数据集和质量评价指标。部分6总结了现有算法存在的问题，并提出了未来的研究方向。

2. 传统的水下图像增强方法

2.1. 非物理模型增强方法

由于独特的水下光学环境，传统的图像增强方法直接应用于图像增强存在一些局限性，因此提出了许多有针对性的算法，包括基于直方图、基于再现的算法和基于图像融合的算法。

(1) 基于直方图的方法

基于直方图均衡化(HE)算法的图像增强[19]将图像直方图从窄的单峰分布转换为平衡分布。因此，原始图像在大多数灰度中像素数量大致相同。然后，采用自适应直方图均衡化(AHE)算法[20]是为了提高图像的局部对比度。对比有限自适应直方图均衡(CLAHE)算法[21]提高了计算速度。在水下图像领域，Iqbal等人。[22]提出了一种基于颜色校正和选择性直方图拉伸的无监督颜色校正方法(UCM)，该方法可以有效地消除蓝色偏差，提高低成分的红色通道和亮度。艾哈迈德等等。[23,24]提出了一种利用瑞利拉伸极限对比度增强的自适应直方图增强方法，以提高图像对比度，增强细节，减少过增强、过饱和面积和噪声的引入。当图像的颜色百分比较低时，彩色图像就会失真。在此基础上，提出了一种递归自适应直方图修正(RAHIM)算法，对HSV颜色空间中的图像颜色进行修改，提高背景区域的对比度。增加了算法的复杂性。李等等。[25]提出了一种基于水下图像脱雾的先验直方图分布算法，该算法有效地提高了对比度和亮度，省时、简单。其缺点是，当图像较暗时，增强效果不明显。李等等。[26]提出了一种水下图像增强的混合框架，它将改进的水下白平衡算法与直方图拉伸相结合。通过建立变分对比度和饱和度增强模型，提高了对比度和饱和度，改善了散射引起的模糊

消除，并有更好的色彩校正，除雾，并澄清细节。

基于直方图的水下图像增强方法见表1.

表1. 基于直方图的水下图像增强方法。

作者	算法	贡献
Iqbal等人。[22]	无监督的颜色校正方法	有效地消除了蓝色偏差，提高了低成分的红色通道和亮度
艾哈迈德等等。[23]	具有瑞利拉伸极限对比度的自适应直方图	增强细节，减少过度增强、过饱和区域和噪声引入
艾哈迈德等等。[24]	递归自适应直方图修正结合HSV模型颜色校正	在背景区域的对比度更好
李等等。[25]	结合去模糊和先验直方图的对比度增强算法	提高对比度和亮度
李等等。[26]	水下白平衡算法结合直方图拉伸阶段	在颜色校正、去除雾霾和细节澄清方面显示出更好的效果

(2)基于视网膜的方法

Retinex理论基于颜色恒定性，通过消除辐照成分对物体颜色的影响，消除不均匀的光照，得到了场景的真实图像. [27.]，Plutino等人对自动颜色均衡（ACE）算法进行了非常详细的回顾，包括ACE算法在水下图像领域的应用。乔布森特尔。[28,29]提出了一种多尺度修正（MSR）增强算法和颜色增强算法。Joshi等[30]将还原理论应用于水下图像，以增强退化图像。水下图像的视觉效果得到了改善，但增强效果是有限的。.[31]提出了一种基于修正的变分框架，利用交替方向优化策略来解决反射率和照明问题，并添加颜色校正来解决曝光不足和模糊问题。然而，迭代优化会导致更高的算法复杂度。比安科等人。[32]提出了利用彩色空间对水下图像进行颜色校正的第一个建议。改变彩色分量，围绕白点（白平衡）和直方图截止，并对亮度分量进行拉伸以提高图像对比度。张等人。[33]提出了一种基于扩展多尺度修正的水下图像增强算法，该算法结合双侧和三边滤波来抑制晕晕现象。缺点是对比度增强不明显，三边滤波耗时，Mercado等人。.[34]提出了基于MSRCR的深海暗图像增强方法，逆转了色彩损失，克服了光照不均匀的问题。增强图像的照明强度倾向于达到中心强度区域的峰值。李等等。[35]将MSRCR算法与基于每个颜色通道的直方图量化的校正算法相结合。张等人[36]提出了一种基于多通道卷积（MC）的多尺度颜色恢复的单图像脱雾方法。它可以应用于水下场景，增强图像的整体对比度和细节信息，降低噪声，消除光线对图像颜色的无雾影响。然而，过度暴露也可能发生。唐等人。[37]提出了一种名为IMSRCP的水下视频图像增强方法。首先，对图像进行预校正，以均匀地排除像素分布，并减少主色。然后将经典的带有强度通道的多尺度修正应用于预校正图像，以进一步提高对比度和颜色。由于步骤多，算法的实时性能不高。胡等。.[38]提出了一种水下图像增强优化（MSR-PO）算法，该算法采用非参考图像质量评估（NR-IQA）指数作为优化指标。利用重力搜索算法（GSA）对基于MSR和NIQE指数的水下图像增强算法进行了优化。实验结果表明，该算法具有自适应能力

环境变化。然而，使用GSA算法来优化参数会消耗更多的计算资源。

唐等人。[39](#)]提出了一种基于自适应反馈和修正算法的水下图像增强算法。采用引导滤波的方法对算法进行了改进，减少了水下图像处理所需的时间。他们还提出了一种自适应反馈饱和和拉伸的方法，该方法可以保持水下图像的结构信息，同时提高图像的清晰度，但整体对比度增强不够显著。庄等人。[\[40\]](#)开发了一种贝叶斯修正算法，用于利用反射率和照明的多阶梯度先验来增强单次水下图像。通过对反射率和照明度施加多阶梯度先验，对彩色校正图像建立了水下图像增强的最大后验公式。该算法在色彩校正、自然保存、结构和细节推广、伪影或噪声抑制等方面都取得了该方法的有效性。然而，子问题的分解和交替优化需要太多的时间。

可以看出，视网膜技术在水下图像增强中的直接应用是有限的。增强后的图像存在对比度过低或曝光过度的问题。通常的做法是使用RGB结合HSV和其他颜色空间来调整颜色和照明。此外，它还可以与滤波、对比度拉伸、颜色校正等预处理或后处理方法相结合。这可以导致明显的视觉增强。一个不可避免的问题是，这种方法的更好的模型往往包含太多的参数。参数需要进行调整，以适应不同的水下环境。表2包含应用于水下图像的转发算法。

表2。基于修正理论的水下图像增强方法。

作者	算法	贡献
傅等。 [31]	基于修正法的变分框架来分解和优化反射率和照明度	解决了颜色失真的问题，暴露不足，模糊
比安科等人。 [32]	彩色分量被改变，它们的分布围绕白点（白平衡）和直方图截止，并移动亮度分量的拉伸	提高了图像的对比度，适用于实时实现。
张等人。 [33]	用于水下图像增强的扩展多尺度修正	抑制晕现象
梅尔卡多等人。 [34]	多尺度还原结合反向色损失（MSRRCL）	克服光线不均匀的问题，颜色更明显
李等等。 [35]	基于MSR算法结合各颜色通道直方图量化的颜色校正算法	增强了水下图像的对比度和消除了颜色偏差
张等人。 [36]	基于多通道卷积（MC）的色彩恢复多尺度修正	增强了图像的整体对比度和细节信息，减少了噪声，并消除了照明的影响
唐等人。 [37]	基于多尺度再现（IMSRCP）的水下图像与视频增强方法	提高了图像的对比度和颜色，并适用于水下视频
胡等。 [38]	使用重力搜索算法（GSA）来优化基于MSR和NIQE指数的水下图像增强算法	提高对环境变化的适应能力
唐等人。 [39]	提出了一种基于自适应反馈和视网膜网络算法的水下图像增强算法	减少了水下图像处理所需的时间，提高了色彩饱和度和色彩丰富度
庄等人。 [40]	一种多阶梯度先验增强单次水下图像的贝叶斯修正算法照明	解决颜色校正，自然保存，结构，细节推广，人工影，或噪声抑制的问题

(3) 基于融合的方法

该图像融合算法将同一场景的多个图像进行融合，实现各种图像的互补信息，从而在增强后获得更丰富、更准确的图像信息。Ancuti et al. [41] 首先使用图像融合来提高水下图像的质量。该算法采用白平衡和直方图均衡法增强退化水下图像，根据水下图像的特征定义融合系数，通过多尺度融合得到增强图像，降低噪声，提高全局对比度，增强边缘和细节，适用于水下视频增强。该方法具有良好的脱雾性能，但仍在此基础上存在人工照明光源的影响。[42, 43] 继续优化融合算法，充分利用多个图像之间的互补信息。然后，对融合图像的获取过程和权重信息的定义进行优化，采用增强方法提高曝光度，保持图像的边缘，但不能实现选择性补偿。[44] 通过去雾网和白平衡获得原始图像的模糊和彩色校正图像，然后采用拉普拉斯金字塔的融合策略进行融合和混合小波进行去噪和边缘增强，但不能明显增强图像对比度。改变。[45] 提出了一种用于水下图像恢复的自适应融合算法。基于光学特性和图像处理的知识，提取背景光和透射图像，并根据它们各自的显著性图进行自适应加权融合。该算法可以有效地纠正场景前景中的高清晰度和自然颜色，同时保持一定程度的背景模糊，但目前的对比度仍然不足。

高等人。[46] 提出了一种基于局部对比度校正 (LCC) 和多尺度融合的方法来解决水下图像的低对比度和彩色失真的方法。采用多尺度融合方法将局部对比度校正图像与锐化图像进行融合。结果表明，该方法可应用于不同环境下的水降解图像，有效地解决了水下图像的颜色失真、低对比度和不明显的细节问题。虽然它的目的是恢复和增强水下图像，但对于低分辨率的图像（图像中包含一些马赛克），非自然的块状马赛克将在图像细节增强中得到增强。Songet al. [47] 提出了一种基于多尺度融合和全局拉伸的双模型 (MFGS) 的方法。利用白平衡来消除不良的颜色偏差，并结合对比度和空间线索提出一种更新的显著性权重系数策略，以实现高质量的融合。同时，采用红、绿、蓝 (RGB) 模型中全通道的全局拉伸来增强颜色对比，从结果图像的颜色丰富度和执行时间来看，该算法仍然存在不足。

该融合方法可以有效地提高水下图像的质量。然而，这些方法需要获得多个融合图像和融合权值。如何采用有效的策略来获得最合适的融合权值是解决这个问题的关键。表3展示了一些独特的基于图像融合算法的水下图像增强方法。

表3。基于图像融合算法的水下图像增强方法。

作者	算法	贡献
Ancuti etal. [41]	白平衡和直方图 均衡算法用于获得两幅图像，多尺度融合算法用于 集成水下特征	降噪，改进 全球对比度显著 增强的边缘和细节，为水下视频 增强
Ancuti etal. [42, 43]	图像的合成是通过使用 优化多个图像之间的互补信息，优化了 融合图像的获取过程和权重信息的定义	图像信息更丰富 更清晰，改善形象 曝光，并维护图像的边缘
泛etal。[44]	采用拉普拉斯金字塔的融合策略对脱雾 图像与彩色校正图像进行融合	增强水下图像 对比度和消除颜色偏差
改变。[45]	基于光学特性和图像的透射映射融合 知识	前景有所改善 清晰度，而背景仍然有些模糊 ，更自然
高等人[46]	一种基于局部对比度的方法 将校正（LCC）、多尺度融合和局部对比 度校正图像与锐化图像进行融合	解决了水下图像的颜色失真、低 对比度和不明显的细节
Songet al. [47]	多尺度融合法 显著性权重系数结合对比度和 利用空间线索来实现高质量的融合与 白平衡相结合 以及全球的延伸	消除了色彩偏差，实现了高 质量的融合和更好的脱雾效 果

2. 2. 基于物理模型的增强算法

与非物理模型增强算法不同，基于物理模型的算法对成像过程进行分析，利用成像模型的逆操作，从成像原理获得清晰的图像，提高图像质量。它也被称为图像恢复技术。

水下成像模型在基于物理模型的增强方法中起着至关重要的作用。贾夫-麦克格拉默里水下成像模型是一种应用非常广泛的恢复模型。此外，Zhao等人。[48]发现了退化的原始水下图像与水体的光学特性之间的相关性。根据此相关性，从原始图像的背景色中提取出固有的光学特征，并通过对其退化过程进行反演，建立了新的物理模型。.[49]提出了一个考虑水下光波长相关的衰减和水下图像彩色投影的模型，优化了全局背景光的估计和RGB颜色通道的中传输量。阿卡尼亚克等人。50]改进了经典的Jaffe-McGlamery模型，利用恢复后的场景的实际测量深度对衰减系数和恢复后的图像进行了空间估计，并提出了一种新的水下成像模型。

在建立水下成像模型后，利用先验知识等方法得到成像模型中的未知参数，然后求解模型中的未降解图像。主流的方法包括基于光偏振和先验信息的图像恢复和基于积分成像的方法。

(1) 基于偏振的方法

一种基于偏振成像原理的水下图像恢复方法，利用散射光的偏振特性将场景光和散射光分离，估计散射光的强度和透射系数，实现成像增强。谢克纳等人。51]使用了……中的极化效应

光在水中的散射，以恢复能见度、场景对比度和水下图像的颜色校正。然而，对于散射太明显的图像，增强后会出现模糊。基于独立分量分析，Namer等人。[52]从偏振图像中估计了背景光的偏振度和强度。然后他们计算场景的深度图，实现雾化图像的恢复。陈等人。[53]，针对照明不均匀的情况，根据水下图像是否为人工照明区域对水下图像进行分割，补偿图像中的人工照明区域，消除了人工照明对水下图像的影响。然而，可能会发生过度暴露。韩等人[54]考虑了后向散射在成像过程中的影响，通过改变光源来减轻散射效应，得到了两幅正交偏振下的图像，提出了一种基于光偏振的点扩散估计方法。然而，它还没有在一个真实的环境中得到验证。费雷拉等人。[55]通过粒子群优化估计极化参数，并使用非参考质量测度作为恢复的成本函数，以获得更好的视觉质量和更好的适应性。然而，参数优化过程增加了算法的时间复杂度。

基于偏振的恢复方法没有充分考虑水下场景中对光的吸收和图像中所包含的噪声，这影响了水下图像的恢复效果。此外，该方法需要从同一场景中获取多个不同偏振角的多个图像作为先验知识，限制了其实际应用范围。表4给出了基于偏振化的水下图像恢复算法。由于基于偏振的算法的局限性，本文只列出了一些典型的模型。

表4。基于偏振化的水下图像恢复算法。

作者	算法	贡献
谢克纳等人。[51]	利用水下散射的偏振效应进行恢复水下图像	提高可见性和悬殊
纳梅尔等等。[52]	通过偏振图像估计了背景光的偏振度和强度	更准确的估计深度图
陈等人。[53]	如果有人工照明区域，则会对该区域进行补偿	消除了人工操作的影响水下图像上的照明，点扩散估计
韩等人。[54]	考虑了后向散射效应 改变光源以减轻散射效应	提出了基于光偏振的方法
费雷拉等人。[55]	采用仿生优化方法估计极化参数，并采用非参考质量测度作为恢复的代价函数	达到更好的视觉质量和适应性

(2)基于暗通道先验的方法

他等。[10. .]提出了黑暗通道之前（DCP）算法根据统计，发现总有一个通道在大多数地区的无雾图像，和像素有微薄的灰度值，称为暗通道暗通道之前理论用于解决透射图像和大气光值，和大气散射模型用于恢复imageLiu等。[56]直接使用DCP进行水下图像增强，但从主观视觉的角度来看，没有明显的增强效果甚至失真。[57]提出了一种基于DCP快速水下图像恢复方法，使用中间滤波代替图像匹配估计图像的景深信息，并引入了一种颜色校正方法来提高图像对比度，但水下图像颜色偏差或低亮度不能恢复蒋等。[58]使用了波长补偿和图像去模糊处理（WCID）

恢复水下图像，弥补三个具有不同衰减特性的通道，校正由人工光源引起的图像模糊，提高图像质量。然而，背景可能过于明亮。德鲁斯等人。[59,60]提出了只考虑蓝色和绿色通道的水下暗通道先验（UDCP）方法，得到了比DCP算法更准确的透射率图，从而提高了恢复效果。然而，它的可靠性和鲁棒性并不足以满足假设的局限性。Galdran等。[61]提出了基于红通道先验的自动红通道水下图像恢复（ARUIR），通过最小化反向红通道和蓝绿通道来改进DCP，并引入饱和信息来调整人工光源的影响。该算法需要更多的额外信息。[62]提出了一种基于红通道校正和蓝绿通道脱雾的方法，利用灰度世界算法对红通道进行颜色校正，并利用自适应曝光图像解决了过亮和过暗区域的问题，从而提高了能见度和对比度。然而，如果在非均匀的照明下恢复，图像的质量会很差。Menget al.[63.]，在颜色校正和图像锐化的基础上，将颜色平衡和体积方法应用于水下图像。当红色通道值接近蓝色通道时，采用颜色平衡方法对图像进行恢复。另外，基于锐化方法的最大后验概率（MAP）的基于DCP的恢复和使用方法降低了模糊性，提高了可见性，并提供了更好的保留前景纹理，但引入了太多的参数。

。 DCP算法具有良好的脱雾性能。当应用于水下图像时，由于水吸收过多的红光，暗通道会受到影响。因此，水下DCP算法通常会对此一特性进行改进。表5列出了水下特定的DCP算法。

表5。基于DCP算法的水下图像恢复算法。

作者	算法	贡献
杨等人[57]	采用中值滤波来估计景深，并介绍了一种颜色校正方法	提高了计算速度和对比度
蒋等人。[58]	组合波长补偿和图像去模糊处理（WCID）	纠正存在人工光时的图像模糊
德鲁斯等人。 [59,60]	水下暗通道先验（UDCP）方法只考虑蓝色和蓝色 绿色通道	水下图像有一个 更明显的除雾效果
Galdran等。[61]	利用反向红通道和蓝绿通道改进了DCP算法	人工光区域的过程影响，提高了 图像的颜色真实性
李等等。[62]	红色通道使用灰色的世界颜色 校正算法，和蓝色和 绿色通道使用DCP算法 不同的策略(颜色平衡或	显著提高了可见度和对比度
Menget al.[63]	DCP)选择恢复RGB，并结合最大后验概率（MAP）锐化	消除水下彩色投影，减少模糊， 提高了可见性，并更好地保留了前景的纹理

(3) 基于积分成像的方法

集成成像技术是基于多镜头立体视觉系统，它使用镜头阵列或相机阵列快速从目标的不同角度获取信息，并结合所有元素图像（每个图像记录信息从不同角度的三维对象）到元素图像阵列（EIA）。根据光程可逆性原理，可以将各记录参数相同的透镜阵列放置在EIA前面，重新聚合EIA发出的光线，实现三维场景的光学再现。积分成像被认为是其中一个有趣的问题

在散射环境下的三维可视化解决方案, 因此它可应用于由水散射引起的水下图像退化, 特别是水下三维图像可视化。

Cho等。[64]使用积分成像技术对浑浊水中的物体进行三维重建。多角度图像由于光散射而退化, 并通过统计图像处理和计算三维重建算法进行处理, 以弥补散射的影响, 并使三维场景可视化。李等人。[65]提出了一种在散射介质中对三维物体的三维可视化方法。该方法将光谱分析应用于计算积分成像重建中, 引入带有可见性参数的信号模型对散射信号进行分析, 以提高三维图像的视觉质量。重建后的图像具有更好的颜色呈现、边缘和细节信息。然而, 这个橙色的物体在实验中并没有得到很好的重建。Satoruet等人[66]将去散射方法应用于三维积分成像。将散射缓解过程应用于三维重建, 以减少散射的影响。通过计算含有目标信息的混浊介质的均值和方差的最大后验估计, 实现了贝叶斯散射缓解过程。该方法实现了较高的结构相似度指数度量 (SSIM)。诺伊曼等人。[67]提出了一种用于水下图像颜色校正的快速增强方法, 该方法基于基于对手颜色空间的灰度世界假设, 能够处理非均匀照明的场景。利用该方法对积分图像进行了快速的颜色校正, 并考虑了局部变化的亮度和色度。然而, 重建的细节是缺失等。[68]提出了一种利用透镜阵列采集的单镜头多视点圆偏振散斑图像融合和基于多介质的psfs视点的反褶积算法来提高混浊液体中隐藏物体的图像质量的方法。利用图像质量指数评价了重建图像的质量, 并验证了在混浊介质中成像的可行性。Li等人[69]提出了一种阈值单光子成像和检测方案, 从有噪声的水下环境中提取光子信号。该方法利用光子有限计算算法重建了在高损耗水下环境下获得的图像, 并改进了在高噪声条件下的PSNR。

集成成像技术可以集成信号从多个图像, 有显著影响的严重散射效应浊度水水下图像增强技术基于集成成像技术可以重建对象被泥泞的水, 增强细节特征, 恢复亮度和对比度。然而, 该方法取决于成像系统的建立, 且实现成本较高。对于从传统水体中获得的图像, 通常采用更方便的单图像增强技术。表. 6列出了基于积分成像的水下图像恢复算法。

表6。基于积分成像的水下图像恢复算法。

作者	算法	贡献
Cho等。 [64]	使用统计图像处理和计算三维重建修正散射影响的算法	关于3D的第一个报告 利用积分成像技术重建混浊水中的物体
Lee等人 [65]	应用光谱分析和引入了一个具有可见性参数的信号模型来分析散射信号	重建后的图像呈现出更好的颜色呈现、边缘和细节信息。
Satoruet等。 [66]	结合最大后验估计，贝叶斯散射实现了抑制	该方法具有较高的结构相似性指数 衡量
诺伊曼等人。 [67]	通过结合灰度世界的假设，实现了三维重建 舵对手颜色空间单镜头多视图循环	局部变化的亮度 色度也被考虑在内
酒吧等等。 [68]	基于多介质子psf的反褶积算法采集的偏振散斑图像 观点组合在一起 重建在a	提高浑浊液体中隐藏物体的回收率
李等等。 [69]	利用光子限制计算算法实现的高损耗水下环境	改进了在高噪声条件下的PSNR

3. 基于深度学习的增强方法

近年来，深度学习已广泛应用于图像处理由于其强大的分类性能和特征学习能力，和
水下图像增强算法基于深度学习也开发了基于深度学习网络模型的差异，他们可以分为卷积神经网络（CNN）和生成对抗网络（GAN）方法。.

3. 1. 卷积神经网络的方法

LeCun等。[\[11\]](#)首先提出了卷积神经网络结构LeNET。卷积神经网络是一种深度前馈的人工神经网络。它由多个卷积层组成，可以有效地提取不同的特征表达式，从低级细节到高级语义，广泛应用于计算机视觉。在基于CNN的水下图像增强算法中，根据该算法是否使用物理成像模型进行恢复，可以将其分为非物理物理方法和组合物理方法。

(1)综合物理方法

传统的基于模型的水下图像增强方法通常需要基于先验知识等策略对水下图像的传输图和参数进行估计，因此这些估计值的适应性较差。该方法与物理模型相结合，主要利用卷积神经网络良好的特征提取能力来求解成像模型中的参数值，如传输图等。在这个过程中，CNN取代了传统方法中使用的假设或先验知识，如暗通道先验理论。网络模型通常分为两部分：首先计算出将原始图像输入卷积神经网络进行特征提取，得到传输图，然后通过传输图提取出清晰的图像恢复，将原始图像输入光学成像模型进行反演计算。算法过程如图所示[4](#).

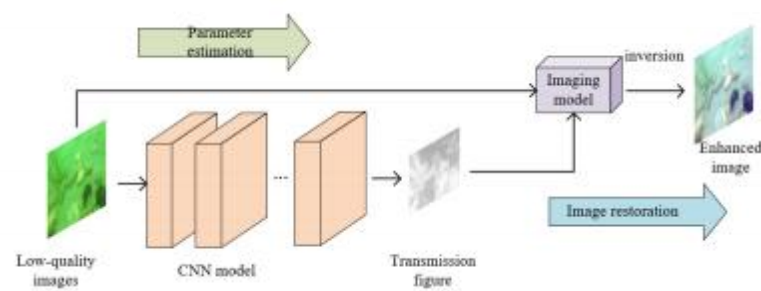


图4。CNN水下图像增强与模型相结合。

蔡等人。[70]首先提出了深度神经网络，利用卷积神经网络提取有无图像的介质传输图像，并利用大气散射模型进行恢复，实现端到端单幅图像去模糊，对直接水下图像处理的影响并不理想。．． [71]提出了一种通用的卷积结构，可以同时学习水下图像的透射图像和背景光，从而实现图像的恢复。结果表明，脱雾能力具有很好的性能，但出现了颜色过补偿。Ding et al. [72]使用自适应颜色校正算法来补偿颜色失真。利用CNN网络估计彩色校正图像的的深度图，并将其直接转换为传输图像进行恢复。该算法的鲁棒性和实时性性能有待提高。王等人。[73]提出了一种基于cnn的水下图像增强网络（UIE-NET），该网络可以从输入的水下图像中估计彩色校正和传输图像。它的主要学习策略是同时训练颜色校正和“脱雾”过程，以更好地提取局部块的固有特征。在训练过程中，采用像素干扰策略来抑制区域块中包含的小纹理干扰信息，提高了学习过程的收敛速度和准确性。该方法提高了水下图像的亮度和对比度然而，由于难以获得相应的参考图像，存在着水下图像的颜色过补偿现象，巴博萨等人。．． [74]使用一组图像质量措施来指导基于CNN网络的恢复过程。通过对模拟数据进行处理来恢复图像，避免了测量真实场景数据的困难。当考虑到UCIQE措施时，已经取得了良好的效果，但其他指标还需要改进。． [75]提出了一个水下残差的CNN。对水下图像增强任务进行建模，同时学习传输图和场景残差，并从蓝色和绿色通道中估计全局背景光。该模型包括用于传输图像估计的数据驱动的残差结构和用于水下光照平衡的知识驱动的场景残差计算方法，并对该图像进行颜色校正，得到恢复后的水下图像。其缺点是需要使用颜色校正算法来进行再处理。曹等人。[76]构建了一个深度神经网络，直接从输入图像中估计学习到的背景光透射图像，以进一步提高恢复效果。然后，他们使用大气模型，实现了图像恢复与更好的对比度和更亮的颜色。严格地说，没有建立一个端到端增强的网络，而且还有其他参数。王等人。[77]提出了一种用于水下图像处理的并行卷积神经网络，由两个并行分支、一个传输估计网络和一个全局环境光估计网络组成。该网络采用跨层连接和多尺度估计来防止晕现象，保持边缘特征。然而，对比度的增强并不够显著。李等等。[78]提出了一种通过介质传输引导的多色空间嵌入的水下图像增强网络，称为Ucolor。该网络具有多色空间编码器和中传输制导解码器，利用多种颜色可以有效地提高水下图像的视觉质量

空间嵌入和基于物理模型和基于学习的方法的优势。然而，当在有限的光线下处理水下图像时，它并不能产生视觉上引人注目的结果。水下图像增强方法结合物理模型CNN如表所示7.

表7。水下图像增强方法结合物理模型CNN。

作者	算法	贡献
香恩等等。[71]	同时学习水下图像的透射图像和背景光 自适应颜色校正方法是	良好的除雾性能
Dinget al. [72]	用于颜色补偿的 水下图像，结合 卷积神经网络模型的颜色校正和“消色”过程	减少图像模糊
王等人。[73]	同时进行训练，并采用像素干扰策略 优化培训流程	提高收敛速度 以及学习过程的准确性
巴博萨等人。74]	利用图像质量指标集来指导恢复过程， 并通过处理模拟数据来恢复图像	避免了真实场景数据测量的难度
侯等人。[75]	联合剩余学习 水下残余CNN	深度学习方法 组合驱动和 模型驱动的方法
曹等人。76]	采用卷积神经网络 要学习背景光和 直接从输入的图像中传输图像	显示更多图像详细信息
王等人。[77]	并行卷积神经网络估计传输图像和 背景光	防止光晕，保持边缘特征
李等等。[78]	设计水下图像 通过介质增强网络 传输引导的多色空间 把...嵌入	利用多种颜色空间的嵌入，以及 基于物理模型和基于学习的方法 的优势

(2)非物理模型方法

在非物理模型中，利用CNN强大的学习能力，将原始的水下图像发送到网络模型中。增强后的水下图像经过卷积、池化、反褶积等操作后直接输出。该过程如图所示5. 该方法可以消除模型假设或先验条件的约束，直接学习原始的水下图像与清晰的水下图像之间的映射关系。

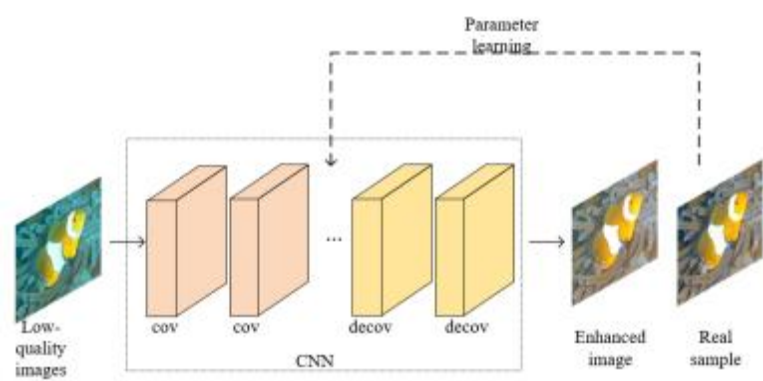


图5. 非物理模型的CNN水下图像增强图。

佩雷斯等人。[79]首先形成一个退化和清晰的水下图像成对数据集,并使用深度学习方法学习两者之间的映射关系。建立了基于卷积神经网络的水下图像增强模型来完成水下图像增强。太阳等。[80]提出了一种像素-像素深度学习模型来实现水下图像增强模型。该模型采用编解码器框架,以卷积层为编码器对水下图像进行降噪,以解卷积层为解码器,增强像素化水下图像的细节。该方法对水下图像去噪有显著的抑制效果。该算法在处理混浊图像方面效果良好,但在颜色增强方面效果不佳。李等等。[81]提出了一种门控融合网络,即水网。采用白平衡、直方图均衡化和伽马校正算法对水下图像进行增强,并结合不同增强算法的置信度图得到最终图像。虽然对结果的定量分析不理想,但作为参考模型具有良好的泛化性能和改进空间。

Li等人[82]提出了一种基于水下场景先验的水下图像增强CNN模型,称为UWCNN。该模型不需要估计水下成像模型的参数,而是结合了图像的物理模型和水下场景的光学特性,合成了涵盖不同类型和退化程度的图像退化数据集。利用相应的训练数据对网络进行训练,联合优化多次损失,在保留原始结构和纹理的同时,重建清晰的水下图像。然而,UWCNN并不能实现单一模型的预测。奈克等等。[83]提出了一种由一个全连接的卷积网络和三个紧密连接的卷积块串联组成的浅层神经网络(浅层-uwnet)。通过使用卷积块和跳转连接,该网络可以防止过拟合问题,并具有更好的泛化性能。该算法的实时性能较好,但增强效果有待提高。

韩等人[84]提出了一种深度监督残差剩余密集网络(DS_RD_Net)。DS_RD_Net首先使用剩余的密集块来提取特征,以提高特征的利用率。然后,在编码器和解码器之间添加残差路径块,以减少低级特征与高级特征之间的语义差异。最后,它采用了一种深度监督机制来指导网络训练,以提高梯度传播的水平。该方法在进行颜色恢复和除雾的同时,可以完全保留图像的局部细节。由于该方法更倾向于保留详细的特征,因此结果的颜色索引并不优越。杨等人。[85]提出了一个由两部分组成的可训练的端到端神经模型。第一个是用于初步颜色校正的非参数层。第二部分是参数层的自适应细化,即通道线性位移。该方法可以获得更好的细节、对比度和色度的高质量增强结果,但在整体风格和纹理保留方面效果不佳。王等人。[86.]利用HSV颜色空间进行基于深度学习的水下图像增强。他们提出卷积神经网络使用2颜色空间(UICE2-Net)有效地整合RGB颜色空间和HSV颜色空间在一个CNNRGB像素级块实现基本操作如去噪和删除颜色,HSV全局调整块全局调整水下图像亮度、颜色和饱和度采用一种新的神经曲线层。缺点是提取不同颜色空间的特征增加了算法的时间复杂度。非物理模型cnn的水下图像增强方法如表所示。 8.

表8。非物理模型cnn的水下图像增强方法。

作者	算法	贡献
佩雷斯等人。 79	采用深度学习的方法来学习退化和清晰图像的映射模型	首先要使用深度学习来实现水下图像增强
Sun等人 80	水下图像是增强使用一个编码器-解码器结构	去噪效果显著，图像细节增强
李等等。 [81]	白色门控融合网络 采用了平衡算法、直方图均衡算法和伽马校正算法 训练数据由	水下参考模型 图像增强，具有良好的泛化性能
李等等。 [82]	结合图像的物理模型和水下场景的光学特性，用于训练	保留原始的结构和纹理，同时重建一个清晰的水下图像
奈克等等。 [83]	网络 由卷积块和跳跃连接的浅层神经网络是习惯于	保持性能，同时有更少的参数和更快的速度
韩等人。 [84]	深监督残留密度 网络采用残余密集块，在编码器和解码器之间添加残余路径块，并采用深度监督机制来指导网络训练 的非参数图层	在执行颜色恢复和除雾时，保留图像的局部详细信息
杨等人 [85]	初步的颜色校正和自适应细化构成了一个可训练的 端到端神经模型	结果有更好的细节，对比度和色彩
王等人。 [86]	将RGB颜色空间和HSV颜色空间集成在一个CNN中	解决的问题 RGB颜色空间对图像属性不敏感，例如亮度和饱和度

3. 2. 基于网络的生成性对抗性方法

生成对抗网络（GAN）由GoodFellow等人提出。[\[12\]](#). 利用生成式对抗网络（GAN），通过对生成器和鉴别器的相互博弈对抗学习来产生更好的输出。通过学习，生成器生成一个尽可能与实际图像相似的图像，这样鉴别器就不能区分真实和虚假的图像。该鉴别器用于指示该图像是合成图像还是实际图像。如果鉴别器不能被欺骗，生成器将继续学习。该过程如图所示5. 生成器的输入的是一个低质量的图像，而输出的是一个生成的图像。判别网络的输入是生成的图像和实际样本，输出为生成的图像为真的概率值。概率值在1到0之间。GAN作为一种优秀的生成模型，在图像生成、图像增强和恢复、图像传输等方面有着广泛的应用。

GAN在水下图像领域的初步应用是扩展水下图像数据集。鉴于由于难以获得自然有效的水下图像而导致的数据集不足，Chen等人。[\[87\]](#)首先使用GAN生成了许多水下环境的图像。在陆地上形成一对具有清晰图像的训练集来训练模型。后来，安瓦尔等。[\[88\]](#)利用室内环境合成水下图像作为CNN训练集，利用所建立的网络重建清晰的水下潜像。杨等人。[\[89\]](#)还使用生成式对抗网络来构建水下图像数据集。不同之处在于，该网络模型使用双鉴别器获取水下图像的全局语义信息，合成更真实的图像。这种方法改进了

水下图像整体清晰度，但图像细节模糊，边缘结构不清楚。

(1) 基于CGAN的方法

原始GAN网络以随机噪声为输入，自动学习数据的分布特征，并按照一定的分布输出随机图像。其缺点是无法控制图像类别属性。通过将条件信息添加到原始GAN的生成器和鉴别器中，条件生成对抗网络（CGAN）[90]获得。附加的条件信息可以是类别标签或其他辅助信息。因此，CGAN的图像生成过程是可控的。其结构如图所示6。

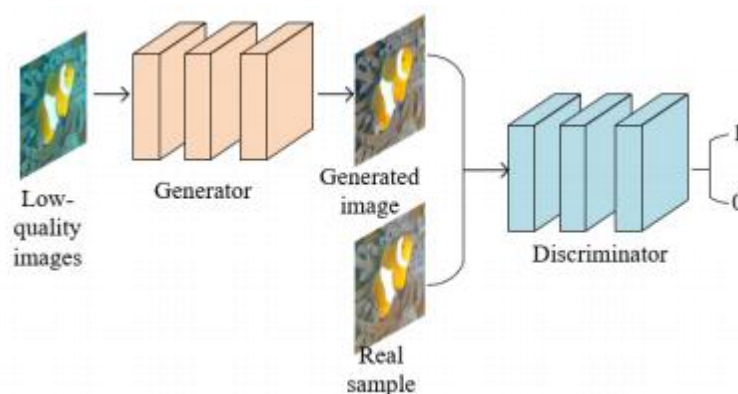


图6。CGAN网络模型结构。

李等等。[91]提出了水下图像生成对策网络（WaterGAN），该网络利用大气图像和深度地图合成水下图像，作为端到端网络训练数据集，对单个水下图像进行颜色校正。然后，利用原始水下图像、实际大气彩色图像和深度图，构建两阶段深度学习网络，实现对单个水下图像的实时色彩校正。该算法的性能取决于训练数据集。郭等人。[92]提出了一种新的多尺度密集生成对抗网络，命名为UWGAN，将剩余多尺度密集块引入生成器。多尺度操作、密集级联和剩余学习分别用于提高性能、渲染更多细节和充分利用特征。该判别器采用计算频谱归一化的方法来稳定该判别器的训练。该算法的实时性和自适应能力仍然缺乏。刘等人。[93]提出了一种用于水下图像颜色校正的多尺度特征融合网络，记为MLFCGAN。该方法在生成部分实现了多尺度全局和局部特征融合。全局和局部特征的融合可以获得更有效的特征表达，有利于更有效更快的网络学习。因此，它在颜色校正和细节保留方面具有更好的性能。杨等人[89]提出了一种基于GAN的水下图像增强方法。在发电机部分，使用多尺度结构来生成清晰的水下图像。在鉴别器部分，设计了一个双鉴别器来获取局部和全局的语义信息。因此，约束多尺度生成器生成的结果是真实和自然的，但细节保留需要改进。李等等。[94]提出了简单有效的融合对抗网络，利用融合方法提取退化的水下图像特征。利用多项目标函数结合生成器损失、融合增强图像损失、SSIM损失和PSNR损失来有效地校正颜色投射，并利用光谱归一化来提高图像质量。该方法在定性评价和定量评价方面均具有优势。其缺点是设置合理参数的方法影响了刘等模型的泛化能力。[95]提供一种综合的方法，其中修正的水下图像形成模型，即，

阿克凯纳克-特雷比茨模型，被嵌入到网络中。采用嵌入式网络学习物理模型指南和生成对抗网络（GAN）进行系数估计。该方法充分利用了这两种方法的优点，相互帮助他人，可以有效地恢复水下图像的色彩，减轻不必要的伪影。然而，该算法的实时性能还需要进行测试。水下图像

基于CGAN的增强方法如表所示9.

表9。基于CGAN的水下图像增强方法。

作者	算法	贡献
李等等。[91]	水下图像生成 对抗网络WaterGAN，利用大气图像和深度图合成水下图像作为训练数据集	构建两阶段深度学习网络使用原始水下图像，真实的大气彩色图像，和深度地图
郭等人。[92]	新的多尺度密集生成的对抗性网络（UWGAN）	多尺度操作、密集级联和残差学习可以提高性能，呈现更多的细节，并充分利用特点优势
刘等人。[93]	为多尺度特征融合网络实现水下图像颜色校正 （MLFcGAN）在发电机部分实现了多尺度的全局和局部特征融合 设计了双鉴别器来获得	有利于更有效和更快的在线学习
杨等人[89]	局部和全局的语义信息，从而限制了多尺度的信息 生成器	生成的图像更加真实和自然
李等等。[94]	一种简单而有效的融合 采用融合方法相结合的对抗网络不同的损失	纠正颜色，并在 在定性和定量评价方面的优势
刘等人。[95]	结合ak凯纳克-Treibitz模型和生成对抗网络	取得清晰的效果，具有良好的白平衡，视觉上相当接近地面真实图像

(2) 基于CGycleGAN的方法

周期一致对抗网络（CycleGAN）是对传统GAN网络结构的一种改进。构造了一个由两个镜像对称GAN发生器和两个相应的鉴别器组成的环形网络。其结构如图所示7. CycleGAN训练两个GAN网络。有两个发生器，G，F和两个鉴别器，地塞米松,迪.G，F用于学习从X到Y域以及从Y到X域的映射关系。为了使输入图像和生成的图像相互关联，需要循环一致性损失函数需要F（G(x)）x和G（F(y)）y和CycleGAN。该结构解决了GAN需要成对数据进行训练的困难，在缺乏成对数据的水下图像中具有很好的应用前景。

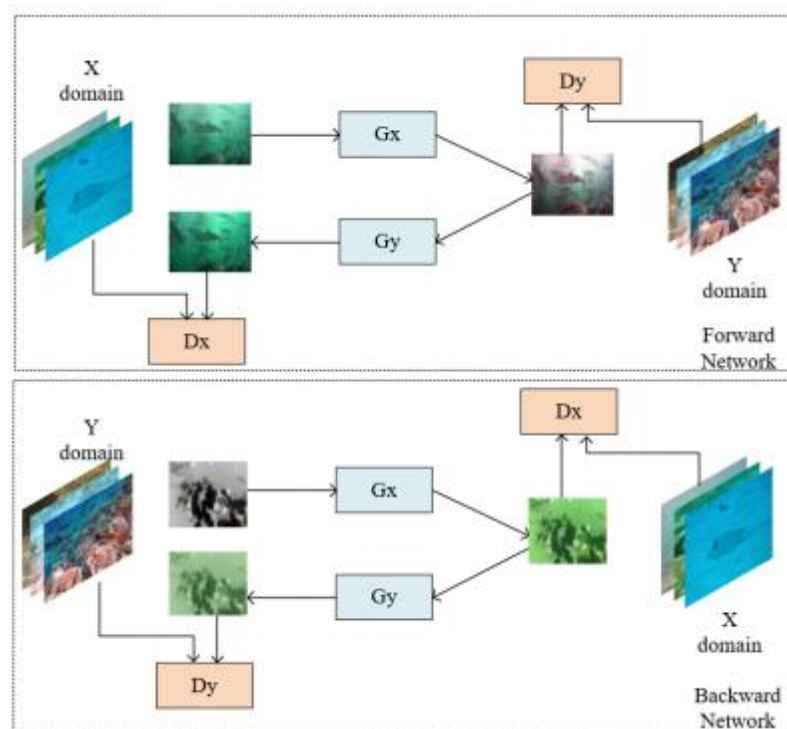


图7。CGAN网络模型结构。

Fabbri等。[96]提出了一种基于生成对抗网络（GAN）的网络UGAN，以提高水下图像的视觉质量。首先使用未配对的清晰和退化的水下图像进行训练，然后用CycleGAN生成的清晰水下图像和相应的退化水下图像形成训练集。增加了绝对误差损失和梯度损失来恢复水下图像。陆等人。[97]提出了一种结合暗通道先验和CycleGAN的用于水下图像恢复的多尺度CycleGAN网络。在获取水下图像的深度信息之前，利用暗通道建立了一种自适应的图像恢复过程。然后将深度信息输入网络，指导多尺度计算。改善了水下图像的质量和详细的结构信息，在对比度增强和颜色校正方面具有良好的性能。然而，该模型在非均匀光照下不能产生可靠的图像。

帕克塔尔。[98] e模型由两个发生器和四个鉴别器组成。在保留输入图像的内容的同时，实现了图像增强。引入了一种自适应加权方法来限制两种鉴别器的损失。虽然难以训练，但这种机制充分利用了每个鉴别器的优势，同时抑制了它们的负面影响。伊斯兰教等等。[99.]提出了一种快速水下增强模型FUNIE-GAN，该模型开发了一个基于全局内容、图像内容、局部纹理和风格信息的目标函数来评估感知图像质量。具体的方法是使用绝对误差损失作为全局损失，并使用预先训练好的VGG-19网络来提取高级特征来构建内容损失。纹理和风格的局部一致性取决于识别器的对抗性实现。此外，还设计了不同的目标函数来进行基于CGAN的配对图像训练和基于CycleGAN的非配对图像训练。算法结果对颜色恢复和锐化有很好的效果，处理速度快。并对水下视频增强技术进行了实验。在该算法中，生成的图像的对比度效果不是很好。[100]提出将自然图像质量评价（NIQE）指数添加到GAN中，使生成的图像具有更高的对比度，使其更符合人眼的感知，同时，生成的图像

图像比现有数据集设置的真实图像效果更好。对比度和NIIQE值较好，但纹理细节缺失。.[101]提出了一种用于水下图像增强的端到端对偶生成对抗网络（DuGAN）。将图像分割成清晰部分和不清晰部分，并使用两个鉴别器分别完成以不同的训练策略对图像的不同区域的对抗性训练。然而，该方法依靠用户引导的方法获得参考图像，这使得对新图像的训练变得困难。水下
基于CycleGAN的图像增强方法如表所示10.

表10。基于CycleGAN的水下图像增强与恢复技术。

作者	算法	贡献
Fabbri等。[96]	未配对的水下图像用于训练，然后生成清晰的 将图像和相应的退化图像形成一个训练集	绝对误差损失和梯度损失再加上损失 功能
陆等人。[97]	基于多尺度循环神经网络的水下图像恢复 在获取图像的深度信息之前，利用暗通道建立自适应的图像恢复过程 水下图像	改善水下图像质量，提高细节 结构信息，具有良好的性能 增强和颜色 批改
公园等。[98]	在CycleGAN的基础上增加了一对鉴别器；引入自适应的 限制两种鉴别器损失的加权方法	稳定的培训过程
伊斯兰教等等。[99]	监督基于全局内容、图像内容、局部纹理和风格信息的培训	良好的颜色恢复和 图像锐化效果，快速 处理速度可用于水下视频增强， 提供生成的图像与
胡等。[100]	添加自然的图像质量 对GAN的评估（NIIQE）指数	更高的对比度和尝试 生成比现有数据集设置的真实图像更好的图像
张等人。[101]	端到端双生成 对抗性网络（DuGAN）使用两个鉴别器来完成 对不同图像区域的对抗性训练	恢复细节纹理和颜色退化

4. 水下视频增强

随着水下视频采集和数据通信技术的发展，实时水下视频传输成为可能。具有时空信息和运动特征的水下视频在海洋开发中比水下图像具有更高的应用前景。由于光学特性，水下视频存在与水下图像类似的问题，如颜色偏置、图像模糊、对比度低、光照不均匀等，同时，由于水流对视频采集设备的影响，移动物体的纹理特征和细节减弱或消失。这些问题严重影响了水下视频系统准确收集场景和物体特征的能力。与大气视频增强技术倾向于解决模糊和抖动不同，水下视频增强更注重解决独特的光学环境对颜色和能见度的有害影响。
与水下图像增强技术相比，水下视频增强更加复杂，这一方向的研究尚未达到成熟的阶段。现有的水下视频增强方法大多是对单个图像增强算法的扩展。当水下图像增强技术时.

被直接应用于视频, 每一帧被增强, 然后连接到一个新的视频。由于帧间透射图像和背景光的差异, 增强视频的连续性没有得到很好的保持, 可能会出现时间伪影和帧间闪烁现象。

由于这一缺陷, 一些学者建议通过加速每个水下图像帧的处理速度来减少闪烁现象。IMSRCP, 由Tang等人提出。[37], 是一种适用于水下视频的快速MSR增强方法。考虑到大规模卷积操作会严重影响计算速度, 该算法从子采样后的低分辨率图像中提取特征, 采用子采样和IIR高斯滤波器形成快速滤波器, 反复对图像进行1/2子采样, 直到滤波器大小达到合理的范围。IIR高斯滤波器由正向和反向递归组成。将该滤波器应用于二维图像的垂直方向和水平方向, 以完成快速的二位卷积运算。该策略通过扩大规模, 有效地解决了计算资源的压力问题, 在速度上具有显著的优势, 能够扩展到水下视频增强。

UMCNN, 由Li等人提出。[82], 采用了一种轻量级的模块化结构, 以适应水下视频增强。与广泛使用的张塞结构不同, UMCNN网络结构中的卷积层没有连接到同一块中的其他卷积层。此外, 网络不使用任何全连接层或批处理规范化处理, 使网络存储器高效、快速。此外, 直接将图像输入到每个增强模块层和输入数据, 减少了对深度网络的需要。整个网络由三个增强单元, 每个单元由三个卷积层组成有一个卷积层的网络网络的总深度只有10层, 降低了计算成本, 易于训练用于逐帧增强水下视频。

联合国教育资助机构, 由伊斯兰教等人提出。[99], 也具有良好的图像增强速度。GAN模型的生成部分采用较简单的模型, 只学习256张参数较小的 8×8 的特征图, 实现快速推断。在判别部分, 识别仅基于补丁级信息, 而不是图像级的全局识别。这种配置在计算上效率更高, 因为它需要更少的参数。整个网络结构只需要17 MB的内存。在嵌入式系统(NVIDIA Jetson TX2)中, 计算速度达到25.4帧/秒, 显卡(NVIDIA GTX上达到148.5帧/秒(1080), CPU(Intel Core i36100 U)上的计算速度达到7.9帧/秒。它能够满足水下机器人的实时需求, 并通过实验证明, 它能够有效地提高水下目标检测、显著性预测和人体姿态估计。

此外, 还有一些增强算法通过降低计算复杂度来提高速度。[102]提出了一种基于红色信道间衰减差的先验估计方法来估计传输模式, 使用三角形滤波器来补偿传输, 保持边缘, 消除噪声, 并加快计算速度。同时, 在颜色校正方法中, 用卷积运算代替求和运算, 以降低计算复杂度。Bicnao et al. [103]提出了一种针对非均匀照明的水下图像的快速增强方法。基于灰度世界假设, 根据亮度和色度的局部变化, 采用面积求和表技术进行颜色校正, 降低了计算复杂度, 适用于视频增强。[104]提出了一种使用自动多线程方法的实时多线程水下图像增强系统。硬件的计算能力通过创建最佳的处理线程数量来压缩。该框架通过优化处理器的计算策略来提高计算效率, 这与所使用的增强算法无关, 并提高了实时性能。

这些算法往往会牺牲图像质量来实现更快的处理速度。常用的方法包括快速滤波、最优计算策略、压缩深度网络模型等。如何在视频质量和计算速度之间取得平衡是一个亟待解决的问题。

另一种增强水下视频的方法是利用视频的定时特性结合帧间的定时关系。只要简单地增强视频帧并将其连接起来,就会中断相邻帧之间的相关性,并且不会保持整个视频的颜色一致性。此外,时间复杂度将非常高。在Ancuti等人提出的图像融合算法中。[\[41\]](#),对视频帧的白平衡版本采用了时间-双边滤波策略。双边滤波器是定义在核域上的非迭代保边滤波器,它将窗口中的中心像素与相邻像素结合起来,以提高锐度,提高平滑区域的稳定性。在时域双边滤波中添加了时序列信息。在窗口选择中,选择相邻帧中包含时间对齐的像素,以实现帧之间的平滑,并保持时间相干性。

李等等。[\[105\]](#)同时进行视频脱雾和立体声重建。来自立体匹配和雾信息的深度线索相互强化,产生比传统的立体或雾去除算法更好的效果。为了模拟散射效应引起的外观变化,首先改进了光的一致性项。雾传播的先验匹配拉普拉斯约束采用平滑约束来保留场景深度的细节,加强场景深度之间的序列一致性和相邻点的雾传播。将这些约束添加到构造的MRF框架中,并引入辅助变量进行迭代优化。该算法直接从场景深度(和估计的雾密度)计算每个像素的雾传输。这确保了立体重建和除雾的结果是一致的。消除了脱雾过程中空气反照率的模糊性,保持了最终脱雾视频的时间一致性。在实验中,该算法处理了水下视频,获得了良好的脱雾效果。

Qinget al. [\[106\]](#)提出了一种用于水下视频除雾的时空信息融合算法。基于DCP算法,对投影图像和大气光值的估计进行了优化。在传输图像提取方面,基于DCP提取视频的第一帧的传输图像,然后通过引导滤波器进行细化。由于相邻帧的传输图像之间的差异很小,因此后续帧的图像由该帧的灰度图像引导。输入前一帧的传输图像,通过线性平移滤波得到。在估计背景光时,结合当前帧的背景光估计,避免了大气光值的频繁变化。由于使用暗通道先验在第一帧中只提取投影图像,因此降低了计算复杂度。此外,通过透射图像和融合了时空信息的大气光值的估计,提出了视频相邻帧之间的相关性,从而减少了由于透射图像和大气光值的变化而引起的闪烁。

该算法充分利用了帧数之间的关系,并保留了视频的定时特性。虽然提取时间序列信息会增加算法的复杂度,但可以利用关键帧参数来替换相邻的多帧图像,缩短计算时间。水下视频增强算法见表11.

表11。水下视频增强算法。

作者	算法	贡献
唐等人。 37]	从子采样后的低分辨率图像中提取特征；采用子采样和IIR高斯滤波器形成快速滤波器，完成快速二位运算	解决了计算资源的紧张问题 有效增加规模
李等等。 [82]	褶积运算 UMCNN网络结构中的卷积层与UMCNN网络结构中的其他卷积层没有连接 相同的块和网络不使用任何完全连接层或批处理	网络的总深度只有10层，降低了 计算成本，易于训练
伊斯兰教等等。 [99]	标准化处理 在发电机部分，只有模型 学习256个大小为8×8的特征图；在判别部分，识别仅基于补丁级	整个网络结构 只需要17 MB的内存，而且计算 效率也更高
Ancuti et al. [41]	消息 对视频帧的白平衡版本采用了时间-双边滤波策略。时间序列 在时域双边过滤中添加信息	增强锐度和 提高了该材料的稳定性 平滑区域。实现 帧间平滑并保持时间一致性
李等等。 [105]	来自立体匹配和雾信息的深度线索强化了每一点 其他的直接从场景深度和估计的雾密度 计算每个像素的雾传输	消除了除雾过程中空气反照率的 模糊性 保持最终脱雾视频的时间一致性
Qinget al. [106]	后续帧的图像由第一帧的灰度图像引导，并结合当前图像 帧的背景光估计，以避免频繁的变化 大气光值	减少计算 复杂性和闪烁所引起的变化 传输图像和 大气光值

5. 数据集和质量评估

5.1. 水下视觉数据集

对于水下视频和图像增强，水下视觉数据集是一个增强对象和深度学习模型训练的样本，用于测试算法的性能。经过许多学者的努力，建立了一些公认的数据集。[91]使用WaterGAN设置皇家端口数据集。Jianet al. [107]通过拍摄水下不同姿势和位置，建立了OUC-Vision数据集。伯曼等人。[108]收集不同位置和水质水平的图像，并进行数据注释，建立鱿鱼数据集。李等等。[81]建立了一个大规模的真实水下图像增强基准数据集（UIEBD），其中包括不同退化程度的水下图像和相应的高质量参考图像。刘等人。[109]利用多视图水下成像系统建立了真实世界的水下图像增强（RUIE）。它包括水下图像质量集（UIQs）、水下颜色偏差集（UCCS）和水下高级任务驱动程序（UHTS）。伊斯兰教的等人。[99]通过从不同的摄像机和互联网上捕获水下视频，构建了包含12,000个配对和8000个未配对案例的EUV数据。[110]建立了第一个用于水下图像背景光估计的数据集MABLs，由500张不同场景和失真水平的图像组成，并手动标记了背景光值。水下视觉数据集如表所示12.

表12。水下视觉数据集。

作者	内容	地址
罗亚尔港	使用WaterGAN的复合图像	https://github.com/kskin/data (已于2021年12月16日访问)
OUC-Vision	拍摄水下个体不同的姿势和姿势	https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8019324 (于16日访问2021年12月)
乌贼	收集不同位置和水质水平的图像，并进行数据标注	http://csms.haifa.ac.il/profiles/tTreibitz/datasets/ambient/\$forwardlooking/index.html (已于2021年12月16日访问)
乌伊布德	包括水下图像不同程度的退化和相应的高质量参考图像	https://lichongyi.github.io/proj\$/benchmark.html (于16日访问2021年12月)
罗伊	在水下使用多视图成像系统	https://github.com/dlut-dimt/现实世界——水下图像增强-RUIE-基准 (已于2021年12月16日访问)
极远紫外光度计	通过从不同的相机和互联网上拍摄水下视频，获得了12000个配对和8000个未配对的案例	http://irvlab.cs.umn.edu/resources/euvp数据集 (于16日访问2021年12月)
MABL	由500张具有不同场景和失真级别的图像组成 手动标记的背景光值	https://github.com/wangyanckx/水下增强具有统计模型的图像TM的BL和优化 (已于2021年12月16日访问)

5. 2. 水下视频及影像的质量评价

图像质量评估（IQA）和视频质量评估（VQA）在视频图像增强中起着重要的作用。合理的质量评价反映了视频图像的质量，对增强算法的性能评价和指导算法的优化方向具有重要意义。视频和图像质量评价的标准可分为主观方法和客观方法两种方法。对视频或图像的主观评价由观察者给出，通常由平均意见得分（MOS）或差异平均意见得分（DMOS）来表示。

主观评分依赖于人眼的光学特性，但由于其工作量大、实时性能差、无法自动实现，并不适用于水下视频图像的质量。特别是，面对当前流行的深度学习方法，主观指标不能快速、准确地评估大量的数据。客观评价采用计算机算法进行评分，可以进行实时在线评价。它更适合于水下视觉增强任务根据评价中是否需要参考图像，可分为全参考（FR）、减少参考（RR）和无参考（NR）三种方法。

全参考图像质量评价将参考图像与失真图像进行比较，并计算差值得到分数。传统的全参考和半参考评价指标包括均方误差（MSE）、峰值信噪比（PSNR）[111]，结构相似性指数（SSIM）[112]，视觉信息保真度（VIF）[113]，视觉信噪比（VSNR）[114]，和最明显的扭曲（MAD）[115]。非参考评价，也称为盲图像质量（BIQ），仅根据其自身特征估计图像质量，且独立于图像内容。常用的非参考图像质量评估包括盲法图像质量指数（BIQI）[116]和自然图像质量评估器（NIQE）[118]。NR评估直接计算图像的客观质量，这更为广泛

用于没有标签的水下数据。同时, 利用NR评估来优化算法参数的策略也非常普遍。

由于NR指标的普遍性, 人们提出了许多基于深度学习的质量评估模型, 例如神经图像评估 (NIMA) [119], 这是一种预测图像的技术和美学质量的新方法, 深度图像质量评估器 (DIQA) [120]和多任务端到端优化网络 (MEON) [121]. 基于深度学习的质量评估模型具有较好的数据拟合能力, 与主观指标的误差较小。

特别用于水下图像的非参考质量评价指标包括Yang等人提出的水下彩色图像质量评价 (UCIQE) [122], 由Panetta等人提出的水下图像质量测量方法 (UIQM) [123], 以及Wang等人提出的着色-对比-雾密度 (CCF) [124]. 与评价指标相比, 这些指标能够更好地反映水下图像的对比度、色彩丰富度和雾化程度。水下视觉增强算法利用这些质量评价模型来衡量算法的性能。

视频质量与图像质量评价方法存在一些相似之处, 可以直接应用PSNR、SSIM等图像质量评价指标。然而, 它们只反映了视频中帧的质量。它们不能反映不同于图像和伴随的时间信息的运动特征。视频中使用的质量评估方法包括基于运动的视频完整性评估 (电影) [125], 视频质量模型 (VQM) [126]时空最明显失真模型 (STMAD) [127], 以及基于深度学习的视频质量评估模型, 如DeepVQA [128], C3DVQA [129], SACONVA [130], 和Deep BVQA [131].

目前对水下视频质量评价的研究较少, 其适用性不太好。例如, Moreno-Roldan等人 [132]提出了泛化-非线性回归模型 (NLR.G) 和精度-非线性回归模型 (NLR.A) 来评估水下视频的质量。Song et al. [133]提出了一种基于空间自然特性和编码参数的无参考水下视频质量评估模型 (NR-NVQA)。由于样本不足或模型过拟合, 这些模型尚未得到广泛应用。水下视频增强技术的发展迫切需要更多性能良好的评价指标。

由于水下环境的复杂性, 造成变形和质量下降的原因有很多。一般的视频图像质量指标不能充分反映水下自然环境。即使是被广泛使用的水下图像指标, UCIQE和UIQN, 也更倾向于支持高颜色的水下图像。合理和普遍的水下视频质量评估更为罕见。因此, 水下视频图像增强对于开发出更准确、更合适的反映水下视频图像质量的指标, 具有良好的泛化性能具有重要意义。

在水下图像质量评价中, 利用率较高的一些指标计算如下:

(1) MSE

$$MSE = \frac{1}{M * N} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (f(m, n) - I(m, n))^2 \quad (3)$$

式中, M、N为图像的高度和宽度, $f(m, n)$ 为参考图像的像素值 (m, n), $I(m, n)$ 为待测图像的像素值 (m, n), 表示之后的整个图像, 其中MSE越小, 待测量图像与参考图像越近, 质量越高。

(2) PSNR

$$PSNR = 10 * \log_{10} \frac{2^n - 1}{MSE} \quad (4)$$

在等式中, 分子的值表示图像点的颜色的最大值, 如果每个样本点用8位表示, 则为255。分母是MSE。PSNR越大, 待测试图像对参考图像的保真度越高, 图像质量也越高。

(3) SSIM

$$\text{SSIM}(x, y) = (5) \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

在式中, x 是参考图像, y 是要测量的图像。 μ 为图像的平均值, σ 为图像的标准差。 σ_{xy} 表示 x 和 y 之间的协方差为了避免分母为零, C_1 和 C_2 。非常小的量SSIM在0到1之间; 越接近1, 图像质量越好。

(4) 熵

$$\text{熵} = -\sum_{i=0}^n p(i) \log_2 p(i) \quad (6)$$

在等式中, $p(i)$ 表示图像灰度值 i 出现在图像中的概率, n 为图像灰度级的总数, $0 \leq p(i) \leq 1$ 。熵值越高, 图像质量就越高。

(5) NIQE

$$\text{NIQE} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sigma_1 + \sigma_2}{\sigma_1 \sigma_2}} \quad (7)$$

在方程中, NIQE的计算需要得到平均值 μ_1, μ_2 方差矩阵 σ_1, σ_2 对自然图像和畸变图像进行自然图像和畸变图像的拟合, 然后计算自然图像与畸变图像的拟合参数之间的距离来测量图像质量。NIQE表示被测量图像与自然图像之间的距离, 且距离越小值时, 图像的质量越高。

(6) UCIQE

$$\text{UCIQE} = c_1 * \delta + c_2 * \text{conc} + c_3 * m \quad (8)$$

在方程中, δ 是颜色浓度的标准差, 单位是亮度的对比度, m 是饱和度的平均值。 c_1, c_2, c_3 均为加权系数, 其值分别为0.4680、0.2745和0.2576。该系数来自于参考文献[122]。UCIQE值越高, 图像质量就越好。

$$\text{UIQM} = c_1 * \text{UICM} + c_2 * \text{UISM} + c_3 * \text{UIConM} \quad (9)$$

在这个方程中, UIQM是UICM(水下图像色度测量)、UISM(水下图像清晰度测量)和UIConM(水下图像对比度测量)的加权组合。重量系数 $c_1 = 0.0282, c_2 = 0.2953, c_3 = 3.5753$ 。此系数设置来自参考文献[123], 并采用多元线性回归的方法进行拟合。UIQM越大, 图像的整体质量就越好。

5.3. 算法结果

为了验证这些算法的性能, 我们从不同的类别中选择了一些典型的算法, 包括CLAHE [21], MSRCR [34, 融合42], UDCP [59], UWCNN [82], UGAN [96]和FGAN [99]。我们在一个有效的公共水下测试数据集(U45)上进行了测试[134], 其中包括颜色模型、低对比度和水下退化的雾状效应。这代表了低质量水下图像的一个典型特征, 结果如图所示。8-10。

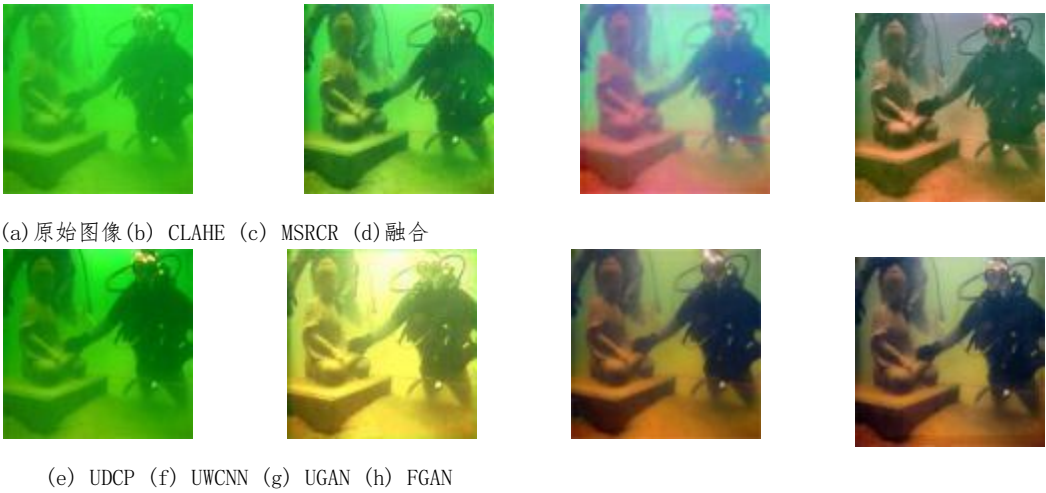


图8。增强了颜色投射的结果。

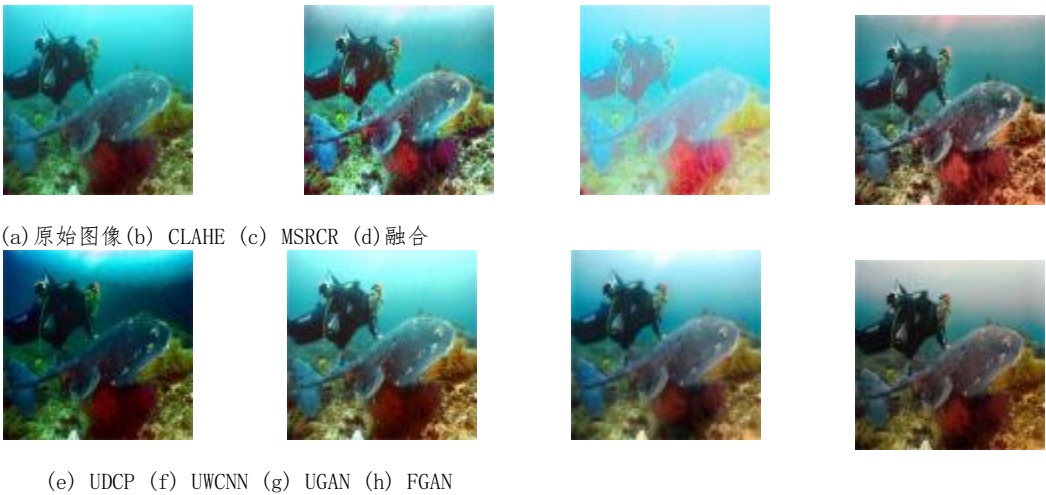


图9。低对比度的增强结果。

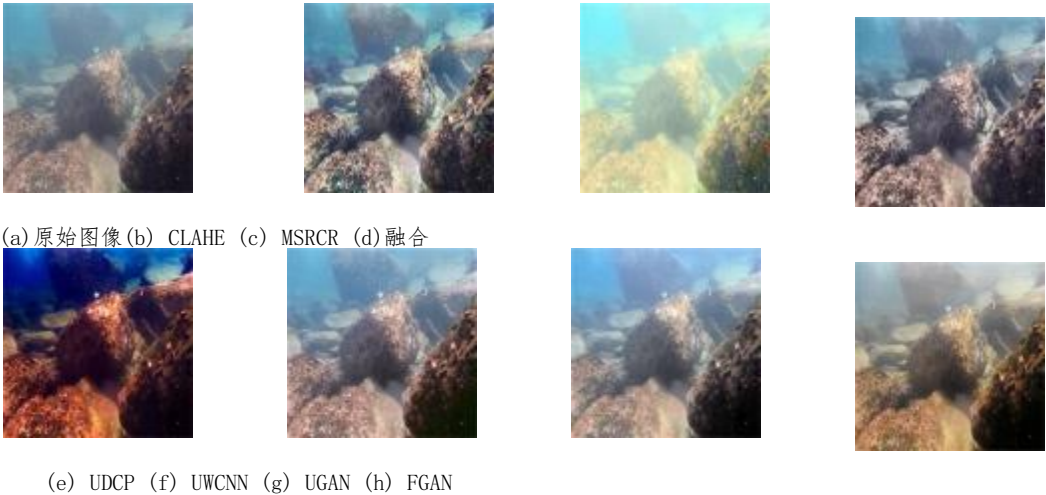


图10。雾霾效果增强。

主观视觉感知不能完全反映算法的性能。因此，我们选择了UCIQE水下图像质量指数和NIQE自然图像质量指数进行测试和评价，平均结果如表所示。 13.

表13。测试图像的客观评价指标。

数据	指标	原始图像	克拉赫	磁共振成像仪	融合	UDCP	MCNN	乌干	法根
格林	UCIQE	0.393	0.492	0.571	0.549	0.467	0.523	0.618	0.635
	NIQE	4.223	4.068	5.172	4.361	3.476	4.296	3.842	4.299
蓝色	UCIQE	0.647	0.643	0.516	0.629	0.676	0.673	0.664	0.632
	NIQE	4.141	3.726	4.457	3.702	5.358	4.557	5.239	6.132
雾霾	UCIQE	0.546	0.585	0.536	0.572	0.657	0.598	0.602	0.596
	NIQE	3.236	3.264	3.382	3.436	3.322	3.503	4.418	5.609

我们评估了主观视觉效果和客观的质量指标。从主观视觉效果可以看出，基于直方图的算法对颜色和对比度增强有明显的影响，但红色部分有可能的过度增强。MSRCR算法增强后，亮度大大提高，但部分颜色失真，细节模糊。基于融合算法，改进了绿色和雾的环境，蓝色场景会产生红移。UDCP算法具有良好的脱雾性能，但在改善图像颜色，甚至加深绿色和蓝色方面存在明显的缺陷。传统算法的性能随数据集的不同而不同。可以看出，CLAHE算法和UDCP算法在处理绿色图像方面的性能并不优越。基于融合的算法能够很好地适应各种环境下的退化图像。虽然DCP算法对除雾有显著影响，但绿色和蓝色部分的深度发展显著。基于深度学习的算法颜色真实性更自然，没有明显的失真或过度增强效果，对不同的水下环境具有良好的增强效果。．．由于训练网络中使用的大型水下图像数据集覆盖了各种水下退化图像，因此深度网络充分学习了这些退化特征。为了对客观指标进行分析，在使用水下图像的特殊评价指标UCIQE时，传统算法的MSRCR算法和融合算法在处理绿色场景图像过程中具有较高的UCIQE值，优于CLAHE算法和UDCP算法。这三种基于深度学习的算法都优于传统的UCIQE算法。在蓝色场景中，UDCP算法评价的图像的UCIQE索引优于其他传统方法，且基于深度学习的MCNN和UGAN增强的图像质量具有可比性。在雾化场景中，由于原DCP算法具有良好的脱雾能力，UDCP算法的评价图像的UCIQE指数得到了显著提高。该方法中基于深度学习的算法还有待改进。通过综合这三种场景，传统算法在不同场景的图像处理中具有不同的性能，而深度学习算法在不同的水下环境下具有良好的增强效果。作为对自然图像指数NIQE评价结果的补充，也可以看出，基于深度学习的增强方法处理的图像在指标上与自然图像或水下图像有明显差异，变化效果相当明显。

6. 结论及未来的研究方向

水下视频图像作为海洋生态系统信息的重要载体，在水下目标识别与探测、水下导航等先进的计算机视觉任务中发挥着不可或缺的作用。然而，由于复杂的水下环境和自然因素的干扰，水下视频图像出现严重的模糊和褪色。随着许多学者的不断努力，水下图像增强技术取得了重大进展，但该技术还不成熟。传统的增强方法是针对某种水下图像或具有一定特征的图像，可以获得更好的效果。然而，由于水下环境的变化和复杂程度，它们的适用性还不够广泛。基于深度学习的方法可以减少复杂性的影响

水下环境的结果通过学习许多样本。然而，它高度依赖于数据集，并且对当前数据集的覆盖范围仍然有限。同时，大多数基于深度学习的方法并没有完全集成水下成像模型，而是专注于增强。因此，可以从以下各个方向进一步加强水下视频图像增强技术的发展：

(1) 提高适应性和鲁棒性。虽然由于水下环境复杂，单一图像处理方法取得了重大进展，但现有的大多数图像处理方法只对特定类型的水下图像环境有效。其适应性和鲁棒性仍有待提高。

(2) 建立一个更全面的水下图像数据集。深度学习高度依赖于数据集的质量，但由于水下图像缺乏足够的参考图像，极大地限制了基于深度学习的方法的有效性。构建一个覆盖不同海底环境的更全面的数据集将有助于提高算法的适应性，该数据集可用于测试和增强算法的性能。

(3) 完善水下视频和图像质量评价体系。目前，大多数研究者仅通过主观指标 UIQM 和 UICQE 来评价水下图像处理方法的性能。虽然这些都被广泛使用，但它们是基于人类视觉系统的特征，并倾向于进行分级，以支持过度增强的彩色地图。因此，建立一个具有良好的泛化性能和良好的抗干扰能力的客观评价指标具有重要意义。我们认为 NIMA 等美学图像质量指标可以帮助水下图像优化，改善主观感觉的图像。

(4) 提高实时性性能，加强对水下视频增强技术的研究。现有的方法主要集中在单一的水下图像上，主要是为了提高性能，不能直接应用于水下视频增强，更不能满足水下飞行器的高实时要求，同时应更加重视水下视频的增强效果，充分利用定时特性。

作者贡献：概念化出版社，K.H. 和 C.W.；方法论，K.H.；软件，C.W.；验证，C.W. 和 Q.X.；正式的分析，施工现场；调查，C.W.，Y.Z. 和 J.J.；资源，K.H. 和 C.W.；数据管理，K.H.；撰写-原稿准备，C.W.，Y.Z. 和 J.J.；写作-评论和编辑，C.W. 和 Q.X.；可视化，C.W. 和 J.J.；监督，K.H.；项目管理，K.H.；所有作者均已阅读并同意了该手稿的出版版本。

资助：本文研究：国家自然科学基金项目。61876079），国家重点研发计划（2018YFC1405703）重点专项项目，辽宁省科技厅、机器人国家重点实验室联合基金（NoJH3/41000200013），江苏省奥斯汀光电科技有限公司的资助深表赞赏。2021

机构审查委员会的声明：不适用。

知情同意声明：不适用。

数据可用性声明：本研究中提供的数据见表 12. 水下视觉数据集。用于支持本研究结果的代码可从通讯作者处获得 (001600@nuist.edu.cn)。

感谢：对对本文进行有价值修改的审稿人和编辑表示衷心的感谢。

利益冲突：作者没有报告过潜在的利益冲突。

参考文献

1. 郭, J. C.; 李, C. Y.; 郭, C. L.; 陈, S. J.。水下图像增强与恢复方法的研究进展。J. 图像图。2017, 22, 273 - 287.
2. 麦格拉默里, B. L. 一种水下摄像机系统的计算机模型。社会. OptPhotonics 1980, 208, 221 - 231.
3. Jaffe, J. S. 计算机建模和最优水下成像系统的设计。IEEE J. 洋雕刻1990, 15, 101 - 111. [CrossRef](#)
4. 丛, r. m.。; 张, Y. M.。; 张C.; 李Y. Z.; 赵薇, Y. 深度学习驱动的水下图像增强与恢复的研究进展。J. 信号处理。2020, 36, 1377 - 1389.
5. 陈、B.; 夏、M.; 黄, J. Mfanet: 一种用于土地覆盖网的语义分割的多层特征聚合网络。2021, 13, 731. [CrossRef](#)
6. 夏M.; 王, T.; 张, Y.; 刘, J.; 徐, Y. 基于全局注意特征融合残差网络的遥感图像云影分割技术。Int. J. 远程传感器。2021, 42, 2022 - 2045. [CrossRef](#)
7. 夏, M.; 崔Y.; 张Y.; 徐Y.; 刘, J.; 徐, Y. 一种新型的遥感图像水域分割结构。J. 远程传感器。2021, 42, 2594 - 2621. [CrossRef](#)
8. 张Y.; 胡, K.; 王, P. 三维重建算法的综述。J. 南京大学。影响科学。技术。(Nat. 科学。Ed.) 2020, 12, 591 - 602. (中文)
9. . 肖, X.; Bahram, J.; Manuel, m; 研究三维积分成像: 传感、显示和应用[邀请]。应用程序。选择2013, 52, 546 - 560. [CrossRef](#)
10. 他, K.; 太阳, J.; 唐英堂, X. 使用暗通道优先去除单个图像的雾霾。IEEE跨。模式肛门。马赫数。知识2010, 33, 2341 - 2353.
11. 勒村, Y.; Bottou, L.; Bengio, Y.; 哈夫纳, P. 基于梯度的学习应用于文档识别的过程, 1998, 86, 2278-2324. . [CrossRef](#)
12. 古德费罗, 我; 小abadie, J.; Mirza, M.; 徐, B.; 沃德法利, D.; Ozair, 美国; 印度虎, Y. . 生成对抗性网络在神经信息处理系统的进展集, 蒙特利尔, QC, 美国, 2014年12月8-13日; 第27页。
13. 韩M.; 吕Z.; 秋T.; 徐M. 水下图像的智能去除和色彩恢复研究综述。西斯特。人塞伯尔尼。西斯特。2020, 50, 1820 - 1832. [CrossRef](#)
14. 张W.、董L.、潘、X.、邹P.、秦L.、徐W.。水下图像恢复和增强的调查, 2019, 7, 182259-182279. [CrossRef](#)
15. 王, Y.; 宋, W.; Fortino, G.; 气, L. Z.; 张, W.; Liotta, A. . 基于实验的图像增强和图像恢复方法的水下成像iee访问2019, 7, 140233-140251. [CrossRef](#)
16. 吉安M.; 刘X.; 罗H.; 陆x; 余H.; 董, J. 水下图像处理与分析: 一个回顾。信号处理。图像Commun. 2021, 91, 116088. [CrossRef](#)
17. 列支敦士登C. Y.; Mazzon, R.; 卡瓦拉罗, A. . 水下图像过滤: 方法、数据集和评估计算机视觉和模式识别可在线获得: . <https://arxiv.org/abs/2012.12258> (已于2020年12月22日访问)。
18. 周, J. -C.; 张, D. -H.; 张, W. -S. 经典和最先进的水下图像除雾方法: 一个全面的调查。前面影响技术。电子雕刻2020, 21, 1745 - 1769. [CrossRef](#)
19. Hummel R. 通过直方图变换增强图像。压缩。图形图像处理。1977, 6, 184 - 195. [CrossRef](#)
20. 派泽, S. M.; Amburn, E. P.; 奥斯汀, j. d.; 克罗玛蒂, R.; 格塞洛维茨, A.; 格里尔, T.; 罗尼B. t. H.; 齐默尔曼, j. b.; 祖德维尔德, K. 自适应直方图均衡化及其变化规律。压缩。Vis. . 图形图像处理。1987, 39, 355 - 368. [CrossRef](#)
21. 祖德维尔德, K. 对比度有限的自适应直方图均衡化。图宝石1994, 474-485。
22. 伊克巴尔, k; OtettyoM.; 詹姆斯, A.; 萨拉姆; 塔利班, A. Z. H. 使用无监督的彩色校正方法来增强低质量的图像。会议。SystMan Cybern. 2010, 1703 - 1709.
23. 加尼, A. S. A.; Isa, N. A. M. 通过综合全局和局部对比度校正, 增强低质量的水下图像。应用程序。软组合。2015, 37, 332 - 344. [CrossRef](#)
24. 加尼, A. S. A.; Isa, N. A. M. 自动系统, 通过递归自适应直方图修改来提高水下图像的对比度和颜色。压缩。电子农业。2017, 141, 181 - 195. [CrossRef](#)
25. 列支敦士登 C. -Y.; 郭, J. -C.; Cong R. M.; 王, B. 通过使用最小的信息损失和直方图分布的去模糊处理来增强水下图像。2016, 99, 1. [CrossRef](#)
26. 李x; 侯G.; 谭L.; 刘, W. . 一个混合框架的水下图像增强, iee访问2020, 8, 197448-197462. [CrossRef](#)
27. 塞, A.; Barricelli, B. R.; 卡西拉吉, E.; Rizzi, A. 自动色彩均衡算法的范围审查。J. ElectronImaging 2021, 30, 020901. [CrossRef](#)
28. 乔布森取自父名D. J.; 拉赫曼, Z. U.; 伍德尔, G. A. 中心/环绕视网膜的视网膜转换成像过程的特性和性能。1997, 6, 451 - 462. [CrossRef](#)
29. 乔布森取自父名D. J.; 拉赫曼, Z. U.; 一种用来缩小彩色图像和人类观察场景之间的差距的多尺度修正法。IEEE跨。图像处理。1997, 6, 965 - 976. [交叉参考](#) [PubMed](#)
30. Joshi, K. R.; Kamathe, R. S. 视网膜成像在增强天气退化图像中的量化。发表在2008年音频、语言和图像处理国际会议的会议记录上, 上海, 中国, 2008年7月7-9日; 页。1229 - 1233.

31. 傅、庄、黄、廖、张、张。; 丁磊, XX。 . 一种基于视网膜的单个水下图像增强方法, 参见2014年IEEE图像处理国际会议 (ICIP) 论文集, 法国巴黎, 2014年10月27-30日; 页。4572 - 4576.
32. Bianco, G.; Muzzupappa, M.; 布鲁诺, F.; 加西亚, R.; 诺伊曼, L。 一种新的水下成像颜色校正方法。 . 拱门。摄影。远程传感器。 痉挛。影响科学。2015, 40, 25. [\[CrossRef\]](#)
33. 张S.; 王, T.; 董, J。; 余, H。 . 通过扩展的多尺度视网膜进行水下图像增强, 神经元计算2017, 245, 1-9。 [\[CrossRef\]](#)
34. 梅尔卡多, 医学硕士; 石井, K.; 安, J。 自主水下航行器使用多尺度补偿的深海图像增强2017海洋论文集-安克雷奇, 安克雷奇, 美国, 美国, 2017年9月18-21日; pp。 . 1 - 6.
35. 李, S。; 李, H。; 辛, G。 基于改进的修正方法的水下图像增强算法。压缩。 . . SciAppl2018, 8, 9 - 15.
36. 张W.; 东L.; 潘X.; 周, J。; 秦, L。; 徐, W。 . 基于多通道卷积msrcrIEEEAccess2019, 7, 72492-72504。 [\[CrossRef\]](#)
37. 唐, C。; 冯·卢卡斯, 美国加州大学。; Vahl, M。; 王, S。; 王, Y。; Tan, M。 基于视网膜的高效水下图像和视频增强技术。信号图像视频处理。2019, 13, 1011 - 1018。 [\[CrossRef\]](#)
38. 胡K。; 张Y。; 陆F。; 邓Z。刘Y。 一种基于莫尔参数优化的水下图像增强算法。 . 毁坏科学。雕刻2020, 8, 741。 [\[CrossRef\]](#)
39. 唐, Z。; 江, L。; 罗, Z。 一种基于自适应反馈和修正算法的水下图像增强算法。多段时间。工具应用程序。2021, 312, 1 - 13。 [\[CrossRef\]](#)
40. 庄, P。; 李, C。; 吴, J。 贝叶斯视网膜水下图像增强。 . . . EngApplArtifIntell2021, 101, 104171。 . [\[CrossRef\]](#)
41. Ancuti, C。; Ancuti, C.O。; 哈伯, T。; 贝卡尔特, P。 . 增强水下图像和视频在2012年IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集, 普罗维登斯, 美国, 2012年6月16-21日; pp。 81 - 88.
42. Ancuti, C.O。; Ancuti, C。; 我的, C。; 贝卡尔特, P。 . 色彩平衡和融合的水下图像增强技术。图像处理。2017, 27, 379 - 393。 [\[交叉参考\]](#) [\[PubMed\]](#)
43. Ancuti, C。; Ancuti, C.O。; C。; 加西亚, R。; Bovik, A.C。 . 多尺度水下分离器, 2016年第23届国际模式识别会议 (ICPR) 会议论文集, 墨西哥坎昆, 2016年12月4-8日; pp。 4202 - 4207.
44. 潘。袁元; 程E。 水下图像去散射和增强。J. 毁坏科学。技术。2018, 26, 6.
45. 常, H。-H。 基于自适应传输融合的单次水下图像恢复技术。IEEE访问2020, 8, 38650-38662。 [CrossRef](#)
46. 高的话, F。; 王, K。; 杨, 。; 王, Y。; 张勇勇, 问。 基于局部对比度校正和多尺度融合的水下图像增强技术。J. 3月。科学。雕刻2021, 9, 225。 [\[CrossRef\]](#)
47. 宋, H。王, R。 基于多尺度融合和全局拉伸的水下图像增强的双模型数学2021, 9, 595。 . [\[CrossRef\]](#)
48. 赵X。; 金T。; 曲, 年代。 从背景颜色和水下图像增强中获得固有的光学特性。海洋工程。2015, 94, 163 - 172。 [\[CrossRef\]](#)
49. 张, M。; 彭, J。 基于一种新的水下图像形成模型的水下图像恢复方法。IEEEAccess2018, 6, 58634-58644。 [\[CrossRef\]](#)
50. Akkaynak, D。; TreibitzT。 . 海洋通道: 从水下图像中去除水的方法, 参见2019年IEEE/CVF计算机视觉和模式识别 (CVPR) 会议论文集, 美国加州长滩, 2019年6月15-20日; pp。 1682 - 1691.
51. 谢克纳, Y.Y。; 卡佩尔, N。 . 清晰的水下视觉发表在2004年IEEE计算机学会计算机视觉和模式识别会议论文集上, 美国华盛顿特区, 2004年6月27日-7月2日; p。 I.
52. Namer, E。; S。; 无天空偏振校准和能见度增强。选择快速2009、17、472-493。 [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
53. 陈z; 王, H。; 沈, J。; 李, x。徐, L。 非均匀光学环境下的区域专门化水下图像恢复。Optik 2014、125、2090-2098。 [\[CrossRef\]](#)
54. 韩P。; 刘F。; 杨K。; 马, J。; 李的话, J。; 邵, 十, 主动水下去散射和图像恢复。应用程序。选择2017, 56, 6631 - 6638。 [CrossRef](#)
55. 桑切斯-费雷拉先生, C。; Coelho, L.S。; 阿亚拉, H.V。; 法里亚斯, m.c。; 大草原, C.H。 针对真实水下图像恢复的生物启发优化算法。信号处理。图像Commun。2019, 77, 49 - 65。 [\[CrossRef\]](#)
56. 赵, L。; 王, M。 消除水散射。发表在2010年第二届计算机工程与技术国际会议论文集, 成都, 中国, 2010年4月16-18日; p。 V2-35.
57. 杨。陈。黄。 C.-c。 . 庄。肖。 基于暗通道先验的低复杂度水下图像增强技术。发表在2011年第二届生物灵感计算与应用创新国际会议论文集, 深圳, 中国, 2011年12月16-18日; pp。 17 - 20.
58. 蒋介石。; 陈, y.c。 通过波长补偿和降低ieee反式来增强水下图像。 . 图像处理。2011, 21, 1756 - 1769。 [\[CrossRef\]](#)

59. 德鲁斯, p; E.; 摩尔斯, F.; botelho, s; 坎波斯, M. . 水下单个图像的传输估计: 2013年IEEE国际计算机视觉研讨会论文集, 澳大利亚悉尼, 2013年12月2-8日; pp. 825 - 830.
60. 德鲁斯, P.L. .; 纳西门托, E.R. .; 博特略省, S.S.; 坎波斯, M.F.M. 基于单一图像的水下深度估计和图像恢复. IEEE Comput. 图应用程序. 2016, 36, 24 - 35. [CrossRef]
61. Galdran, A.; 帕尔多 D.; 皮肯 A.; 阿尔瓦雷斯-吉拉市, A. 自动红通道水下图像恢复. J. Vis. . 通信图像表示. 2015, 26, 2015. [CrossRef]
62. 李, C.; 现状, J.; 庞, Y.; 陈的年代; 王, J. 采用蓝绿色通道去模糊和红色通道校正的方法进行单次水下图像恢复. 2016 IEEE声学、语音和信号处理国际会议 (ICASSP), 上海, 2016年3月20-25日; pp. 1731 - 1735.
63. 孟H.; 燕Y. 蔡C. 乔r; 王, F. 一种基于彩色校正和图像锐分的水下图像恢复混合算法. . 西斯特. 2020, 1 - 11. [CrossRef]
64. Cho, M. Javidi, B. 利用整体成像对浑浊水中物体的三维可视化. J. 分配技术. 2010, 6, 544 - 547. [CrossRef]
65. 李, Y.; 利用积分成像和光谱分析对散射介质中物体的三维可视化. 选择激光Eng. 2016, 77, 31 - 38. [CrossRef]
66. 在散射介质中, 具有贝叶斯估计的三维积分成像可视化. 2018年第17届信息光学研讨会 (WIO), 魁北克, QC, 2018年7月16-19日; 页. 1 - 3.
67. 诺伊曼, L.; 加西亚, R.; Janosik, J.; 格雷西亚斯, N. 使用积分图像进行快速的水下色彩校正. . . Viewp2018, 20, 53 - 54.
68. 公司, B.; Abookasis, D. 采用多视点圆偏振散斑图像积分法在混浊液体中成像对象的实验结果和反褶积方法. . Opt激光技术. 2020, 121, 105774. [CrossRef]
69. 李, Z.M. .; 周, H.; 李, Z.Y. .; 严问. .; 胡锦涛, C.Q. .; 高的话, J. .; 金, X.M. . 阈值的单光子水下成像和检测. 选择快速 2021、29、28124-28133. [交叉参考] [PubMed]
70. 材 B.; 徐、X.、贾、K.、清、C.; 战术空中观测 D. 去模糊系统: 一个针对单一图像雾霾去除的端到端系统. IEEE跨. 图像处理. 2016, 25, 5187 - 5198. [CrossRef]
71. 申; 赵; PandeyG; 金. 使用公共卷积结构估计环境光和传输图2016 MTS/IEEE蒙特雷, 加州, 美国, 2016年9月19-23日; pp. . 1 - 7.
72. 丁, X.; 王, Y.; 张, J. .; 傅, X. . 使用自适应颜色深度校正估计的水下图像去除海洋记录-阿伯丁, 阿伯丁, 英国, 2017年6月19 - 22日; pp. 1 - 5.
73. 王, Y.; 张, J. .; 曹, Y.; 王, Z. . 水下图像增强的深度cnn方法, 2017年IEEE国际图像处理会议 (ICIP) 论文集, 北京, 中国, 2017年9月17-20日; pp. 1382 - 1386.
74. 巴博萨, W.V. .; H.G.B., H.G.B.; 罗查, T.L. .; 纳西门托, E.R. . 视觉质量驱动的学习为水下视觉增强. 在2018年第25届IEEE图像处理国际会议 (ICIP) 的会议记录上, 希腊雅典, 2018年10月7-10日; 页. 3933 - 3937.
75. 侯, M.; 刘R.; 范X.; 罗, Z. 水下图像增强中联合残差学习的研究. 发表在2018年第25届IEEE图像处理国际会议 (ICIP) 上, 希腊雅典, 2018年10月7-10日; 第3-4047页. . 404
76. 曹, k; 彭. .; 科斯曼, P.C. 水下图像恢复使用深度网络来估计背景光和场景深度. 2018年IEEE西南图像分析和解释研讨会 (SSIAI), 美国内华达州拉斯维加斯, 2018年4月8-10日; pp. 1 - 4.
77. 王K.; 胡, Y.; 陈, J. .; 吴, X.; 赵薇, X.; 李, Y. 基于并行卷积神经网络的水下图像恢复技术. 远程传感器. 2019, 11, 1591. [CrossRef]
78. 列支敦士登, C.; Anwar, S.; 侯, J.; 丛, R.; 郭, C.; 任, W. 通过介质传输引导下的多色空间嵌入来增强水下图像. IEEE跨. 图像处理. 2021, 30, 4985 - 5000. [CrossRef]
79. 佩雷斯, J.; 阿塔纳西奥, A.C.; 内奇波连科, N.; 桑兹, P.J. 一种用于水下图像增强的深度学习方法. 《自然计算与人工计算相互作用国际工作会议论文集》, IWINAC 2017, 西班牙科伦纳, 2017年6月19-23日; pp. 183 - 192.
80. 孙X.; 刘, L.; 李, 问. .; 董, J. .; 利马, E.; 尹, R. 水下图像增强和恢复. IET图像过程. 2019, 13, 469 - 474. [CrossRef]
81. 列支敦士登 C.; “郭先生,” C.; 任.W.; 侯J.; 郭s; 道, D. 一个水下图像增强基准数据集及以上. IEEE跨. 图像处理. 2019, 29, 4376 - 4389. [CrossRef]
82. 李, C.; 安瓦尔, 美国; Porikli, F. 水下场景之前启发了深水下图像和视频增强模式识别. . 2020, 98, 107038. [CrossRef]
83. 奈克公司, A.; 斯瓦纳卡尔, A.; 米塔尔, K. 用于水下图像增强的压缩模型 (学生摘要). 2021年2月2-9日, 美国加州帕洛阿尔托, 人工智能会议论文集; 页. 15853 - 15854.
84. 韩Y.; 黄L.; 洪Z.; 曹S.; 张Y.; 王, J. 深度监督残差密集网络用于水下图像增强. 传感器2021、21、3289. [交叉参考] [PubMed]
85. 杨, X.; 李, H.; 陈, R. 水下图像增强与图像色彩测量. 信号处理. 图像Commun. 2021, 95, 116225. [CrossRef]

86. 王Y.; 郭J.; 高H.; 岳H. Uiec²-net: 基于cnn的水下图像增强, 使用两种颜色的空间。信号处理。图像Commun. 2021, 96, 116250. [CrossRef]
87. 陈晓, X.; 余, J.; 香港, S.; 吴, z.; 方, X.; 温家宝, L. 利用生成的对抗网络来提高水下机器视觉的质量。脚蹼。在线可用: <https://onikle.com/articles/30092> (已于2018年1月16日访问)。
88. 安瓦尔, s; 李, C.; Porikli, F. 深海图像增强功能计算机视觉和模式识别功能可在线获得: . . . <https://arxiv.org/abs/1807.03528> (已于2018年7月10日访问)。
89. 杨M.; 胡K.; 杜Y.; 魏Z.; 生Z.; 胡, J. 基于条件生成对抗网络的水下图像增强技术。信号处理。图像Commun. 2020, 81, 115723. [CrossRef]
90. 条件生成对抗网。机器学习在线可用: <https://arxiv.org/abs/1411.1784> (已于2014年11月6日访问)。
91. 李氏, J.; 斯金纳, K. A.; 尤斯特斯, R. M.; 约翰逊-罗伯逊, M. . . . 水门事件: 无监督生成网络, 可实现单眼水下图像的实时颜色校正。[CrossRef]
92. 郭, Y.; 李, H.; 利用多尺度密集生成对抗网络的水下图像增强技术。IEEE J. 洋雕刻2019, 45, 862 - 870. [CrossRef]
93. 刘, X.; 高, Z.; 陈, B.M. Mlfcgan: 基于多层次特征融合的条件gan进行水下图像颜色校正。IEEE地球科学。远程传感器。拉脱维亚的2019, 17, 1488 - 1492. [CrossRef]
94. 李, H.; 庄, P. 脱水网: 一种融合对抗的真实水下图像增强网络。信号处理图像Commun. . 2021, 95, 116248. [CrossRef]
95. 刘, x.; 高, z.; 陈, B.M. Ipmgan: 集成物理模型和生成对抗网络进行水下图像增强。Neurocomputing 2021, 453, 538 - 551. [CrossRef]
96. Fabbri, c.; 伊斯兰教, M.J.; Sattar, J. . 使用生成对抗网络增强水下图像: 2018年IEEE机器人和自动化国际会议 (ICRA) 论文集, 澳大利亚布里斯班, 2018年5月21-25日; pp. 7159 - 7165.
97. 陆, J.; 李N. 张S. YuZ. 郑H.; 郑, B. 多尺度对抗网络. . Opt激光技术. 2019, 110, 105 - 113. [CrossRef]
98. 公园, J.; 韩d; 科, H. 自适应加权多鉴别器水下图像增强。J. 毁坏西恩. . 2019, 7, 200. [CrossRef]
99. 伊斯兰教, M.J.; 夏, Y.; Sattar, J. 快速水下图像增强, 提高视觉感知. . . Lett2020, 5, 3227 - 3234. [CrossRef]
100. 胡K.; 张Y. 翁C. 王P. 邓Z. 刘Y. 一种基于生成对抗网络和自然图像质量评价指标的水下图像增强算法。J. 毁坏. . SciEng2021, 9, 691. [CrossRef]
101. 张H.; 孙L.; 吴L.; 顾, K. . . Dugan: 水下图像增强和图像处理的有效框架2021,15,2010-2019. [CrossRef]
102. 陆, H.; 李, Y.; 使用引导三角双向滤波器和快速自动颜色校正的水下图像增强, 2013年IEEE图像处理国际会议论文集, 澳大利亚墨尔本, 2013年9月15-18日; 页. . 3412 - 3416.
103. 一种针对非均匀照明的水下图像的快速增强方法。《2017年海洋进程》-安克雷奇, 安克雷奇, 美国, 2017年9月18-21日; 页. 1 - 6.
104. 刘X. 刘R. 朱M. 钟W. 范X.; 罗Z.; 张, W. 一种实时多线程水下图像增强系统。《2020年系统科学与工程国际会议 (ICSSE) 论文集》, 日本香川, 2020年8月31日-9月3日; 页. 1 - 5.
105. 李z; 谭P.; 谭R.T.; 邹D.; 周, S.Z.; 张方. 同时进行视频除雾和立体声重建。2015年IEEE计算机视觉和模式识别 (CVPR) 会议记录, 波士顿, 马州, 2015年6月7-12日; pp. 4988 - 4997.
106. 清, C.; 余, F.; 徐X.; 黄W.; 金, J. 基于时空信息融合的水下视频模糊处理. . 西斯特。信号处理。2016, 27, 909 - 924. [CrossRef]
107. 吉安M.; 气, 问.; 董, J.; 尹Y.; 张, W.; 林, K. . OUC-vision大型水下图像数据库, 2017年IEEE多媒体与博览会国际会议 (ICME) 论文集, 中国香港, 2017年7月10-14日; pp. 1297 - 1302.
108. 伯曼职业名称 D.; 征兵 D.; 阿维丹, 美国; 技术技术, T. 水下单图像颜色恢复使用雾霾线和一个新的定量数据集。IEEE跨。模式肛门。马赫数。知识2020, 43, 2822 - 2837. [CrossRef]
109. 刘R.; 范, X.; 朱M.; 侯M.; 罗, Z. 真实世界的水下增强: 在自然光下的挑战、基准和解决方案。IEEE跨。电路系统。视频技术。2020, 30, 4861 - 4875. [CrossRef]
110. 宋, W.; 王, Y.; 黄, D.; 莱奥塔, A.; 佩拉公司, C. 利用背景光统计模型增强水下图像和透射传输优化. . 广播2020, 66, 153 - 169. [CrossRef]
111. 钱, J.; 吴, D.; 李、李、程, D.; 王, X. 基于多尺度结构表示的图像质量评价。数字。信号处理。2014, 33, 125 - 133. [CrossRef]
112. 王z; Bovik, c; 谢赫, H.R.; Simoncelli, E.P. 图像质量评估: 从误差可见性到结构相似的ieee转换. . 图像处理。2004, 13, 600 - 612. [CrossRef]
113. 谢赫先生.; 博维克, 美国的交流。图像信息和视觉质量ieee转换图像过程. . . 2006, 15, 430 - 444. [CrossRef]

114. 钱德勒, D.M.; Hemami, S.S. VSNR: 一种基于小波的自然图像ieee变换图像过程的视觉信噪比。... 2007, 16, 2284 - 2298. [CrossRef]
115. 拉尔森, c.; 钱德勒, 美国医学博士。最明显的扭曲: 全参考图像质量评估和策略的作用。J. 电子成像2010, 19, 011006。
116. 摩尔西, 相当于; 博维克, A.C. 构建盲图像质量的两步框架。... 2010, 17, 513 - 516. [CrossRef]
117. 一种交流的数学理论。ACM表示移动的暴徒。压缩。通勤。发动机的旋转2001, 5, 3 - 55. [CrossRef] 118. 米塔尔 A.; 摩尔, 答。; Bovik, A. C. ieee变换图像过程中的无参考图像质量评估。... 2012, 21, 4695 - 4708. [交叉参考] [PubMed]
119. Talebi, H.; 米兰法尔, P. NIMA: 神经图像评估。IEEE跨。图像处理。2018, 27, 3998 - 4011. [CrossRef]
120. 金姆, J.; 阮, A. D.; 李, S. 基于深度cnn的盲图像质量预测器。IEEE跨神经网络。学习。西斯特。2018, 30, 11 - 24. [交叉参考] [PubMed]
121. 马K.; 刘W.; 张K.; 端木Z.; 王Z.; 左, W. 利用深度神经网络进行端到端盲图像质量评估。IEEE跨。图像处理。2017, 27, 1202 - 1213. [CrossRef]
122. 杨, M.; 索米亚。一个水下彩色图像质量评价, 测量设备传输图像过程2015, 24, 6062-6071。... CrossRef
123. 帕内塔, K.; 高, C.; Agaian, S. 受人类视觉系统启发的水下图像质量测量方法。... 雕刻2016, 41, 541 - 551. [CrossRef]
124. 王、Y.、李、N.、李、Z.、郑、H.、郑、B.; 太阳, M. 一种受成像启发的无参考的水下彩色图像质量评估指标。压缩。电气化。雕刻2018, 70, 904 - 913. [CrossRef]
125. Seshadrinathan, k; 博维克, A.C. 自然视频图像转换过程的运动调谐时空质量评估。... 2009, 19, 335 - 350. [CrossRef]
126. Pinson, M.H.; 沃尔夫, S. 一种新的客观测量视频质量的标准化方法。IEEE跨。广播2004, 50, 312 - 322. [CrossRef]
127. Vu, P.V.; Vu, C.T.; 钱德勒, D.M. 视频质量评估的时空最明显失真模型, 2011年第18届IEEE图像处理国际会议会议记录, 布鲁塞尔, 比利时, 2011年9月11-14日; 页。2505 - 2508。
128. 金, W.; 金, J.; 安。金, J.; 李人长, S. 深度视频质量评估者: 从时空视觉敏感度到卷积神经聚合网络。第15届欧洲计算机视觉会议 (ECCV) 会议, 德国慕尼黑, 2018年9月8-14日; pp. 219 - 234。
129. 徐M.; 陈, J.; 王, H.; 刘, S.; 李, G.; 白, Z. C3DVQA: 三维卷积神经网络的全参考视频质量评估, ICASSP 2020-2020IEEE声学、语音和信号处理国际会议 (ICASSP) 论文集, 巴塞罗那, 西班牙, 2020年5月4-8日; 页。4447 - 4451。
130. 李, Y.; 阿宝, L.M.; 张, C.H.; 徐X.; 冯L.; 袁F.; 张, K.W. 无参考视频质量评估与三维剪刀拉式变换和卷积神经网络sieee反式。电路系统。视频技术。2015, 26, 1044 - 1057. [CrossRef]
131. 安, S.; 李, S. 基于时间人类感知的深盲视频质量评估, 2018年第25届IEEE图像处理国际会议 (ICIP) 会议, 希腊雅典, 2018年10月7-10日; 页。619 - 623。
132. 莫雷诺-罗尔丹, j.M.; Luque-Nieto, 艺术硕士; 庞塞拉, J.; Otero, P. 基于机器学习的水下科学应用视频质量评估。传感器2017, 17, 664。[交叉参考] [PubMed]
133. 宋, W.; 刘, S.M.; 黄, 医学博士.; 王, W.J.; 王, J. 小样本的非参考水下视频质量评价方法。J. 图像图。2020, 25, 1787 - 1799。
134. 李, H.; 李, J.; 王, W. 一个融合对抗水下图像增强网络。图像和视频处理, 可在线提供: . <https://arxiv.org/abs/1906.06819> (已于2019年6月30日访问)。