

面向一致增强评估的子集比例动态选取方法

王凯巡 刘 浩1,2 沈 港 时庭庭

- 1 东华大学信息科学与技术学院 上海 201620
- 2 人工智能教育部重点实验室 上海 200240

(kaixun_1919@163.com)



摘 要 水下图像往往质量较低且数量众多,在许多应用中需要对其执行大规模的一致增强。在子集导引一致增强评估准则下,现有的子集选取方法在对原始图像集进行抽样时,所需候选子集的抽样数据过多,且不具备对数据内容的自适应能力。为此,文中将候选子集进一步划分为若干份抽样子集,按照不放回抽样策略进行抽样,并根据一致增强评估准则得到某一待检增强算法对逐份抽样子集的一致性增强度,利用一定置信水平条件下的学生-t分布,自适应地选定子集比例,并预估该增强算法对原始图像集的一致性增强度。实验结果表明,相比现有的子集选取方法,所提方法在各种情况下均能减少原始图像集的抽样数据,同时正确判断出每种增强算法的一致性能。所提方法在保持评估误差相当的条件下,相比子集固定比例方法可减少 $2\%\sim14\%$ 的子集比例,相比逐级递增的方法可减少 $3\%\sim9\%$ 的子集比例,从而鲁棒地降低了子集导引一致增强评估的复杂度。

关键词:水下图像;候选子集;动态选取;置信水平;一致增强

中图法分类号 TP391.41

Subset Ratio Dynamic Selection for Consistency Enhancement Evaluation

WANG Kai-xun¹, LIU Hao^{1,2}, SHEN Gang¹ and SHI Ting-ting¹

- 1 College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China
- 2 Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education, Shanghai 200240, China

Abstract Due to poor imaging conditions, a lot of underwater images require the consistency enhancement. In the subset-guided consistency enhancement evaluation criterion, the existing subset selection methods need too much subset samples of a whole imageset without any adaptation on data content. Therefore, this paper proposes a subset ratio dynamic selection method for consistency enhancement evaluation. The proposed method further divides the candidate samples into several sampling subsets. Based on a non-replacement sampling strategy, the consistency enhancement degree of an enhancement algorithm is obtained for each sampling subset. By using the student-t distribution under a certain confidence level, the proposed method can adaptively determine the subset ratio for a whole imageset, and the candidate subset is used to predict the consistency enhancement degree of the enhancement algorithm on the whole imageset. Experimental results show that as compared with the existing subset selection methods, the proposed method can reduce the subset ratio in all cases, and correctly judge the consistency performance of each enhancement algorithm. With similar evaluation error, the subset ratio of the proposed method can be decreased by $2\% \sim 14\%$ over that of the fixed ratio method, and be decreased by $3\% \sim 9\%$ over that of the gradual addition method, and thus the complexity is robustly reduced during subset-guided consistency enhancement evaluation.

Keywords Underwater images, Candidate subset, Dynamic selection, Confidence level, Consistency enhancement

1 引言

近年来,水下成像技术在图像处理和计算机视觉领域得到了较大的关注[13],但水下图像的采集通常面临未知场景。由于复杂的水下环境和光照条件,水下图像会因波长依赖性吸收、前向散射和后向散射而退化[23],往往质量较低且无参考对象,因此需要对其进行鲁棒的图像增强。一些代表性的水

下图像增强算法可用于动态或未知场景等具有挑战性的情况^[3]。例如,对比度增强算法使图像灰度级的概率密度函数满足近似均匀分布的形式,从而增加了图像的动态范围并改善了图像对比度^[4];对比度受限的自适应直方图均衡(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)算法是对传统直方图均衡的改进^[5],可以通过限制图像对比度来有效限制噪声放大的情形;Voronin等^[6]结合多种基于物

到稿日期:2020-08-27 返修日期:2020-09-25 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:上海市自然科学基金项目(18ZR1400300);人工智能教育部重点实验室开放基金

This work was supported by the Natural Science Foundation of Shanghai(18ZR1400300) and Foundation of Key Laboratory of Artificial Intelligence, Ministry of Education, P. R. China.

通信作者:刘浩(liuhao@dhu.edu.cn)

理的模型,提出了一种混合均衡(Histogram Equalization, HE)算法,该算法可在一些应用场景中作为原始图像集的最 佳一致性增强算法; Ancuti 等[7] 提出的色彩通道补偿算法 Color Channel Compensation, 3C)则是近年来具有代表性的 另一种水下图像增强算法。此外, Blasinski 等[8] 提供了一个 开源的水下图像仿真平台,可以模拟在不同海洋环境下的实 验研究,但在具有参考对象的合成水下图像与没有参考的真 实世界水下图像之间仍然存在差距。根据 Shannon 信息理 论,熵被广泛地用于表征图像的信息不确定性和复杂性,可作 为无参考图像的质量度量[9]。此外, Yang 等提出的 UCIQE^[10] (Undewater Color Image Quality Evaluation)将水 下图像的色度变化、平均饱和度和亮度对比度的测量值线性 组合作为评价指标,被广泛用于评估水下图像的质量。随着 大数据时代的到来,图像数据量迅速增加,增强任务逐渐面向 各种图像集。Liu 等[11]针对无参考的图像集提出了子集导引 一致增强评估准则,对水下图像集的增强质量进行结合数据 驱动与先验模型的性能评价,可有效地为图像集找到最优的 一致性增强算法。随着图像数量的增加,质量评价不得不从 原始图像集中提取一定比例的候选子集进行抽样测试,以降 低评估系统的复杂度[12-14]。一致增强评估准则大多采用子 集固定比例(Subset Fixed Scale, SFR)方法[11],从原始图像集 中固定选取一定比例的子集,通过计算该候选子集的一致性 增强度,对增强算法的一致性能进行定量评价。进一步地, Ancuti 等[15]提出了一种子集逐级递增(Subset Gradual Addition, SGA)的选取方法,对子集的选取采用了小规模逐级递 增的方式,重复提取大图像集的部分样本以获取多个小规模 子集信息。上述两种方法可以在一定程度上降低系统的复杂 度,但都不具备数据内容的自适应能力,不能针对图像集选取 合适的子集比例。

因此,本文基于子集导引一致增强评估准则,提出了一种面向一致增强评估的子集比例动态选取方法。所提方法使用更为精确的步长,将候选子集划分为抽样子集,采用适合样本的抽样策略,逐步获取多个抽样子集信息并进行综合判断。通过实验验证,所提方法能够针对不同的原始图像集自适应地选取子集比例,显著降低评估系统的复杂度。

2 一致增强评估准则

一致增强评估准则针对无参考的图像集采用子集导引的方式,来降低评估的复杂度。该准则首先从原始图像集中选取一定比例的子集对其进行评估,然后根据子集的评估结果,判断并选择具有较强一致性的增强算法,最后将该算法应用于原始图像集。图 1 为基于子集选取的一致增强评估流程图,首先从原始图像集中选取一定比例的子集图像,并使用图像度量测度 Q来评估所有子集图像的质量得分(即初始子集中的 I_1 , I_2 , …, I_n),获得初始图像 I_r 的初始质量得分 α_r ,并将其作为一致增强评估准则中的一个参数, $r(r=1,2,\dots,n)$ 为图像标号,n 为初始子集中所包含的图像数量。其次,使用某一图像增强算法 E 对子集中的全部初始图像进行图像质量增强,得到增强后的图像集 I_1 ′, I_2 ′, …, I_n ′, 并再次使用图像质量测度 Q 对增强后的全部图像 I_r ′进行质量评价,得到增强

后的质量分数 β ,,计算增强前后质量分数的差值QSD,,若该值为正,则意味着在图像质量测度 Q下,图像增强算法 E 提高了初始图像I,的质量,反之则降低了初始图像I,的质量。然后,计算QSD,的平均值U,其公式为:

$$U = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^{n} QSD_r \tag{1}$$

并计算 QSD_r 的标准偏差S:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{r=1}^{n} (QSD_r - U)^2}$$
 (2)

根据应用场景的需求确定参数 λ ,并将该参数代人下式: $\varepsilon = \lambda \cdot S$

通过求解参数 ε ,得到置信区间[$U-\varepsilon$, $U+\varepsilon$],使用该置信区间筛选全部 QSD_r 值,保留置信区间内的 QSD_r 值作为有效的测试数据,并将有效测试数据重新按照 QSD_r 的下标编号升序排序,将其整理为 QSD_1 , QSD_2 ,…, QSD_j ,其中 $j(j=1,2,\dots,m)$ 为新的图像标号, $m(m\leqslant n)$ 为有效测试数据的个数。然后,将有效数据与 0 进行比较,如果所有的有效数据均大于 0,则表示在图像质量测度 Q下,图像增强算法 E 为一致性增强算法;否则,图像增强算法 E 为非一致性增强算法,在这种情况下图像质量会发生退化。当图像增强算法 E 为一致性增强算法时,根据上述有效测试数据,求出 QSD_j 的最低质量得分(QSD_{min}),以表示最坏的情况。

$$QSD_{\min} = \min \{QSD_1, QSD_2, \cdots, QSD_m\}$$
并求出 QSD_i 的平均值 (QSD_{air}) :

$$QSD_{ave} = ave \{QSD_1, QSD_2, \cdots, QSD_m\}$$
 (5)
最后, 恭得在图像质量测度 Q 下, 图像增强算法 E 对该图像

最后,获得在图像质量测度 Q下,图像增强算法 E 对该图像集的一致性增强度 D_{α} 。

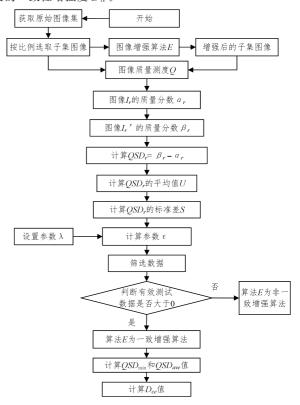


图 1 基于子集选取的一致增强评估流程

Fig. 1 Flowchart of consistency enhancement evaluation criterion with subset selection

$$D_{ce} = (1 - \mu) \cdot QSD_{ave} + \mu \cdot QSD_{min}$$
 (6)

其中, $\mu(0 \le \mu \le 1)$ 为权重系数,表示 QSD_{min} 组件的相对重要性,具体取决于特定的应用场景。

通过以上评估流程,可以得到每种增强算法对子集的 D_{α} 值,选择最高的 D_{α} 值为原始图像集选择最佳的一致性增强算法。

3 子集选取方法

在机器视觉时代,图像数据量迅速增加,图像增强算法的 应用场景通常以图像集为单位,针对不同图像集对图像增强 算法的性能进行评价需要面对庞大的图像数量[15]。如果对 图像集中的所有图像进行逐幅增强,然后判断增强算法性能 的优劣,将耗时过长。以目前增强效果较好的色彩通道补偿 算法(3C)为例,其增强一幅水下图像的耗时为 90s 左右[7],当 图像集中图像数量多达千幅时, 若想对 3C 增强算法在该图 像集上的增强效果做出可靠、稳定的评价,则需要等待几天时 间,这在实际应用场景中不易实现。因此,从原始图像集中提 取一定比例的候选子集进行抽样测试是非常有必要的,其中 候选子集的选取方法对系统复杂度具有显著的影响^[15]。Liu 等[11] 采用的 SFR 方法从原始图像集中固定选取一定比例的 子集,通过计算该候选子集的一致性增强度,来对增强算法的 一致性能进行定量评价。Ancuti 等[15]提出的 SGA 方法采用 小规模逐级递增的方式来选取子集,重复提取大图像集的部 分样本以获取多个小规模子集信息。与 SFR 方法相比, SGA 方法逐步调整子集比例,使用较小的步长来降低抽样结果的 偶然性。本节将对这两种子集选取方法进行实验分析。首先 从大型水下图像集中选取 1 000 幅水下图像作为原始图像集 OUC 并进行实验[16]。直方图均衡化算法通过使图像灰度级 的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)[17]满足 近似均匀分布的形式来达到增大图像动态范围和提高图像对 比度的目的。Voronin 等[6]结合多种基于物理的模型对直方 图均衡化算法进行了改进,提出了一种混合均衡(HE)算法, 该算法可在一些应用场景中作为原始图像集的最佳一致性增 强算法。此外,Liu等[11]提出的一致增强评估准则的实验结 果,进一步验证了 HE 算法可被视为大规模图像的最佳一致 性增强算法。因此,本次实验首先选用 HE 算法作为典型水 下图像增强算法,并使用图像质量测度 UCIQE 来评价每幅 图像的质量。本次实验采用标准参数 $\lambda=2,\mu=0.5$ 。首先根 据一致增强评估准则对 OUC 图像集进行 HE 算法的一致性 能评价,得到 OUC 图像集的一致性增强度 D_{α} 值为 0.0881; 然后分别采取 SFR 方法与 SGA 方法对 OUC 图像集进行实 验,探讨现有子集选取方法的优劣。

3.1 SFR 选取方法

采用 SFR 方法从 OUC 图像集中分别随机选取 10%, 20%, 25%, 40%, 50% 的图像作为候选子集, 按照一致增强评估准则依次计算各候选子集的一致性增强度 D_{α} 值, 并分别计算其与原始图像集的 D_{α} 值之间的评估误差 φ , 实验结果如表 1 所列。

表 1 OUC 图像集执行 SFR 方法的结果

Table 1 Experimental results of SFR method on OUC imageset

Subset ratio	D_{ce} value	Evaluation error $arphi$
10%	0.0984	0.0103
20%	0.0963	0.0082
25 %	0.0932	0.0051
40%	0.0909	0.0028
50 %	0.0898	0.0017

由表 1 数据可得,由于 SFR 方法所选各子集比例间的步长较大,当子集比例从 20%增加到 25%时,子集比例增加了 5%,评估误差 φ 降低了 0.0031;当子集比例从 25%增加到 40%时,子集比例增加了 15%,评估误差 φ 降低了 0.0023。

当子集比例从 25%提升至 40%时, SFR 方法对于评估误差 φ 的降低幅度变小,这进一步说明 SFR 方法不能根据原始图像集的情况动态调整子集选取比例,在实际候选子集选取中存在抽样数据溢出的情况,导致选取子集的比例过多,不能有效降低一致增强评估系统的复杂度。

3.2 SGA 选取方法

表 2 列出了 OUC 图像集采用 SGA 方法选取子集进行一致增强评估的实验结果。可见, SGA 方法采用逐级递增选取样本子集的方式,可以在一定程度上避免选取相邻子集比例时步长过大导致的抽样数据溢出的问题,进一步地降低了系统的复杂度,但其只能根据经验判断抽样数据是否符合要求,人为地选取子集比例,随着图像集规模的日益庞大,该方法不具备数据内容的自适应性,同样不能为图像集选取合适的子集比例。

表 2 OUC 图像集执行 SGA 方法的实验结果

Table 2 Experimental results of SGA method on OUC imageset

Subset ratio	D_{ce} value	Evaluation ${ m error} arphi$
5 %	0.1005	0.0124
10 %	0.0974	0.0093
15 %	0.0961	0.0080
20 %	0.0934	0.0053
25 %	0.0851	0.0030
30 %	0.0858	0.0023
35 %	0.0868	0.0013
40 %	0.0873	0.0008
45 %	0.0877	0.0004

因此,针对不同图像集,为了更为有效地选取子集的比例,且更为高效地评价增强算法的一致性能,本文基于一致增强评估准则,提出了一种面向一致增强评估的子集比例动态选取(Dynamic Selection for Consistency Enhancement Evaluation,DSCE)方法,为不同图像集自适应地选取子集比例,最大程度地降低系统的复杂度。

4 子集比例的动态选取

通过第3节的实验分析,Liu等[11]采用的SFR方法可以在一定程度上降低评估系统的复杂度。但SFR方法所得子集的比例较为随机,且各子集比例间的步长大,存在抽样数据不足或溢出的情况,不能针对图像集自适应地选取样本数据。进一步地,Ancuti等[15]提出的SGA方法根据领域知识采用

了逐级递增的方式,使用较小的步长来重复选取大图像集的 部分样本以获取多个小规模子集信息[15],可以解决 SFR 方 法因所选各子集比例间步长较大导致选取子集比例过多的问 题,但其同 SFR 方法一样只能根据经验判断抽样数据是否符 合要求,不具备数据内容的自适应能力。本文方法延续 SGA 方法的优势,选用更小的步长选取样本,连续获取多个小规模 抽样子集信息,通过综合分析已获取的抽样子集信息动态地 调整子集选取比例。由于无图像集可参考,水下图像增强算 法对图像集的整体增强性能是未知的,而增强算法对每幅图 像的增强效果是相互独立的。所提方法首先将候选子集进一 步精细地划分为若干份抽样子集,为避免抽样过程中重复获 取部分图像,降低实验结果的可靠性,其按照不放回抽样策略 进行多次抽样[17],依次得到抽样子集Xi,接着利用水下图像 增强算法对抽样子集X,进行逐幅图像的增强,并根据一致增 强评估准则得到图像增强算法对各抽样子集的一致性增强度 $(D_{\alpha}$ 值),记为 D_{α} ,根据概率论和统计学的中心极限定理^[18], D_i符合正态分布。进一步地,由于需要根据尽可能少的抽样 子集信息预测增强算法对原始图像集的一致性增强度,而学 生-t 分布可用于根据小样本(n<30)[19]估计呈正态分布且方 差未知的总体数据集的均值,因此本文利用一定置信水平条 件下的学生-t分布,预估该水下图像增强算法对原始图像集 的一致性增强度 $(D_{\alpha}$ 值),并动态选取子集比例。子集比例动 态选取方法的流程如图 2 所示,其具体步骤如下:

步骤 1 将原始图像集的候选子集比例 R 进一步等分为 P 份比例为 f 的子抽样比例。

步骤 2 按照不放回抽样策略从 R 比例的子集中进行抽样,子抽样比例为 f,依次得到抽样子集 X_i ,其中 i 为子集标号, $i=1,2,\cdots,n,n$ 为最终的总抽取次数,k 为抽样子集 X_i 中的图像标号, $k=1,2,\cdots,m,m$ 是抽样子集 X_i 中图像的总数。

步骤 3 利用水下图像增强算法 E 对抽样子集 X_i 进行逐幅图像的增强,根据一致增强评估准则计算图像增强算法 E 对各抽样子集 X_i 的一致性增强度(D_{α} 值),记为 D_i 。

步骤 4 计算子集的一致性增强度的平均值 M,公式如下:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} D_i \tag{7}$$

然后,计算 D_i 的标准偏差S,公式为:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (D_i - M)^2}$$
 (8)

步骤 5 根据应用场景的需求,选取一定置信水平下的学生-t分布,其显著性水平为a。典型的,当置信水平为99%时,a=0.01^[20],计算D;的波动范围 δ ,公式为:

$$\delta = t_{0.5a} (n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} \tag{9}$$

其中,n 为抽样子集的数目; γ 为 DSCE 方法所得结果的误差 波动范围,根据不同的图像集确定,其数值越小,抽样结果的 准确率越高。若 δ 大于或等于 γ ,说明所获取的抽样子集的信息不足,不能有效地对水下图像增强算法 E 的一致性能进行定量评价,转到步骤 2,继续进行抽样;否则,转到步骤 6。

步骤 6 当 δ 小于 γ 时终止抽样,得到多个抽样子集 X_i ,

将所得抽样子集 X_i 中的图片合并为一个总抽样图像集,综合多个抽样子集信息,根据一致增强评估准则计算图像增强算法 E 对总抽样图像集的一致性增强度(D_{cc} 值),记为 D_{all} 。所提方法在保持评估误差相当的条件下能够动态地确定子集比例,并对该水下图像增强算法的一致性能进行定量评价。

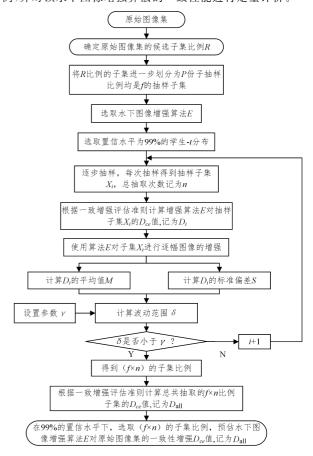


图 2 子集比例动态选取方法的流程图

Fig. 2 Flow diagram of subset ratio dynamic selection

5 实验与分析

5.1 实验参数设定

本节对所提方法进行实验仿真与分析,以验证所提方法的性能。本文的实验均在装有 MATLAB R2018a 的 PC 平台上进行,该 PC 的主要配置为:Intel^(R) Core^(TM) i5-4210M CPU (2.60 GHz)、4 GB 内存和 Windows10 操作系统。基于实验复杂度的考虑,实验中的典型参数值的选取如下:选取 99%置信水平下的学生-t分布,其显著性水平 a=0.01,阈值 γ 根据不同的图像集进行设置。由于所提方法的目标是评价增强算法对图像集的增强性能,在一些应用场景中,HE 算法通常被视为原始图像集的最佳一致性增强算法^[6],因此本节主要采用 HE 算法对图像集进行增强。 Yang 等提出的图像质量测度 UCIQE 是目前应用最广泛的水下图像质量测度 (10)1,本文使用 UCIQE 来评价每幅图像的质量。

5.2 实验图像集

为排除实验结果的偶然性,共对3个水下图像集进行实验分析,其中第1个图像集为第3节实验所使用的OUC图像集,共1000幅图像,部分示例如图3所示。从UIEBD图像

集^[20]中选取 1000 幅水下图像作为第 2 个图像集,部分示例如图 4 所示。第 3 个图像集综合了 OUC 图像集与 UIEBD 图像集,记为 O+U 图像集,共 2000 幅水下图像。

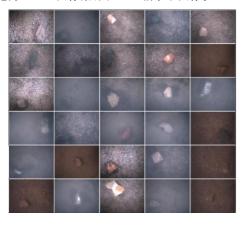


图 3 OUC 图像集的部分示例

Fig. 3 Some examples of OUC imageset



图 4 UIEBD 图像集的部分示例

Fig. 4 Some examples of UIEBD imageset

5.3 实验结果与分析

本文通过对比不同图像集下,各种子集选取方法进行一致增强评估时的子集比例、一致性增强度 D_{α} 值、评估误差 φ 等参数,来探讨本文方法的优点。首先按照一致增强评估准则的实验步骤分别对图像集 OUC,UIEBD,O+U 进行 HE 算法的一致性能评价,得到各图像集的一致性增强度 D_{α} 值,结果如表 3 所列。接着对图像集 OUC,UIEBD,O+U 依次采用不同子集选取方法进行实验,以详细论述所提方法的优势。

表 3 HE算法下各原始图像集的 Da 值

Table 3 D_{ee} value of each original imageset under HE algorithm

Imageset	D_{ce} value
OUC	0.0881
UIEBD	0.0887
O+U	0.0884

实验 1 本实验在 OUC 图像集上采用 DSCE 方法进行实验,其中取 γ =0.020。首先将第 2 节中的候选子集依次划分为 10 份、20 份、25 份、40 份、50 份,每份共 10 幅图像,得到步长为 1%的子抽样比例;然后使用 DSCE 方法对各候选子集进行动态抽样,实验结果如表 4 所列。

表 4 HE 算法下在 OUC 图像集上执行 DSCE 方法的实验结果

Table 4 Experimental results of DSCE method on OUC imageset under HE algorithm

Subset ratio	D_{ce} value	Evaluation error φ
8 %	0.0947	0.0066
19 %	0.0927	0.0046
22 %	0.0914	0.0033
36 %	0.0889	0.0008
42%	0.0884	0.0003

图 5 给出了 DSCE 方法所得实验结果与第 3 节中 SFR 方法和 SGA 方法的实验结果的对比。可以看出,所提方法相比现有的子集选取方法具有明显的优势,在减小评估误差的同时可以有效降低子集的比例。与 SFR 方法相比,当子集比例从 25%提升至 50%时,DSCE 方法的优势逐渐显著,最高可降低 8%的子集比例。相比 SGA 方法,当子集比例为5%~25%时,使用 DSCE 方法时评估误差 φ减少得较为明显,并且使子集导引的结论更具鲁棒性;当子集比例为25%~50%时,随着子集比例的增加,DSCE 方法可在较小范围内稳定地降低子集的比例,最高可降低 4%的子集比例,且能在选取候选子集时根据图像集的真实情况逐步调整子集选取的比例,更为灵活。由此,相比 SFR 方法与 SGA 方法,DSCE 方法在保持一定准确性的条件下可以动态地确定子集比例,因此有效地降低了子集比例,同时能鲁棒地判断增强算法的一致性能。

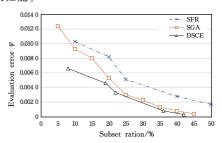


图 5 HE 算法下在 OUC 图像集上执行 3 种子集选取方法的 结果比较

Fig. 5 Comparison of three subset selection methods on OUC imageset under HE algorithm

实验 2 本实验在 UIEBD 图像集上执行各种子集选取方法,其中取 γ =0.015,实验结果如图 6 所示。由图 6 可以看出,相比现有的子集选取方法,DSCE 方法可以针对不同图像集动态地选取子集比例并降低评估误差 φ 。

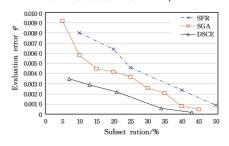


图 6 HE 算法下在 UIEBD 图像集上执行 3 种子集选取方法的 结果比较

Fig. 6 Comparison of three subset selection methods on UIEBD imageset under HE algorithm

相比 SFR 方法,本文方法最高可降低 7%的子集比例并减少 0.0035 的评估误差 φ 。相比 SGA 方法,本文方法最高可降低 6%的子集比例并减少 0.0002 的评估误差 φ 。实验 2 进一步验证了对于不同的图像集,DSCE 方法同样具有适应性,相比另外两种子集选取方法能够针对不同图像集自适应地选取较少的子集,鲁棒地判断增强算法在原始图像集上的一致性增强度,从而有效地降低子集的比例。

实验 3 为了验证 DSCE 方法在大图像集上的鲁棒性,本实验在 O+U 图像集上重复上述实验。其中,动态抽样中每步抽取 20 幅图片,子抽样比例为 1%,取 γ =0.010。图 7 给出本实验的结果。由图 7 可知,随着图像数量的增多,DSCE 方法在子集导引的一致性增强评估方面的优势更为显著。当子集比例为 $5\%\sim15\%$ 时,DSCE 方法相比 SFR 方法与 SGA 方法可以有效减小评估误差 φ ,使子集导引的结论更为鲁棒;当子集比例为 $15\%\sim25\%$ 时,SGA 方法对现有的 SFR 方法的改进效果并不明显,而 DSCE 方法表现更好,最高可降低 4%的子集比例;当子集比例为 $25\%\sim50\%$ 时,DSCE 方法在降低系统复杂度方面更具优势,最高可减少 13%的子集图像数量,大大提升了系统的性能。

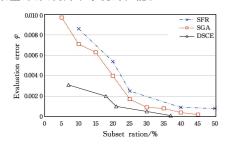


图 7 HE 算法下在 O+U 图像集上执行 3 种子集选取方法的 结果比较

Fig. 7 Comparison of three subset selection methods on $\mathrm{O}{+}\mathrm{U}$ imageset under HE algorithm

综上,在面对原始图像集时,本文提出的 DCSE 方法相比 SFR 方法与 SGA 方法更具竞争力,可以针对不同图像集自适 应地选取子集比例,在保持评估误差相当的条件下,使用较少 的子集鲁棒地判断增强算法在原始图像集上的一致增强度, 进而降低一致增强评估系统的复杂度。

实验 4 本实验选用 Ancuti 等[6]提出的 3C 增强算法对 O+U图像集进行实验,验证所提方法是否可以鲁棒地指导其他增强算法,其中取 γ =0.008。首先使用 3C 算法对 O+U图像集进行图像增强,然后对 O+U图像集进行 3C 算法的一致性能评价,得到 O+U图像集在 3C 算法下的一致性增强度, D_{cc} 值为 0.089 8。随后重复实验 3 中的子集选取方法,得到在 3C 算法下 O+U图像集上执行各子集选取方法的实验结果,如图 8 所示。在面对不同增强算法时,DSCE 方法同样可靠,可以鲁棒地指导其他子集。相比 SFR 算法,其最高可降低 14%的子集比例,相比 SGA 方法最高可降低 9%的子集比例。通过对比 3C 算法与 HE 算法在 O+U 图像集上的一致性增强度(D_{cc} 值)可以发现,在图像集上 3C 算法的增强性能比 HE 算法的性能更好。在保持评估误差相当的条件下,

采用 DSCE 方法对图像集进行一致增强评估时,使用较少的 子集比例就能够得出一致的结论,从而正确判断每种增强算 法的一致性能,有效降低系统的复杂度。

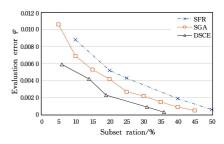


图 8 3C 算法下在 O+U 图像集上执行 3 种子集选取方法的 结果比较

Fig. 8 Comparison of three subset selection methods on O+U imageset under 3C algorithm

综上所述,本文方法对不同的图像集、不同的增强算法都具有适用性,在对图像集进行一致增强评估时可以自适应地选取子集比例,有效降低系统的复杂度。当子集比例较大时,本文方法较现有的 SFR 方法可降低 2%~14%的子集比例;当子集比例较小时,相比 SGA 方法可降低 3%~9%的子集比例。

结束语 本文提出了一种面向一致增强评估的子集比例 动态选取方法,该方法能够基于子集导引一致增强评估准则 动态地确定子集比例。相比现有的子集比例选取方法,所提 方法针对不同图像集能自适应地选取子集比例,在保持评估 误差相当的条件下,使用较少的子集比例就能够正确判断每种增强算法的一致性能,实现对水下图像增强算法的性能评价,同时有效地降低了子集导引一致增强评估系统的复杂度。但是,所提方法目前仍需借助现有的图像质量评价指标,选取的最佳一致性增强算法的可靠性一定程度上依赖于所选取的图像质量评价指标的鲁棒性。在未来的研究中,将结合本文所提出的子集选取方法形成独立的图像集评价体系,以适应不同场景的需求。

参考文献

- [1] JAFFE J S. Underwater optical imaging: the past, the present, and the prospects [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015,40(3):683-700.
- [2] AKKAYNAK D.TREIBITZ T. A revised underwater image formation model[C] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, 2018: 6723-6732.
- [3] XU Y, WEN J, FEI L, et al. Review of video and image defogging algorithms and related studies on image restoration and enhancement[J]. IEEE Access, 2017, 4(1):165-188.
- [4] LU H,LI Y,ZHANG L, et al. Contrast enhancement for images in turbid water[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2015,32(5);886.
- [5] HITAM M S, YUSSOF W N J H W, AWALLUDIN E A, et al. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for un-

- derwater image enhancement [C] // International Conference on Computer Applications Technology. IEEE, 2013.
- [6] VORONIN V, SEMENISHCHEV E, TOKAREVA S, et al. underwater image enhancement algorithm based on logarithmic transform histogram matching with spatial equalization [C] // 14th IEEE International Conference on Signal Processing (IC-SP). IEEE, 2018.
- [7] ANCUTI C O, ANCUTI C, VLEESCHOUWER C D, et al. Color channel compensation (3C): A fundamental pre-processing step for image enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29:2653-2665.
- [8] BLASINSKI H, LIAN T, FARRELL J E. Underwater image systems simulation [C] // Imaging Systems & Applications. 2017.
- [9] TAN S C, WANG S R, ZHANG X, et al. Visual information evaluation with entropy of primitive[J]. IEEE Access, 2018, 6: 31750-31758.
- [10] YANG M,SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015,24(12):6062-6071.
- [11] LIU H, WEI D, LI D. Subset-guided consistency enhancement assessment criterion for an imageset without reference[J]. IEEE Access, 2019, 7:83024-83033.
- [12] PENG Y T.COSMAN P C. Underwater Image Restoration
 Based on Image Blurriness and Light Absorption [J]. IEEE
 Trans Image Process, 2017, 26(4):1579-1594.
- [13] LI C,GUO J,CONG R, et al. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016,25(12):5664-5677.
- [14] LI C.GUO J.CHEN S.et al. Underwater image restoration based on minimum information loss principle and optical properties of underwater imaging[C] // 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016.

- [15] ANCUTI C O, ANCUTI C, VLEESCHOUWER C D, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J].
 IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27 (99); 379-393
- [16] JIAN M.QI Q.DONG J.et al. The OUC-vision large-scale underwater image database [C] // 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2017.
- [17] WANG H, ZHANG Y, SHEN H H, et al. Review of image enhancement algorithms[J]. China Computer & Communication, 2017, 10(4):438-448.
- [18] KOU B Y, ZHANG Y, MA F L. Application of the Central Limit Theorem[J]. Journal of Science of Normal University, 2019, 39(5):53-56.
- [19] WUNDERLICH A, NOO F, GALLAS B D, et al. Exact confidence intervals for channelized hotelling observer performance in image quality studies[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(2):453-64.
- [20] LI C,GUO C,REN W,et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29:4376-4389.



WANG Kai-xun, born in 1997, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include quality evaluation of underwater image set and so on.



LIU Hao, born in 1977, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include multimedia signal processing and intelligent sensing system.