

一种基于深度卷积神经网络的水下光电图像 质量优化方法

张清博*, 张晓晖, 韩宏伟

海军工程大学兵器工程学院, 湖北 武汉 430033

摘要 由于水体对光的吸收和散射, 水下光电图像具有低信噪比、低对比度等特点, 导致目标难以识别, 限制了水下光电成像装备的实际应用和发展。为提高目标的探测精度和识别率, 提出包含一维并行卷积和子像素卷积的深度卷积神经网络, 利用其从水下光电图像训练集中学习优化图像质量的参数, 实现了去噪和对比度增强。实验结果表明, 相比于经典去噪方法和对比度增强方法联合处理的结果, 本文方法得到的峰值信噪比和均方根对比度分别平均提高了 2.93 dB 和 14.41, 能够有效地权衡去噪、对比度增强和亮度提升等, 获得适合人眼视觉感受的图像, 且处理单幅图像的平均速度是经典方法的 9.46 倍。利用测试集对网络进行测试, 其在一定范围内较好地优化了图像质量, 具有一定的泛化特性。

关键词 图像处理; 水下光电图像; 噪声; 低对比度; 卷积神经网络; 子像素卷积

中图分类号 TN911.71; TP183

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1110004

Optimization of Underwater Photoelectric Image Quality Based on Deep Convolutional Neural Networks

Zhang Qingbo*, Zhang Xiaohui, Han Hongwei

College of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China

Abstract Underwater photoelectric images have a low signal-to-noise ratio and poor contrast because water absorbs and scatters light. This makes it difficult to identify targets and limits the practical applications and the development of underwater optoelectronic imaging equipment. To improve the detection accuracy and recognition rate of the target, we propose a deep convolutional neural network with one-dimensional parallel convolution and sub-pixel convolution. The convolutional neural network is used to learn the parameters that can improve the image quality from the underwater photoelectric image training set. Then, it can denoise and enhance the contrast for the test images. The peak signal-to-noise ratio obtained using our method showed an average improvement of 2.93 dB over the ratio obtained using the classic denoising and contrast enhancement methods; the root mean square contrast also increased by an average of 14.41. Therefore, our proposed method can effectively balance the denoising, contrast enhancement, and brightness enhancement. This will improve the image quality. The average processing speed of a single image is 9.46 times greater than that of the classic method. Finally, the network is tested using the test set. And our network could improve the image quality and provide a generalization characteristic within a certain range.

Key words image processing; underwater photoelectric image; noise; low contrast; convolutional neural network; sub-pixel convolution

OCIS codes 100.2000; 100.2980

1 引 言

在水下复杂环境下, 水下光电成像技术是利用面光源或点光源对目标进行照明, 同时用成像器件对目标进行成像, 获得目标图像的过程。由于水体

对光的吸收和后向散射作用, 使所获得图像具有低信噪比、低对比度和非均匀性照明等特点, 导致人眼视觉感受较差, 目标难以识别, 限制了水下光电成像装备的实际应用和发展, 因此提高水下光电图像质量是一个亟待解决的问题^[1-3]。

收稿日期: 2018-05-14; 修回日期: 2018-06-20; 录用日期: 2018-06-25

基金项目: 军内科研项目(417210751)

* E-mail: 527992400@qq.com

目前,学者们利用图像处理技术改善水下光电图像质量取得了一定成果,针对水下光电图像低信噪比、低对比度等特点,提出的方法有三维块匹配去噪^[4]、小波去噪^[5]、直方图均衡化^[6]和暗通道先验增强^[7]等。但经典方法存在的问题包括:1)只针对一种图像降质因素进行处理,如先用去噪方法对图像去噪,所得图像对比度较低,如果再用对比度增强方法处理图像,不仅图像细节受损,而且还加重了非均匀性照明问题,而若先对图像进行对比度增强,再进行去噪,则图像的噪声不能完全去除;2)数字图像是二维或三维数字矩阵,其处理数据量多、运算量大、耗时长,采用经典图像处理方法往往无法快速获得质量较好的图像。

近年来,基于深度学习的图像增强研究得到了广泛关注。深度学习方法与经典图像处理方法最大的不同在于前者是从数据集中自动学习特征,而非采用手工设计的特征^[9],因此深度学习的参数可以达到较大规模,拥有强大的非线性表达能力。目前,深度学习去噪研究大都对人为添加噪声的大气中图像进行去噪^[10-12],仅加入高斯噪声或椒盐噪声无法真正模拟水下光电图像的噪声特性,因此常规深度

学习去噪方法不能直接应用于水下光电图像的质量优化。同时,由于水下光电图像退化模型复杂,通常无法建立准确的模型进行模拟,基于深度学习的图像优化方法是依靠数据驱动的,直接从样本图像和退化图像之间学习网络参数,并不需要对噪声分布做出假设,是一种端到端的学习方式。因此,本文通过采集水下光电图像建立数据集,利用改进后的卷积神经网络对水下光电图像质量优化开展研究。

2 水下光电图像优化网络设计

目前,学者们开发了各种典型的深度卷积神经网络结构,如 AlexNet、ResNet、VGGNet、GoogleNet 和 SqueezeNet 等,但大都基于图像分类和目标检测研究,并不能直接应用于复杂水体下的光电图像增强和去噪。针对水下光电图像质量优化需要去除高斯、泊松、离子等多种类型的噪声,同时需要提高对比度和保留图像细节的这些特点^[13],受 Inception 网络、自编码网络和子像素卷积网络启发,设计了一种包含并行卷积、一维卷积和子像素卷积的深度卷积神经网络,如图 1 所示,图中 conv 表示不同尺寸的卷积,codec structure 表示编解码结构。

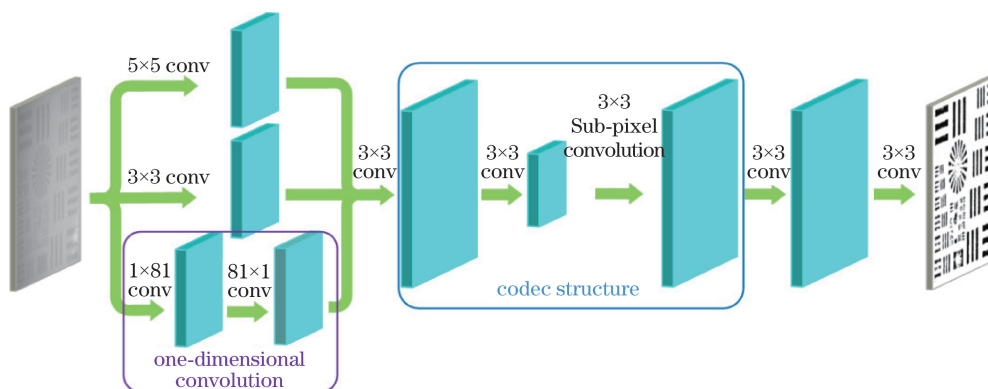


图 1 网络结构

Fig. 1 Network structure

由于水下光电图像包含的噪声特性复杂,因此网络中第一层采用包含不同卷积核大小的并行卷积结构,可以提取水下光电图像中不同尺度的目标和不同类型的噪声特征;第二层卷积对并行卷积的结果进行特征提取;第三层卷积的步长设置为 2,对第二层输出特征图进行编码,将特征图下采样到原尺寸的 1/2,增大卷积核对输入特征图的感受野,对图像进行高级特征提取、对比度拉伸和噪声抑制;网络中的第四层为子像素卷积,对第三层输出特征图进行解码操作。子像素卷积是一种可以自主学习卷积核参数的反卷积网络结构,利用子像素卷积层对上层

下采样的特征图进行放大率为 2 的上采样,使网络的输入和输出维度保持一致。第五层卷积对上层的输出特征图进行综合处理,进一步抑制噪声和提高对比度,并进行图像重建和细节恢复;第六层卷积对前一层输入进行线性组合,输出实际预测图像。网络中还包括非线性激活层,采用近似生物神经激活的线性整流激活函数(ReLU), $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ 函数。

所设计的网络输入和输出具有相同的尺寸 $w \times h \times d$, 其中 w 、 h 和 d 分别为图像的宽度、高度和维度,由于所采集的水下光电图像为灰度图像,因此其维度 $d=1$ 。设 $F_0(x) = x$ 为输入, F_l 为各卷

积层的输出, \mathbf{W}_l 、 \mathbf{b}_l 分别为各卷积层的权重和偏置值($0 < l \leq L$, L 为网络的总层数), $*$ 为卷积操作, $\mathbf{W}_{1,i}$ 、 $\mathbf{b}_{1,i}$ ($1 \leq i \leq 4$) 分别为第一层并行卷积中包含的 5×5 、 3×3 、 1×81 和 81×1 卷积核权重值和偏置值, 则网络第一至第六层可表示为

$$F_1(x) = \frac{1}{3} \left\{ \sum_{i=1}^2 \max[0, \mathbf{W}_{1,i} * F_0(x) + \mathbf{b}_{1,i}] + \max[0, \mathbf{W}_{1,4} * \max[0, \mathbf{W}_{1,3} * F_0(x) + \mathbf{b}_{1,3}] + \mathbf{b}_{1,4}] \right\}, \quad (1)$$

$$F_2(x) = \max[0, \mathbf{W}_2 * F_1(x) + \mathbf{b}_2], \quad (2)$$

$$F_3(x) = \max[0, \mathbf{W}_3 * F_2(x) + \mathbf{b}_3], \quad (3)$$

$$F_4(x) = \max[0, \mathbf{W}_4 * F_3(x) + \mathbf{b}_4], \quad (4)$$

$$F_5(x) = \max[0, \mathbf{W}_5 * F_4(x) + \mathbf{b}_5], \quad (5)$$

第 6 层的主要目的是进行输出的转换, 仅对前一层输出进行线性组合, 因此没有使用 ReLU 激活函数, 其输出可表示为

$$F_6(x) = \mathbf{W}_6 * F_5(x) + \mathbf{b}_6. \quad (6)$$

3 实验与分析

3.1 建立训练集

根据 Piederrière 等^[14] 和 聂瑛 等^[15] 的研究, 可

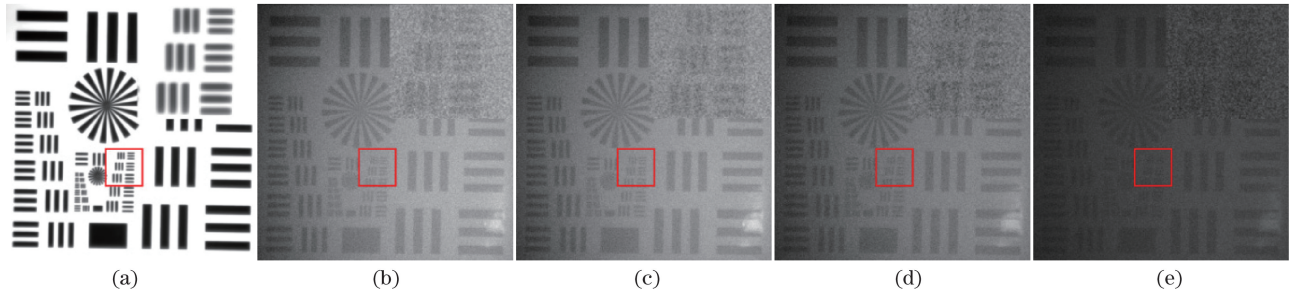


图 2 不同照度下测试靶板 1 的图像。(a) 清水中的测试靶板 1; (b) 21.614 l x; (c) 13.826 l x; (d) 6.947 l x; (e) 0.925 l x

Fig. 2 Images of test board 1 under different illuminations. (a) Target 1 in the clear water; (b) 21.614 l x;

(c) 13.826 l x; (d) 6.947 l x; (e) 0.925 l x

为了克服数据不易获得的难点, 采集了大量用于训练的数据集。将 13.826 l x 条件下训练靶板退化前后的图像进行配准得到尺寸为 $821 \text{ pixel} \times 821 \text{ pixel}$ 的训练样本对, 然后对每幅图像按照像素大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 、步长为 25 pixel 进行

通过添加牛奶和墨水等来模拟真实水下噪声环境, 清水中添加牛奶后的散射系数与所添加牛奶的种类和浓度相关; 墨水可用来模拟海水中的吸收作用, 水中墨水的含量越高, 光传播的吸收损耗就越明显。因此, 在水下光电图像采集实验系统中加入全脂牛奶和黑色墨水来模拟海水中图像的退化效果, 通过高光谱相机测量分析模拟水体的光谱曲线, 说明了模拟水体与一般水体的特性具有可比性, 再分别制作训练靶板和测试靶板, 采集水下环境中退化前和退化后的光电图像。

实验中, 在清水中进行水下光电图像的样本采集, 然后加入不同浓度墨水和牛奶的 1:1 混合液体来改变水体特性。光源采用尺寸为 $9 \text{ cm} \times 9 \text{ cm}$ 的 LED 白光面光源, 图 2 是距目标 1.40 m 处采集的测试靶板 1 图像, 图 2(a) 为清水中的测试靶板 1 图像, 图 2(b)~(e) 为加入混合液后分别在目标处照度分别为 21.614, 13.826, 6.947, 0.925 l x 条件下的测试靶板 1 图像。可以看出, 在清水中的图像成像质量较好, 基本没有噪声, 随着混合液体的增加和照明条件的不同, 图像质量也随之改变, 且右下角区域亮度高于左上角区域, 即存在一定的非均匀性照明问题。

裁剪, 得到基本训练样本集, 再采取旋转、镜像的方法扩充训练集, 选取 90% 作为训练集、10% 作为验证集。此外, 改变照度采集测试靶板的图像, 并加入在自然水域采集的图像共同作为测试集。最终用于训练、验证和测试的数据集结构如表 1 所示。

表 1 数据集结构

Table 1 Structure of the dataset

Item	Train set	Validation set	Test set	
Number of images	11804	1300	5	10
Size / (pixel \times pixel)	128×128	128×128	256×256	821×821

由于清水中的光电图像和加入混合液后的退化图像亮度差异较大,网络容易忽略对比度和噪声的学习,仅学习亮度的变化关系,因此需要对亮度较高的清水中图像进行亮度降低预处理,确保其亮度和退化后的噪声图像亮度基本处于同一水平。图3为其中一张训练集的处理效果。

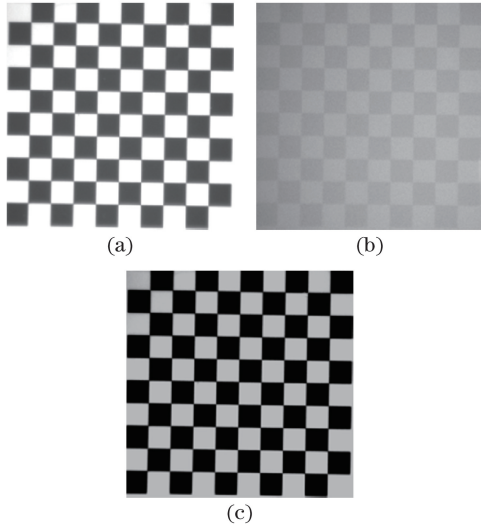


图3 清水中图像预处理前后对比。(a)退化前;
(b)退化后;(c)预处理

Fig. 3 Comparison of before and after preprocessing in fresh water. (a) Before degradation; (b) after degradation; (c) preprocessing

3.2 网络训练

设 $D = (\mathbf{x}^i, \mathbf{y}^i) (0 < i \leq N)$ 为包含 N 个训练样本对的数据集, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^N$ 表示加入混合液情况下的靶板图像块, $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^N$ 表示清水条件下的靶板图像块, 图像块像素尺寸均为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 。用 $\theta = (\mathbf{W}_l, \mathbf{b}_l)$ 表示网络中需要学习的参数, 则网络在学习过程中通过最小化混合损失函数来估计参数 $\theta = (\mathbf{W}_l, \mathbf{b}_l)$ 。本文测试了均方误差(MSE)、绝对值误差(MAE)、折页损失函数(hinge)、平方折页损失函数(squared hinge)和结构相似度(SSIM)等不同损失函数及其混合损失函数对图像质量优化效果的影响。通过实验对比得出 MSE 和 SSIM 的 1:9 混合加权损失函数对图片处理的效果较好, 同时符合人眼视觉感受, 因此所采用的混合损失函数为

$$J(\theta) = \frac{0.1}{N} \sum_{i=1}^N [F(\mathbf{x}^i; \theta) - \mathbf{y}^i]^2 + \frac{0.9}{N} \sum_{i=1}^N \text{SSIM}[F(\mathbf{x}^i; \theta), \mathbf{y}^i]. \quad (7)$$

采用随机梯度下降法求解损失函数, 每一步的更新为

$$\theta^{t+1} \leftarrow \theta^t - \eta_t [F(\mathbf{x}^i) - \mathbf{y}^i]^T \frac{\partial}{\partial \theta} F(\mathbf{x}^i), \quad (8)$$

式中 $\eta_t = 0.001 / (1 + 5t \times 10^{-7})$ 为可变学习率。图4所示为不同初始学习率与对应最终损失函数值的关系, 设 $\alpha \in (0, 1)$, 为避免学习率搜索陷入 $(\alpha, 1)$ 中, 而忽视了 $(0, \alpha)$ 区间, 实验中采用对数坐标尺的方式搜索最优学习率, 最终确定最优初始学习率为 0.001。

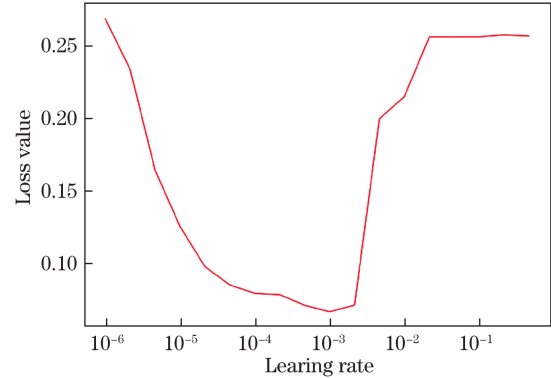


图4 初始学习率与损失函数值的关系

Fig. 4 Relation between initial learning rates and loss function values

卷积层和反卷积层的卷积核尺寸除第一层外均设置为 3×3 , 可减小网络参数规模, 权重采用 he_uniform 初始化^[16], 偏差统一初始化为 0, 训练周期设置为 80, 批处理大小为 32。采用 Theano 开源架构在 GTX1080 GPU 上训练本文提出的网络结构。分别利用峰值信噪比(PSNR)和均方根对比度(RMSC)评估网络的去噪和增强效果。峰值信噪比是基于对应像素点间的误差, 即基于误差敏感的图像质量评价, 设理想图像和处理后的图像分别为 a 和 b , 则峰值信噪比表达式为

$$X_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left\{ \frac{255^2}{\sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W [a(i, j) - b(i, j)]^2 / H \times W} \right\}, \quad (9)$$

式中: H 、 W 分别为图像的高度和宽度; $a(i, j)$ 为退化图像中第 (i, j) 像素的强度值; $b(i, j)$ 为处理后图像中第 (i, j) 像素的强度值。计算时, 将清水中的样本图像作为理想图像 a , 本文方法得到的图像和经典方法得到的图像依次作为 b , 计算不同方法的 PSNR 值。

RMSC 主要用来衡量复杂图像的对比度, 其定义为像素强度的标准差, 表达式为

$$X_{\text{RMSC}} = \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W [b(i, j) - \bar{b}]^2}, \quad (10)$$

式中 \bar{b} 是图像的平均强度值,均方根对比度越大说明图像的对比度越好。在进行测试的过程中,虽然设计的网络结构采用 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 的图像进行训练,但由于卷积神经网络的内在特性,本文网络可以处理任意大小的水下光电图像。

3.3 网络结构分析

实验分析了网络结构中改进的一维卷积层和编解码卷积层的效果。包含一维卷积的并行卷积可对水下光电图像进行多尺度提取目标特征,并学习目标的对比度信息。利用上述超参数、训练集和验证集在不添加子像素卷积结构的条件下进行了模型训练,对比有无一维卷积结构的网络对测试集图像的优化结果,如图 5 所示。

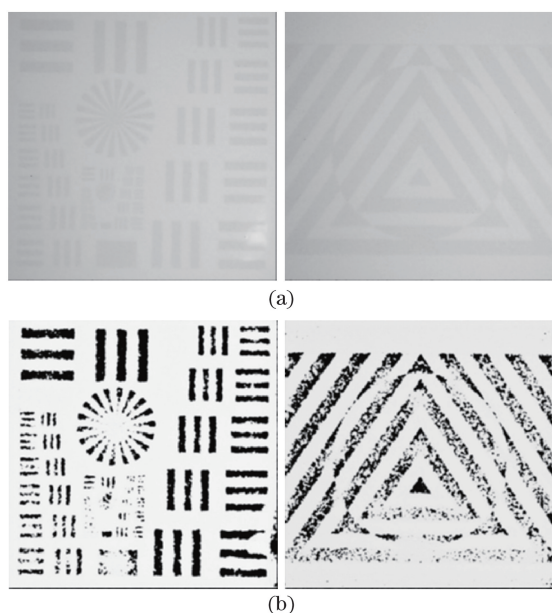


图 5 一维卷积对水下光电图像增强效果的影响。

(a) 无一维卷积结构;(b) 有一维卷积结构

Fig. 5 Influence of the skip connection on the restoration effect. (a) Without one-dimensional convolution; (b) with one-dimensional convolution

由图 5 可知,没有一维卷积结构的网络增强效果呈现灰度较低的特点,虽然较好地去除了噪声,但人眼视觉感受不直观,一维卷积的引入确保了图像对比度信息的有效传递,同时使亮度特征更加符合人眼视觉感受。

图 6 为有无一维卷积结构的损失值随周期的变化曲线,蓝色曲线代表有一维卷积的情况,黄色曲线代表没有一维卷积的情况。可以明显看出并行卷积中包含一维卷积时,可以明显获得较低的损失函数值。

采用卷积结构对上层特征图进行卷积运算,该

层卷积结构的输出特征图尺寸为

$$x_{\text{size}} = \text{floor}\left(\frac{n + 2p - f}{s} + 1\right) \times \text{floor}\left(\frac{n + 2p - f}{s} + 1\right), \quad (11)$$

式中:floor 为向下取整; $n \times n$ 为输入特征图像素尺寸; $f \times f$ 为卷积核尺寸; s 为卷积步长; p 为边界填补尺寸,因此本文的编码结构通过设置 p 、 s 、 f 的值来改变输出特征图的尺寸。解码结构常用的方式有双线性插值、转置卷积和子像素卷积等,子像素卷积利用维度信息来补偿图像空间分辨率的损失,即通过在一般卷积层后面添加相位移层改变图像尺寸,能够克服补零操作带来的影响,同时减少运算量,对特征图的上采样结果优于前两者^[17],因此采用子像素卷积结构对图像进行解码操作。

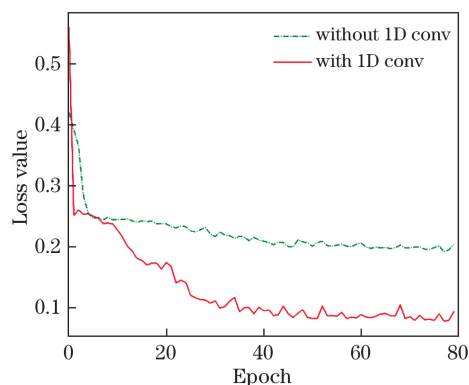


图 6 一维卷积对损失函数值的影响

Fig. 6 Effect of the one-dimensional convolution on the loss function values

加入一维卷积和子像素卷积的处理结果如图 7 所示,对比仅有一维卷积结构的图 5(b)可以看出,加入子像素卷积后,靶板的细节结构更加明显,宽条纹中间镂空的地方减少,显得更为突出。

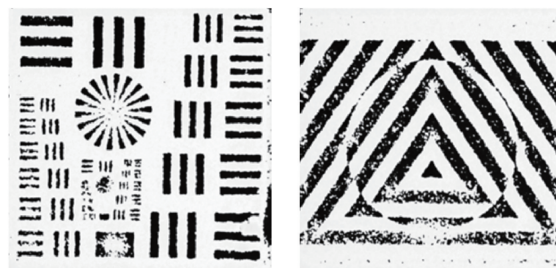


图 7 子像素卷积对水下光电图像增强效果的影响

Fig. 7 Effect of the sub-pixel convolution on the enhancement of underwater photoelectric image

图 8 为有无子像素卷积的损失值随周期的变化曲线。加入子像素卷积后,损失函数曲线进一步下降,并且损失函数值在训练次数为 13 时已经下降到

约 0.01, 能够防止网络陷入局部最优解。

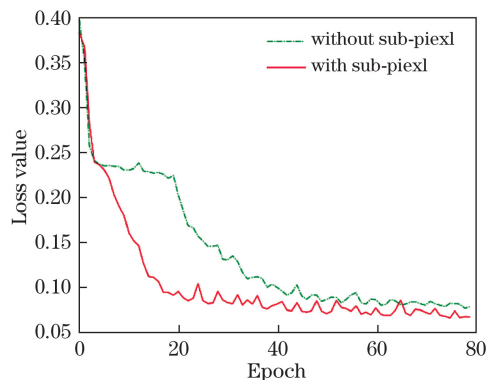


图 8 子像素卷积对损失函数值曲线的影响

Fig. 8 Effect of the sub-pixel convolution on the loss function values

4 模型测试结果

利用 3.2 节设置的超参数对本文设计的网络结构进行了训练, 训练的收敛曲线如图 9 所示。

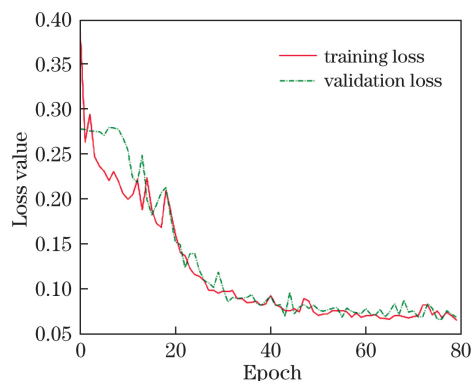


图 9 本文网络结构的收敛曲线

Fig. 9 Convergence curve of the proposed network structure

利用训练好的网络对测试集进行测试, 与经典方法对图像进行去噪和对对比度增强的处理结果进行对比。去噪方法选择三维块匹配(BM3D)去噪和小波去噪(WDD), BM3D 通过将图像分成块, 利用图像块之间的相似性进行联合滤波; 小波去噪方法因其良好的时频特性和多分辨特性, 使小波去噪方法适合于多种噪声。增强方法选取暗通道先验增强(DCP)和一种结合直方图均衡化与带彩色恢复的多尺度视网膜增强的联合图像增强算法(HEMSRCR), 暗通道先验增强是一种统计意义上的算法, 不需要额外的参数, 有较好的增强效果; HEMSRCR 是李锦等^[18]提出的将直方图均衡化和 MSRCR 增强进行加权求和的图像增强方法。通过实验选取针对水下光电图像增强的最优权重, 具有较好的亮

度、对比度增强能力。在图像处理过程中, 如果直接对噪声图像进行增强, 会放大噪声, 不易滤除, 因此均采用先去噪再增强对比度的顺序对图像进行处理。

图 10 为典型测试图像与课题组在真实水下环境中采集的水下光电图像的处理效果, 各图中右上角区域为红色方框区域的局部放大图。图 10(a)~(c)为 13.826 lx 照度下测试靶板 1、2 和 3 的测试效果, 图 10(d)为抚仙湖中采集的真实水下光电图像测试效果, 图 10(e)为 6.947 lx 照度下靶板 1 的测试效果。各图从左到右依次为噪声图像、BM3D 去噪+DCP 增强效果、小波去噪+HEMSRCR 增强效果、BM3D 去噪+HEMSRCR 增强效果、小波去噪+DCP 增强效果和本文方法的效果。

由图 10 可知, BM3D 去噪和暗通道先验增强后噪声较好地去除, 图像较光滑, 但图像对比度较低, 非均匀性照明问题加重; 小波去噪和 HEMSRCR 增强后细颗粒噪声变成了大颗粒噪声, 且噪声严重, 虽然亮度有所提升, 但存在非均匀性问题; BM3D 去噪和 HEMSRCR 增强后, 噪声得到去除, 人眼直观效果好于前两种混合方法处理结果, 但右下角区域的亮度仍高于左上角区域; 小波去噪和暗通道先验增强后图像噪声颗粒变大, 目标细节模糊; 而本文结果图像中的目标条纹与背景区分明显, 能够有效去除水下光电图像的噪声, 并提高其对比度和亮度, 避免经典方法处理后的非均匀性照明问题, 使优化后的图像更加符合人眼视觉感受, 更有利于水下目标的识别与探测。

在 Intel i7-7700K CPU@4.20GHz 平台上比较混合经典方法和本文方法在测试集上的处理时间, 将各方法处理不同测试图像的耗时取平均值, 如表 2 所示, 结合图 10 可以看出经典方法中, BM3D+HEMSRCR 方法耗时最长, 但效果较好, 小波去噪+暗通道先验方法虽耗时较短, 但处理效果较差。本文方法的测试时间仅需 0.3617 s, 计算速度相对于混合经典方法提高了 9.46 倍。

最后对不同方法处理结果的峰值信噪比(PSNR)和均方根对比度(RMSC)进行了计算, 结果如表 3 和 4 所示, 利用深度卷积神经网络处理水下光电图像得到了较好的峰值信噪比和均方根对比度, 说明相对于经典去噪和对比度增强方法, 本文方法能够在去噪、对比度增强以及亮度提升等方面进行有效权衡, 获得符合人眼视觉感受的图像, 且对于不同的水下光电图像具有一定的泛化特性。

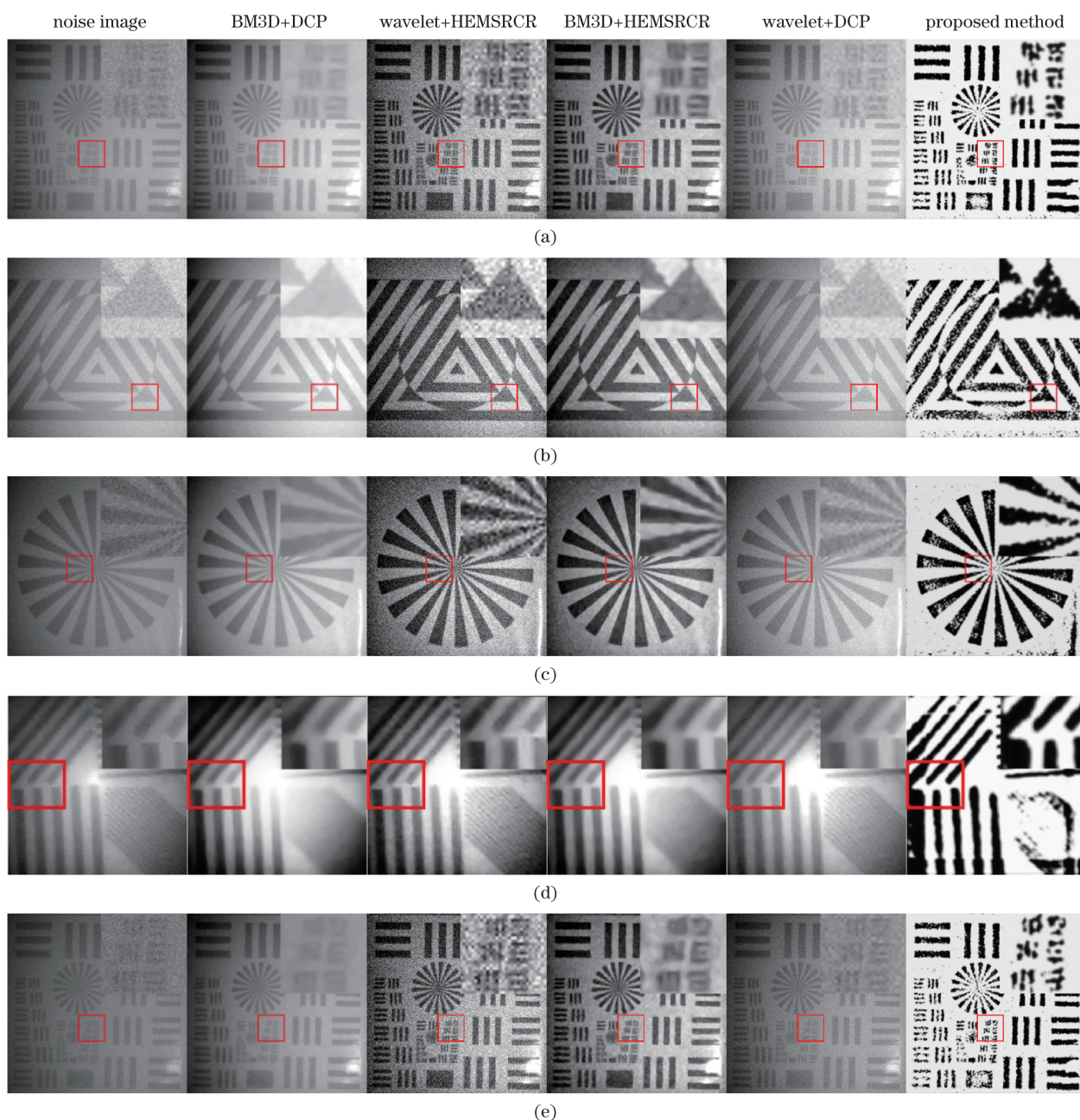


图 10 各种场景下的处理效果。(a) 场景 1 测试靶板 1 效果(13.826 lx);(b) 场景 2 测试靶板 2 效果(13.826 lx);
 (c) 场景 3 测试靶板 3 效果(13.826 lx);(d) 场景 4 真实水下光电图像测试效果;(e) 场景 5 靶板 1 测试效果(6.947 lx)
 Fig. 10 Results of different scenes. (a) Scene 1, effect of the test target board 1(13.826 lx); (b) Scene 2, effect of the test target board 2(13.826 lx); (c) Scene 3, effect of the test target board 3 (13.826 lx); (d) Scene 4, real underwater photoelectric test results; (e) Scene 5, effect of the target board 1 (6.947 lx)

表 2 不同方法的平均处理时间

Table 2 Average time for the different methods

Item	BM3D+DCP	WDD+HEMSRCR	BM3D+HEMSRCR	WDD+DCP	Proposed method
Test time /s	3.9289	2.9913	6.2570	0.5124	0.3617
Speed up	10.86×	8.27×	17.30×	1.42×	-

表 3 不同方法的 PSNR 值

Table 3 PSNR values of different methods

dB

Scene	BM3D+DCP	WDD+HEMSRCR	BM3D+HEMSRCR	WDD+DCP	Proposed method
1	11.84	8.05	8.14	11.86	14.08
2	10.57	9.41	9.65	10.56	12.67
3	11.15	7.94	8.06	11.17	13.50
4	8.45	7.09	7.15	8.44	9.76
5	8.47	7.90	7.82	8.48	10.21

表 4 不同方法的 RMSC 值

Table 4 RMSC values of different methods

Scene	BM3D+DCP	Wavelet+HEMSRCR	BM3D+HEMSRCR	Wavelet+DCP	Proposed method
1	16.60	5.67	4.12	14.62	25.57
2	17.79	8.54	11.28	17.80	35.85
3	15.19	15.30	10.16	13.19	20.11
4	13.70	6.21	9.74	13.77	19.60
5	12.61	9.14	10.52	12.73	30.58

5 结 论

受 Inception 网络、自编码网络和子像素卷积网络启发,提出利用基于卷积神经网络的深度学习方法对水下光电图像进行去噪和对比度增强以优化图像质量,设计一种包含一维卷积、并行卷积和子像素卷积的深度卷积神经网络,同时建立大量水下光电图像训练集,对模型进行训练,并对经典方法和本文方法进行实验对比。结果表明:利用自建数据集训练的网络能够快速、有效地对水下光电图像进行去噪和增强,与经典的去噪和增强方法相比较,本文方法能够有效平衡去噪、增强对比度和平衡非均匀性照明问题。

由于采用的训练集为条纹靶板,因此经过训练后的模型偏向于处理类似于靶板的条纹形状目标,且处理结果基本以黑白轮廓表示,具有一定的针对性,对各种目标的适应性有待加强。下一步将优化网络参数,压缩模型参数规模,同时增加训练样本种类和数量,提高网络的稳健性和适应性。

参 考 文 献

- [1] Jin W Q, Wang X, Cao F M, *et al.* Review of underwater opto-electrical imaging technology and equipment (II)[J]. *Infrared Technology*, 2011, 33(3): 125-132.
金伟其, 王霞, 曹峰梅, 等. 水下光电成像技术与装备研究进展(下)[J]. *红外技术*, 2011, 33(3): 63-69.
- [2] Ni J Y, Li Q W, Zhou Y Q, *et al.* Underwater

image restoration based on transmittance optimization and color temperature adjustment[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011001.

倪锦艳, 李庆武, 周亚琴, 等. 基于透射率优化和色温调节的水下图像复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 011001.

- [3] Sun M N, Zheng B, Peng B, *et al.* A target detectability assessment metric for the underwater electro-optic imaging system[J]. *Optics & Laser Technology*, 2017: 1-8.
- [4] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [5] Huang Z J, Xiao J, Lu A J, *et al.* Comparison and research on several image denoising methods[J]. *Communications Technology*, 2017, 50(11): 2465-2471.
黄子吉, 肖杰, 陆安江, 等. 几种图像去噪方法的比较研究[J]. *通信技术*, 2017, 50(11): 2465-2471.
- [6] Ding C, Dong L L, Xu W H. Review of "histogram" equalization technique for image enhancement[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(23): 12-17.
丁畅, 董丽丽, 许文海. "直方图"均衡化图像增强技术研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(23): 12-17.
- [7] Xie J Y, Xu L L, Chen E H. Image denoising and inpainting with deep neural networks[C] // *Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2012: 341-349.

- [8] Zhang S, Wang T, Dong J Y, *et al.* Underwater image enhancement via extended multi-scale Retinex[J]. Neurocomputing, 2017, 245: 1-9.
- [9] Li S M, Lei G Q, Fan R. Depth map super-resolution reconstruction based on convolutional neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1210002.
李素梅, 雷国庆, 范如. 基于卷积神经网络的深度图超分辨率重建[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1210002.
- [10] Harmeling S, Schuler C J, Burger H C. Image denoising: can plain neural networks compete with BM3D?[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 2392-2399.
- [11] Wu Y W, Zhao H H, Zhang L Q. Image denoising with rectified linear units[C] // International Conference on Neural Information Processing, 2014: 142-149.
- [12] Nam S, Hwang Y, Matsushita Y, *et al.* A holistic approach to cross-channel image noise modeling and its application to image denoising[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1683-1691.
- [13] Shi D, Li Q W, Fan X N, *et al.* Underwater image enhancement algorithm based on Contourlet transform and multi-scale Retinex[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2010, 47(4): 041001.
石丹, 李庆武, 范新南, 等. 基于 Contourlet 变换和多尺度 Retinex 的水下图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(4): 041001.
- [14] Piederrière Y, Boulvert F, Cariou J, *et al.* Backscattered speckle size as a function of polarization: influence of particle-size and- concentration[J]. Optics Express, 2005, 13(13): 5030-5039.
- [15] Nie Y, He Z Y. Underwater imaging and real-time optical image processing under illumination by light sources with different wavelengths[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 0710002.
聂瑛, 何志毅. 不同波长光源照明的水下成像及光学图像实时处理 [J]. 光学学报, 2014, 34 (7): 0710002.
- [16] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on ImageNet classification[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1026-1034.
- [17] Shi W Z, Caballero J, Huszar F, *et al.* Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C] // IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1874-1883.
- [18] Li J, Wang J P, Wan G T, *et al.* Novel algorithm for image enhancement with histogram equalization and MSRRCR[J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2014, 41(3): 103-109.
李锦, 王俊平, 万国挺, 等. 一种结合直方图均衡化和 MSRRCR 的图像增强新算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2014, 41(3): 103-109.