

基于生成对抗网络的海底低光照图像增强算法研究

贾树文 杨婷婷

三亚学院 盛宝金融科技商学院 海南 三亚 572022

摘要: 本研究旨在开发一种基于生成对抗网络 (GAN) 的算法, 用于改善海底低光照条件下的图像质量。海底低光照图像通常受到噪声和模糊等问题的困扰, 这对于海洋环境监测和水下探测具有重要意义。本研究采用了最新的 GAN 算法, 通过学习低光照图像和相应的高光照图像之间的映射关系, 实现对低光照图像的去噪和增强。实验结果表明, 本算法能够显著改善海底低光照图像的质量和视觉效果。

关键词: 生成对抗网络; 低光照图像; 图像增强; 去噪

引言

海洋环境监测和下探测在许多领域中具有重要意义, 例如海洋科学研究、海洋资源开发、海底遗迹勘察等。然而, 于海底低光照条件下的图像量较差, 这给相关领域的研究和应用带来了困难。海底低光照图像通常受到噪声、模糊和细节丢失等问题的影响, 导致图像的清晰度和视觉质量较低。

传统的图像处理方法在改善海底低光照图像方面存在一定的局限性, 无法很好地恢复图像中的细节和纹理。因此, 开发一种高效的海底低光照图像增强算法具有重要意义。生成对抗网络 (GAN) 作为一种强大的深度学习模型, 已被广泛应用于图像生成和图像处理领域。本研究旨在利用 GAN 算法来改善海底低光照图像的质量, 提高图像的清晰度和视觉效果。本研究的方法主要分为两个步骤。首先, 我们使用一个生成器网络来生成与输入低光照图像相似但质量更高的图像。生成器网络通过学习大量的低光照图像和高光照图像对之间的映射关系, 能够有效地提取并还原图像中丢失的细节和纹理。其次, 我们引入了一个判别器网络, 用于评估生成器网络生成的图像与真实高光照图像之间的差异。通过对生成器网络和判别器网络的对抗训练, 我们能够不断改进生成器网络的性能, 使其生成的图像更接近真实高光照图像。

1 生成对抗网络 (GAN) 综述

1.1 生成对抗网络 (GAN) 的基本原理

生成对抗网络 (Generative Adversarial Networks, 简称 GAN) 是由 Ian Goodfellow 等人于 2014 年提出的一种深度学习模型。它由生成器网络 (Generator) 和判别器网络 (Discriminator) 两部分组成, 通过对抗训练的方式来实现生成模型的训练。

生成器网络的目标是学习输入数据的分布, 生成与真实数据相似的样本。它接收一个随机噪声向量作为输入, 并通过一系列的神经网络层逐渐生成输出样本。生成器网络的输出样本会被送入判别器网络进行评估。

判别器网络的目标是区分生成器网络生成的样本和真实数据样本。它接收生成器网络生成的样本和真实数据样本作为输入, 并输出一个概率值来表示输入样本是真实数据的概率。判别器网络通过训练学习如何准确地区分生成器网络生成的样本和真实数据样本^[1]。

在训练过程中, 生成器网络和判别器网络相互对抗、相互博弈。生成器网络通过生成更逼真的样本来欺骗判别器网络, 而判别器网络则通过尽可能准确地区分样本来防止被生成器网络欺骗。通过反复迭代训练, 生成器网络和判别器网络逐渐提升性能, 最终达到平衡状态。

1.2 GAN 在图像处理领域的应用

生成对抗网络在图像处理领域被广泛应用, 取得了许多重要的成果。主要的应用包括图像生成、图像编辑和图像增强等方面。

在图像生成方面, 生成对抗网络可以生成逼真的图像样本, 如 GAN 生成的逼真人脸图像。通过训练生成器网络, 可以生成与训练数据相似但又不完全相同的图像样本, 具有一定的创造性和多样性。

在图像编辑方面, 生成对抗网络可以实现图像的风格转换、图像的内容编辑等功能。通过对生成器网络进行调整, 可以改变生成图像的特定属性, 如将猫的图像转换为狗的图像。

在图像增强方面, 生成对抗网络可以改善图像的质量、增强图像的细节和纹理。通过学习低光照图像和高光照图像之间的映射关系, 生成对抗网络可以去噪和增

基金项目: 本文受海南省教育厅项目资助, 项目编号: Hnky2023-36, 2021 年三亚市高校及医疗机构专项科技计划项目: 基于视觉深度信息的室内定位关键技术研究, 项目编号: 2021GXYL51

强低光照图像，提高图像的清晰度和视觉质量。

1.3 GAN在低光照图像增强中的研究进展

近年来，越来越多的研究者开始关注生成对抗网络在低光照图像增强中的应用。低光照图像通常受到噪声、模糊等问题的干扰，对于海洋环境监测和水下探测等应用具有重要意义。

在低光照图像增强方面，研究者们提出了各种各样的算法和网络结构。其中，生成对抗网络作为一种强大的图像生成模型，能够通过学习低光照图像和高光照图像之间的映射关系，实现低光照图像的去噪和增强。

一些研究者尝试使用传统的生成对抗网络结构来处理低光照图像增强问题。他们通过训练生成器网络和判别器网络，使生成器网络能够生成更逼真的低光照图像。然而，由于低光照图像的特殊性，传统的生成对抗网络在低光照图像增强中仍然存在一些挑战。

1.4 本研究与现有方法的区别和优势

本研究与现有方法相比，在海底低光照图像增强方面具有以下区别和优势：

首先，本研究采用了最新的生成对抗网络算法，具有更强的建模能力和生成能力。通过学习低光照图像和高光照图像之间的映射关系，我们的算法能够更好地去噪和增强低光照图像。

其次，本研究引入了改进的网络结构，如注意力机制和残差连接等，以提高生成器网络对低光照图像的建模能力。这些改进的网络结构能够更好地提取并还原图像中的细节和纹理，进一步提高图像的清晰度和视觉质量。

最后，本研究通过大量的实验验证了算法的性能和效果。与传统的图像处理方法相比，我们的算法在去噪和图像增强方面取得了显著的成果。与其他相关方法相比，我们的算法在性能上具有明显的优势。

综上所述，基于生成对抗网络开发了一种针对海底低光照图像的图像增强算法。通过学习低光照图像和高光照图像之间的映射关系，算法能够有效地去噪和增强海底低光照图像。实验结果表明，算法在图像质量和清晰度方面取得了显著的改进，具有良好的应用潜力。

2 基于生成对抗网络的海底低光照图像增强算法设计

2.1 生成器网络的结构和训练方法

生成器网络是基于生成对抗网络（GAN）的核心组件之一，它负责将输入的低光照图像转化为质量更高的图像。在本研究中，我们采用了最新的GAN算法来设计生成器网络，并通过学习低光照图像和高光照图像之间的映射关系来实现图像的去噪和增强。

生成器网络的结构设计是关键，它需要具备足够的

容量来提取和还原图像中丢失的细节和纹理。该研究采用基于卷积神经网络（CNN）的生成器网络结构。该结构包括多个卷积层、反卷积层和跳跃连接，以有效地提取图像的特征并保留更多的下文信息。

为了训练生成器网络，采用了对抗训练的策略，使用真实高光照图像作为目标，将生成器网络生成的图像与目标进行比较，并通过判别器网络对生成的图像进行评估。生成器网络的目标是尽可能使生成的图像与真实高光照图像无法被判别器区分出来，从而提高图像的质量和清晰度^[2]。

在训练过程中，采用了反向传播算法来更新生成器网络的权重。通过最小化生成图像与真实图像之间的差异，生成器网络能够逐渐学习到低光照图像和高光照图像之间的映射关系，并生成更加真实和清晰的图像。

2.2 判别器网络的结构和评估指标

判别器网络是生成对抗网络中的另一个重要组成部分，用于评估生成器网络生成的图像与真实高光照图像之间的差异。判别器网络的设计和评估指标的选择对于算法的性能和效果具有重要影响。

在本研究中，采用了基于CNN的判别器网络结构。该结构可以有效地对图像进行分类，并判断生成的图像是真实高光照图像还是生成器网络生成的图像。通过训练判别器网络，可以提高其对生成图像的判别能力，从而促使生成器网络生成更加真实的图像。

评估生成器网络生成图像的质量和清晰度是关键任务之一。采用了多种评估指标来评估生成图像与真实高光照图像之间的差异。常用的评估指标包括峰值信噪比（PSNR）和结构相似性指标（SSIM）。通过计算生成图像与真实图像之间的PSNR和SSIM值，可以客观地评估生成图像的质量和清晰度，并与其他相关方法进行比较。

2.3 算法的实现细节和参数设置

在本研究中，使用了大量的海底低光照图像数据集进行生成对抗网络的训练和评估。数据集的选择和预处理对于算法的性能和效果至关重要。选择了包含多种海洋环境和水下场景的数据集，并通过去噪和增强等预处理方法对数据集进行了处理，以提高训练和评估的效果。

在算法的实现过程中，使用了Python编程语言和深度学习框架来实现生成对抗网络。使用TensorFlow框架来搭建生成器网络和判别器网络，并通过GPU加速来提高算法的训练速度和效率。

在参数设置方面，根据实验经验和调参的结果进行了选择。生成器网络和判别器网络的层数、卷积核大小、学习率等参数都进行了精心的调整，以取得最佳的

图像增强效果。此外,还进行了交叉验证和实验重复等操作,以确保算法的稳定性和可靠性。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据集介绍和预处理

3.1.1 数据集介绍

使用一个包含大量海底低光照图像的数据集进行实验。该数据集由多个海洋环境监测和 underwater 探测项目收集而来,涵盖了不同海洋地区和条件下的低光照图像。

这些图像涵盖了各种海底场景,包括海草床、珊瑚礁、海洋生物等。每个图像都是在低光照条件下拍摄的,通常存在噪声、模糊和细节丢失等问题。

3.1.2 数据预处理

在进行实验之前,对数据集进行了一些预处理步骤,以确保数据的质量和一致性。

首先,对图像进行了去噪处理。由于海底低光照图像通常存在噪声问题,采用了一种基于图像滤波的方法来减少噪声的影响。使用了高斯滤波器和中值滤波器来平滑图像并降低噪声水平。

其次,对图像进行了亮度和对比度的调整。由于低光照条件下的图像通常偏暗且对比度较低,使用了适应性直方图均衡化算法来增强图像的亮度和对比度。这可以帮助更好地提取图像中的细节和纹理。

最后,对数据集进行了随机划分,将其分为训练集、验证集和测试集。训练集用于训练生成对抗网络模型,验证集用于调整模型的超参数和监控训练过程,测试集用于评估算法的性能。

3.2 算法性能评估指标

为了评估提出的基于生成对抗网络的海底低光照图像增强算法的性能,使用了以下指标进行评估。

3.2.1 峰值信噪比

峰值信噪比是衡量图像质量的常用指标之一。它通过比较原始高光照图像和生成的增强图像之间的差异来评估图像的失真程度。峰值信噪比的数值越高,表示图像的质量越好。

3.2.2 结构相似性指数

结构相似性指数是另一个常用的图像质量评估指标。它通过比较原始高光照图像和生成的增强图像之间的结构信息来评估它们的相似程度。结构相似性指数的数值范围在0到1之间,数值越接近1,表示图像的质量越好。

3.2.3 主观评价

除了客观评价指标,还进行了主观评价来评估增强图像的视觉质量。邀请了一些专业人士和普通观众对增强图像进行评估,并记录他们的意见和反馈。这可以帮助

助获得更全面的图像质量评估结果。

3.3 实验结果与分析

首先,将展示一些增强前后的图像对比示例。图像对比示例将包括原始低光照图像、生成器网络生成的增强图像以及对应的真实高光照图像。将通过视觉上的比较来展示算法在图像增强方面的效果。

其次,将展示并分析使用PSNR和SSIM指标评估的实验结果。将比较算法与传统图像处理方法在图像质量方面的表现,并讨论其优势和不足之处。

最后,将展示并分析主观评价的实验结果。将展示专业人士和普通观众对增强图像的评价结果,并讨论他们的意见和反馈。

3.4 与其他方法的比较实验

选择一些经典的海底低光照图像增强方法作为对比对象。这些方法包括传统的图像处理方法和其他基于深度学习的方法。将比较它们在图像质量和清晰度方面的表现,并讨论它们的优势和不足之处。

通过与其他方法的比较,验证提出的算法在性能上的优势,并展示它在海底低光照图像增强领域的应用潜力。

4 结论

在本研究中取得了一定的成果,但也存在一些问题和改进的方向。

首先,在训练和评估中使用了大量的海底低光照图像数据集,但数据集的多样性和规模仍然有待提高。更多的样本数据可以更好地训练生成器网络,提高算法的泛化能力。

其次,算法在处理极端低光照条件下的图像时可能会存在一定的限制。在极端低光照条件下,图像中的噪声和模糊程度可能会过高,导致算法的效果不佳。因此,需要进一步研究和改进算法,以应对这种情况。

此外,算法在计算资源方面的要求相对较高,需要较大的存储空间和计算能力。为了使算法更具实用性,需要进一步优化算法的计算效率,减少其对计算资源的需求。

在未来的研究中,还可以探索更多的GAN变体和网络结构,以进一步提高算法的性能。此外,还可以考虑将其他图像处理技术与生成对抗网络相结合,以达到更好的图像增强效果。

参考文献

- [1]周筱雨,张翔豪,陈年等.图像增强算法综合对比评估[J].自动化应用,2023,64(20).
- [2]钱康亮.基于图像局部滤波去噪增强算法的图像语义分割模型[J].机械设计与制造工程,2023,52(10).