

通过融合增强水下图像和视频

Cosmin Ancuti, Codruta Orniana Ancuti, Tom Haber和Philippe Bekaert
Hasselt大学- tUL - ibbt, EDM, 比利时

摘要

本文描述了一种增强水下视频和图像的新策略。基于融合原理,我们的策略仅从图像的降级版本中导出输入和权重度量。为了克服水下介质的限制,我们定义了两个输入,分别代表原始水下图像帧的颜色校正和对比度增强版本,还定义了四个权重图,旨在提高由于介质散射和吸收而退化的远处物体的可见性。我们的策略是单图像方法,不需要专门的硬件或关于水下条件或场景结构的知识。我们的融合框架还通过执行有效的边缘保持降噪策略来支持相邻帧之间的时间相干性。增强的图像和视频的特点是降低了噪声水平,更好地暴露了黑暗区域,提高了全局对比度,同时最精细的细节和边缘得到了显著增强。此外,我们的增强技术的实用性在几个具有挑战性的应用中得到了证明。

1. 介绍

由于这种环境中存在的物理特性,水下成像具有挑战性。与普通图像不同,由于传播光的衰减,水下图像的能见度很差。光线随距离和深度呈指数衰减,主要是受吸收和散射效应的影响。吸收大大降低了光能,而散射引起光方向的变化。光的随机衰减是雾状外观的主要原因,而从介质沿视线散射回来的光的比例大大降低了场景对比度。水下介质的这些特性产生了以对比度差为特征的场景,其中远处的物体显得模糊。实际上,在普通的海水中,距离超过10米的物体几乎无法区分,而且由于它们的特征波长根据水深被切割,颜色也会褪色。

为了恢复和增强这种退化图像的可见度,已经进行了几次尝试。主要可以通过使用多幅图像[21]、专用硬件[15]和利用偏振滤光片[25]来解决这个问题。尽管它们在恢复水下图像方面很有效,但这些策略已经证明了几个重要的问题,这些问题降低了它们的实际适用性。首先,硬件解决方案(如激光距离门控技术和同步扫描)相对昂贵且复杂。多图像解决方案需要在不同环境条件下拍摄同一场景的多幅图像。类似地,偏振方法处理具有不同偏振度的几幅图像。虽然这对于室外朦胧和有雾的图像来说是相对可行的,但对于水下的情况,相机的设置可能会很麻烦。此外,这些方法(硬件解决方案除外)无法处理动态场景,因此对于视频来说是不切实际的。

在本文中,我们介绍了一种新颖的方法,能够基于单幅图像增强水下图像,以及动态场景的视频。我们的方法建立在融合原理的基础上,融合原理已在图像合成[14]、多光谱视频增强[6]、去雾[2]和HDR成像[20]等多个应用中显示出实用性。与这些方法相比,我们基于融合的方法不需要多幅图像,只从原始退化图像中导出输入和权重。我们的目标是一种简单且计算成本低廉的方法,能够在普通硬件上相对快速地执行。由于水下场景的退化过程是乘法和加性的[26],传统的增强技术,如白平衡、色彩校正、直方图均衡化对这样的任务显示出很强的局限性。我们没有直接过滤输入图像,而是开发了一种基于融合的方案,该方案由原始图像的内在属性驱动(这些属性由权重图表示)。融合技术的成功高度依赖于输入和权重的选择,因此我们研究了一组算子,以克服特定于水下环境的限制。因此,在我们的框架中,首先对降级的图像进行白平衡以去除颜色

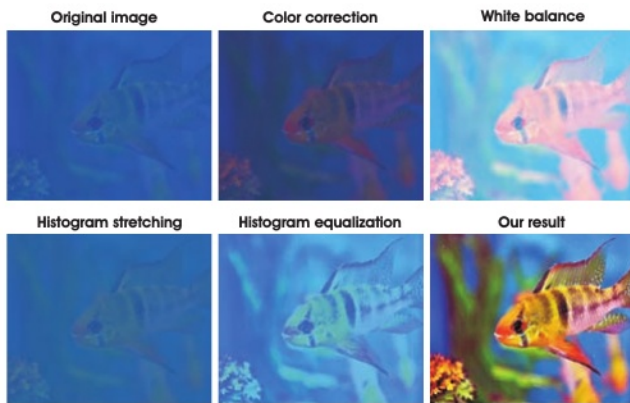


图1所示。在商业工具中发现的传统增强技术在处理水下图像时存在局限性。

同时产生自然外观的海底图像。这个部分恢复的版本然后通过抑制一些不希望的噪声进一步增强。为了渲染整个强度范围内的细节，第二个输入从这个滤波后的版本中衍生出来。我们基于融合的增强过程是由几个权重图驱动的。我们算法的权重图评估指定空间像素关系的几种图像质量。这些权重为像素分配更高的值，以正确描述所需的图像质量。最后，我们的过程以多分辨率方式设计，对伪像具有鲁棒性。与大多数现有技术不同的是，我们的框架可以处理动态场景。为了保持视频的时间一致性，我们在相邻帧之间应用时间双边滤波[6]。

的贡献。本文介绍了以下主要贡献：

1. 一个简单的基于融合的框架，它有效地混合了不同的众所周知的过滤器，以增强基于单一输入的水下图像。
2. 我们的策略是能够增强动态场景的水下视频。到目前为止，这只使用基于硬件的解决方案进行了演示。
3. 一种专门用于水下场景的强大白平衡技术，经过广泛的研究验证。
4. 我们证明了简单的拉普拉斯金字塔产生的有效结果与最近的边缘保持滤波器(如WLS[10])相当。
5. 据我们所知，我们是第一个演示水下增强/恢复技术在几个复杂应用中的实用性，如分割、局部特征点的图像匹配和图像去雾。

2. 我们的增强方法

在这项工作中，我们提出了一种基于多尺度融合原理的替代单图像解决方案。我们的目标是一种简单快速的方法，能够提高各种水下视频和图像的可见性。尽管我们没有明确遵循特殊的光学模型(例如McGlamery[19])，但我们的框架混合了精心选择的特定输入和权重，以克服此类环境的限制。对于本文和补充材料中显示的大多数处理过的图像，后向散射分量(通常是由于人造光击中水粒子然后反射回相机而产生的)的影响较小。这通常适用于被自然光充分照射的水下场景。然而，即使在需要人工照明的情况下，通过修改光源的角度也可以很容易地减少这一分量的影响[16]。

我们的增强策略包括三个主要步骤：输入-输入分配(从原始水下图像中推导输入)，定义权重度量以及输入和权重度量的多尺度融合。

2.1. 融合过程的输入

当应用融合算法时，获得最终结果良好可见性的关键是由精心定制的输入和权重表示。与大多数现有的融合方法不同(然而，它们都不是为处理水下场景而设计的)，我们的融合技术只处理单个降级图像。图像融合的总体思路是，处理后的结果，通过只保留其中最显著的特征来组合多个输入图像。因此，当结果的每个部分在至少一个输入图像中呈现适当的外观时，通过基于融合的方法获得的结果满足了描述期望。在我们的基于单一图像的方法中，融合过程的两个输入来自原始退化图像。我们的增强解决方案不会根据场景的物理模型来搜索导出输入，因为现有模型非常复杂，难以处理。相反，我们的目标是一种快速而简单的技术，它通常有效。第一个衍生输入由图像的颜色校正版本表示，而第二个输入在执行降噪操作后被计算为水下图像的对比度增强版本(见图2)。

2.1.1 输入的白平衡

白平衡是一个重要的处理步骤，旨在通过丢弃由于各种光源而产生的不需要的偏色来增强图像外观。在水深超过30英尺的水中，白平衡受到明显的影响，因为被吸收的颜色很难恢复。此外，

由于在这种类型的介质中光线传播不良, 水下场景明显缺乏对比度。

考虑到白平衡方法的大量可用性[9], 我们已经寻找了一个适当的解决方案来解决我们的问题。下面简要地修订了我们分析过的几种重要方法(更深入的细节见[9])。

Finlayson的方法灰色阴影[12]通过使用闵可夫斯基 p 范数计算每个通道的场景照明。对于 $p = 1$, 该表达式是灰色世界的一个特例[9], 而对于 $p = \infty$, 它近似于White-Patch假设[9]。尽管简单, 但Finlayson和Trezzi[12]的低级方法与更复杂的白平衡算法(如最近的[13]依赖于自然图像统计的方法)产生的结果可以比较。Weijer和Gevers[29]的灰色边缘假设, 类似于灰色阴影[12], 也可以通过扩展 p -闵可夫斯基形式来表示。

在我们的实验中, 我们注意到从White-Patch算法中得到的解[9]通常是失败的, 因为水下图像只包含镜面反射的简化区域。此外, Gray-Edge算法[29]的解决方案在这种情况下表现不佳, 主要是因为水下图像的特点是低对比度和比自然图像更不可见的边缘。然而, 我们发现最合适的策略是Buchsbaum等人的灰色世界方法[9]。在我们对大多数白平衡技术的测试中(对整个图像或仅对图像的小区域进行观察)注意到的一个常见问题是当照明估计不佳时出现的颜色偏差[9]。例如, 在水下图像中, 外观整体为蓝色, 缺失平衡的部分将显示红色外观(对应于照明的相反颜色)。

我们的方法最大限度地减少了整个场景的颜色变化的影响, 如图7所示, 它呈现了一些比较结果。与这些先前的方法相关, 我们的解决方案类似于灰色阴影[12], 但计算效率更高。我们发现增加用百分比 λ 估计的平均值而不是改变 p 的范数值会更稳健。

因此, 在我们的框架中, 照度通过从场景的平均值 μ_{ref} 计算得出的值 μ_I 来估计, 并通过参数 λ 进行调整:

$$\mu_I = 0.5 + \lambda \mu_{ref} \quad (1)$$

平均颜色 μ_{ref} 用于估计光源颜色(灰色世界[9]中常用的解), 当 $p = 1$ 时, 可基于闵可夫斯基范数得到。此外, 为了分配参数 λ , 我们分析密度和颜色直方图上的分布。因此,

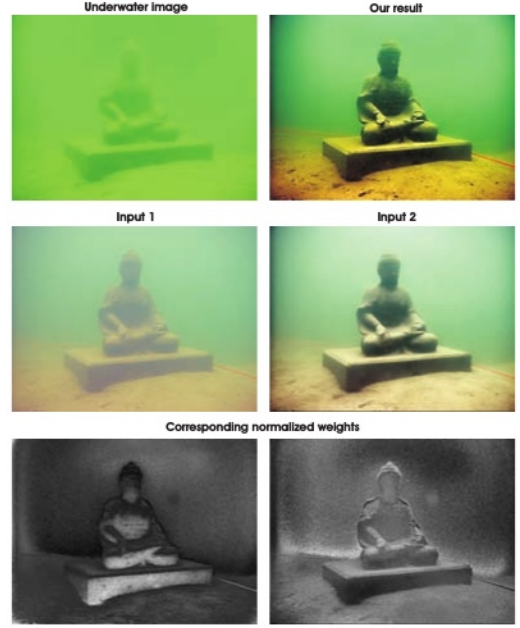


图2。上一行:降级的图像和我们的结果;中线:我们融合方法所需的原始图像衍生的两个输入;底线:对应的归一化权重 w

当检测到的颜色集合很小时, 我们为 λ 设置了一个更高的值。在 λ 的 $[0, 0.5]$ 范围内变化的值与颜色的数量成反比地减少。一般来说, 我们观察到默认值0.2会产生视觉上令人愉悦的结果(因为大多数处理过的水下图像呈现相对均匀的颜色分布)。尽管它很简单, 但我们的白平衡策略能够有效地消除色偏, 同时也能恢复图像的白色和灰色阴影, 同时产生自然的输出外观。我们的方法克服了标准的灰色世界以及其他考虑的技术(请参阅补充材料, 广泛研究不同的白平衡技术应用于水下图像)。

实际上, 融合过程的**第一个输入**是基于这种简单的白平衡操作来计算的。然而, 单纯的白平衡并不能解决可见性问题, 因此我们推导了一个额外的输入(在下一小节中描述), 以增强退化图像的对比度。

2.1.2 时间相干降噪

由于杂质和特殊的照明条件, 水下图像是有噪声的。在保留输入图像边缘的同时去除噪声可以增强图像的清晰度, 可以通过中值滤波、各向异性扩散和双边滤波等不同的策略来实现。然而, 对于视频来说, 这项任务更具挑战性, 因为

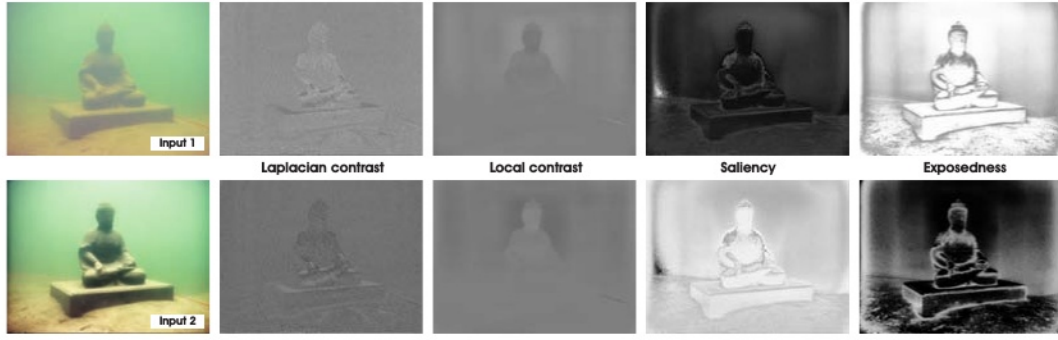


图3. 上图所示的原始图像衍生的两个输入和相应的归一化权值图。

空间和时间的相干性都需要考虑。双边滤波器[28,23]是一种常见的解决方案，它是一种非迭代的边缘保持平滑滤波器，已被证明对色调映射、网格平滑和双摄影增强等问题很有用。通过考虑域 Ω 的滤波器核 f (高斯标准差 σ_f)，双边滤波器将核的中心像素 s 与与 s 相似的相邻像素 p 混合在一起：

$$J_s = \frac{1}{k(s)} \sum_{p \in \Omega} f(p-s, \sigma_f) g(D(p, s), \sigma_g) I_p \quad (2)$$

其中 $D(p, s) = |I_p - I_s|$ 是强度的差异，归一化 $k(s) = \sum_{p \in \Omega} f(p-s, \sigma_f) g(D(p, s), \sigma_g)$ ， g 是范围核，它是一个具有标准差 σ_g 的高斯核，它惩罚边缘上具有大强度差异的像素。

然而，双边滤波器并不能保证视频的时间相干性的保留。即使在没有运动的情况下，对每个坐标上的所有像素进行简单的时间平均也会是一个不错的解决方案，但对于真实的动态场景，这种天真的策略会产生不受欢迎的重影伪影。受Bennet等人[6]的启发，该解决方案被用于多光谱视频融合的背景下，我们在帧的白平衡版本上采用了时间双边滤波器策略，旨在减少噪声和平滑帧，同时保持时间一致性。选择一个合适的 σ_g 值来同时处理噪声，同时仍然保持边缘是很困难的。 σ_g 的高值会产生光晕，而 σ_g 的小值不能充分减少不需要的噪声。我们不只是比较 $D(p, s) = |I_p - I_s|$ 的强度，而是计算小空间邻域 Ψ around s 和 p 之间的平方差之和(SSD)，并通过高斯 $\Gamma(x, y)$ 加权：

$$D(p, s) = \sum_x \sum_y \Gamma(x, y) (I_p - I_s)^2 \quad (3)$$

一般来说，邻域的大小为 Ψ 是 3×3 或 5×5 。这种方法显著降低了噪声和

边缘之间的模糊性，因为较大的邻域 Ψ 减少了单像素时间噪声的影响。

在我们的融合框架中，**第二个输入**是从原始图像的无噪声和颜色校正版本中计算的。这个输入的设计是为了减少由于体积散射而导致的退化。为了获得图像的最佳对比度水平，第二个输入通过应用经典的对比度局部自适应直方图均衡化来获得[30]。为了生成第二张衍生图像，也可以应用通用的全局算子。由于这些被定义为一些参数曲线，它们要么需要由用户指定，要么需要从输入图像中估计。通常，这些算子在不同区域获得的改进是以牺牲其余区域为代价来完成的。我们选择了局部自适应直方图，因为它以完全自动化的方式工作，而失真程度很小。该技术扩展了感兴趣的特征的对比度，以便同时占据比初始图像更大的强度范围。由于相邻结构之间的对比度被最大程度地描绘，因此获得了增强。为了计算这个输入，也可以使用一些更复杂的方法，如梯度域或伽马校正多尺度Retinex (MSR)[8]。

2.2. weight of the Fusion Process

重量测量的设计需要考虑恢复输出的期望外观。我们认为图像恢复与颜色外观紧密相关，因此可测量的值(如显著特征、局部和全局对比度或曝光)很难通过幼稚的每像素混合来整合，而不会有引入伪影的风险。较高的权重值决定了一个像素有利于出现在最终图像中(见图3)。

拉普拉斯对比度权重(w_L)通过对每个输入亮度通道应用拉普拉斯滤波器并计算滤波器结果的绝对值来处理全局对比度。这个直截了当的指标被用于不同的应用，如色调映射[20]和扩展深度



图4. **混合策略**。通过直接执行朴素混合(公式6)来考虑水下图像(左上),会产生令人不快的伪影(右上)。另一方面,通过采用基于WLS滤波器[Farbman et al. 2008](左下)和拉普拉斯金字塔的多尺度方法,可以获得显著的改进。可以看出, WLS与拉普拉斯金字塔之间的差异可以忽略不计。

Of field[7], 因为它给边缘和纹理赋了很高的值。然而, 对于水下恢复任务, 这个权重不足以恢复对比度, 主要是因为它无法区分斜坡和平坦区域。为了解决这个问题, 我们寻找了一个额外的对比度测量——独立评估局部分布的测量。

局部对比度权重(W_{LC})包含每个像素与其邻域平均值之间的关系。该措施的影响是加强局部对比度外观, 因为它主要在第二个输入的高亮和阴影部分利用过渡。(W_{LC})被计算为像素亮度水平与其周围区域的局部平均值之间的标准差:

$$W_{LC}(x, y) = \|I^k - I_{\omega_{hc}}^k\| \quad (4)$$

其中 k represents 表示输入的亮度通道, $I_{\omega_{hc}}^k$ 表示它的低通版本。滤波后的版本 $I_{\omega_{hc}}^k$ 是通过使用一个小的 5×5 ($1^{61}[1,4,6,4,1]$)高频截止值 $\omega_{hc} = \pi/2.75$ 的可分离二项核得到的。对于小核, 二项核是高斯的一个很好的近似, 它可以更有效地计算。

显著性权重(W_s)旨在强调在水下场景中失去显著性的区分对象。为了衡量这种质量, 我们采用了Achanta等人[1]的显著性算法。这种计算效率高的显著性算法很容易实现, 受到中心环绕对比度的生物学概念的启发。然而, 显著性地图倾向于突出显示的区域。为了提高结果的准确性, 我们引入了曝光图来保护在某些特定情况下可能被改变的中间色调。

曝光权重(W_E)评估一个像素的曝光情况。这种评估的质量提供了一个估计器, 以保持局部对比度的恒定外观, 理想情况下既不夸张也不低估。通常, 当像素的归一化值接近0.5的平均值时, 像素倾向于具有较高的曝光外观。此权重图表示为高斯模型距离归一化范围平均值(0.5):

$$W_E(x, y) = \exp\left(-\frac{(I^k(x, y) - 0.5)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中 $I^k(x, y)$ 表示输入图像 I^k 的像素位置 (x, y) 的值, 而标准差设为 $\sigma = 0.25$ 。此图将为那些距离接近于零的色调分配更高的值, 而以更大距离为特征的像素, 则与曝光过度 and 曝光不足的区域相关联。因此, 这个权重缓和了显著性图的结果, 并产生了融合图像的保存完好的外观。

为了产生一致的结果, PKwe采用归一化的权重值 W^- (对于输入 k , 归一化的权重计算为 $W^-_k = W_k / \sum_{k=1}^K W_k$), 通过约束权重映射的每个像素位置的和 W 等于1 (相应权重的归一化权重显示在图2的底部)。

2.3. Multi-scale Fusion Process

通过将定义的输入与每个像素位置 (x, y) 的权值进行融合, 得到增强的图像版本 $R(x, y)$:

$$R(x, y) = \sum_{k=1}^K \bar{W}^k(x, y) I^k(x, y) \quad (6)$$

其中 \bar{W}^k 表示由归一化权重映射 W^-_k 加权的输入(k 是输入的索引——在我们的例子中是 $k = 2$)。归一化的权重 \bar{W}^- 是通过对所有 k 个权重映射 W 进行归一化得到的, 以便每个像素 (x, y) 的值受到单位值($W^k = 1$)的约束。

如图4所示, 直接融合(直接应用方程6)输入和权重的朴素方法引入了不希望出现的晕。克服这一限制的一个常见解决方案是采用多尺度线性滤波器[7, 24]或非线性滤波器[23,10]。非线性滤波器更复杂, 并且对我们的任务只增加了微不足道的改进(与图4所示的拉普拉斯金字塔相比, 应用WLS[10]只产生了微小的改进)。由于它易于实现且计算效率高, 因此在我们的实验中采用了经典的多尺度拉普拉斯金字塔分解[7]。在这种线性分解中, 每一个输入

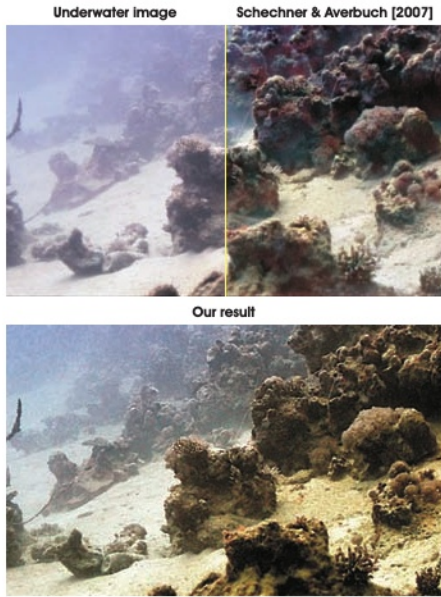


图5。与[Schechner and Averbuch 2007]的极化方法比较。我们将我们的技术应用于作者提供的其中一个使用输入的白平衡版本。

图像被表示为基于拉普拉斯算子在不同尺度上计算的模式和。输入通过高斯核进行卷积，产生原始的低通滤波版本。为了控制截止频率，标准偏差单调地增加。为了获得金字塔的不同层次，最初我们需要计算原始图像和低通滤波图像之间的差值。从那里开始，通过计算高斯金字塔两个相邻层次之间的差来迭代该过程。所得的表示，拉普拉斯金字塔，是一组准带通版本的图像。

在我们的例子中，通过对不同的尺度应用拉普拉斯算子，每个输入都被分解成一个金字塔。类似地，对于每个归一化权重映射 \bar{w} 计算一个高斯金字塔。考虑到高斯金字塔和拉普拉斯金字塔都有相同的层数，拉普拉斯输入和高斯归一化权重在每一层独立进行混合，得到融合金字塔：

$$\mathcal{R}^l(x, y) = \sum_{k=1}^K G^l \{ \bar{W}^k(x, y) \} L^l \{ I^k(x, y) \} \quad (7)$$

其中 l 表示金字塔层的数量(通常是层数5)， $l \in \{1\}$ 是输入 I 的拉普拉斯版本， \bar{w} 表示归一化权重映射 \bar{W} 的高斯版本。这一步以自下而上的方式对每个金字塔层依次执行。通过对所有输入的融合贡献求

和，得到恢复后的输出。

拉普拉斯多尺度策略执行相对较快，在速度和精度之间取得了很好的平衡。通过在每个比例尺级别独立采用融合过程，由于权重图的急剧转变而导致的潜在伪影被最小化。多尺度融合是由人类视觉系统驱动的，该系统主要对局部对比度变化(如边缘和角落)敏感。

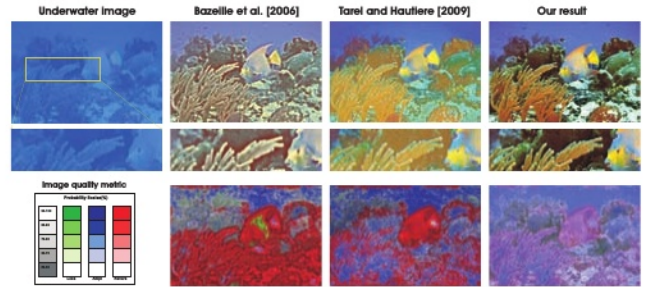


图6。比较的结果。与其他增强方法的输出相比，我们的结果不太容易出现光晕和颜色失真。当应用IQM度量[4]时，结果也是这样(最下面一行)。可以观察到，基于这个度量，我们的方法主要是放大对比度(蓝色)。

3. 结果与讨论

所提出的策略在真实的水下视频和来自不同可用的业余摄影师收藏的图像中进行了测试。结果，使用各种相机和设置捕获了图像和视频。然而，一个重要的观察是，我们只处理8位数据格式，尽管许多专业相机可以选择以RAW模式拍摄，这种模式通常以12位格式存储相机传感器的未处理数据。

对于 800×600 帧，我们的技术在计算上是有效的，大约需要2秒(Matlab代码)，但我们相信优化的实现可以在普通硬件上实时运行。读者可参考补充材料了解其他结果(图像和视频)。通过一般的视觉检查，可以观察到我们的技术能够产生准确的结果，增强了全局对比度，颜色和精细细节，同时很好地保留了视频的时间相干性。

在图5中，我们将我们的结果与Schechner和Averbuch[25]的偏振技术进行了比较，该技术使用宽视场偏振光拍摄的两帧。通过将我们的技术应用于其中一个输入的白平衡版本，我们能够产生更令人愉悦的图像版本。

在图6中，我们将我们的技术与几种特殊的水下增强技术进行了比较。我们考虑了专门的单一水下图像增强技术[5]，也考虑了最近的专门去雾技术[27]。通过更仔细的检查(也请观察

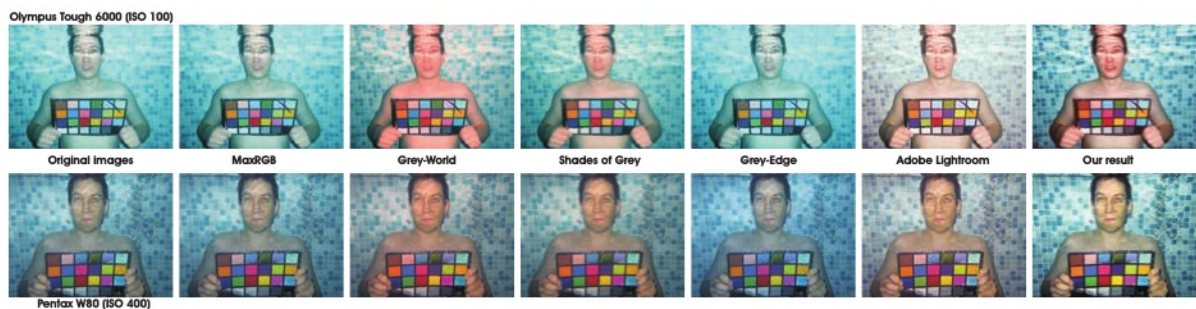


图7。对**不同摄像头的鲁棒性**。我们将我们的算法应用于一组水下图像，这些图像包含不同专业相机拍摄的标准麦克白颜色检查器(图中为奥林巴斯Tough 6000和宾得W80，完整的图像请参考补充资料)。此外，还对图像采用了几种白平衡算法。

如图6的中间行)，我们的结果呈现较少的光晕和颜色失真。对于这个例子，为了可视化对比度是如何被修改的，我们使用了IQM度量[4]，该度量最初是用来评估音调映射算子的。该度量利用了人类视觉系统对三种类型的结构变化敏感的模式：可见对比度的损失(绿色)，不可见对比度的放大(蓝色)和可见对比度的反转(红色)。一般来说，与其他考虑的方法相比，我们方法最主要的结构变化特征是对比度的放大(蓝色)，只有极少数位置表现出对比度的反向(红色)和损失(绿色)。

由于通常不同相机捕捉到的颜色不同，我们证明了我们的算法独立于某些相机设置。我们将我们的算法应用于一组水下图像，这些图像包含由7台不同的专业相机拍摄的标准麦克白颜色检查器(见图7，完整的图像请参阅补充资料)。乍一看，这些专业相机引入了各种偏色。我们的方法显示出高稳健性，可以保持不同相机颜色外观的均匀性。请读者参阅本研究的补充材料，该研究从统计上解释了参考色块与不同方法的注册结果之间的差异。

我们的技术在处理用糟糕的频闪和人工光源拍摄的深景物图像时显示出局限性。在这种情况下，即使可以得到一些增强，但蓝色的外观仍然存在。此外，当照明较差时，场景的非常远的部分不能可靠地恢复。与硬件和基于偏振的技术相比，远距离物体和区域的恢复也代表了我们方法的一般限制，由于额外的可用信息，在这种情况下，基于硬件和基于偏振的技术通常表现更好。



图8。**局部特征点匹配**。与原始图像(上)相比，在增强后的图像(下)上应用标准SIFT，匹配结果有了明显改善。

3.1. 应用程序

我们发现我们的技术适用于以下部分简要描述的其他几个应用程序。更多的结果也包括在补充材料中。

通过局部特征点匹配图像是许多计算机视觉应用的基本任务。我们将SIFT[18]算子应用于水下图像的初始对以及图像的恢复版本(见图8)。在这两种情况下，我们都使用了SIFT的原始实现，应用方式完全相同。对于初始情况，SIFT过滤3个良好匹配和1个不匹配，而增强图像版本的匹配产生43个有效匹配，没有不匹配。这些有希望的结果表明，我们的技术没有引入伪影，而是主要恢复了水下图像的全局对比度和局部特征。

分割的目的是根据某些特征(如纹理、颜色)将图像划分为不相交和均匀的区域。在这项工作中，我们使用GAC++

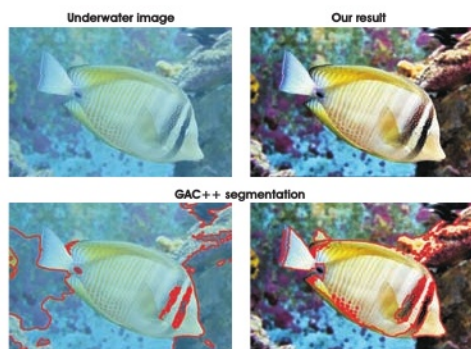


图9。图像分割。用我们的方法处理水下图像，分割结果更加一致，而过滤后的边界在感知上更加准确。

[22]代表了一种最先进的测地线主动轮廓方法(变分PDE)。图9证明，通过使用我们的方法处理水下图像，分割结果更加一致，而过滤后的边界在感知上更加准确。这项任务证明了我们的技术不会在靠近物体边界的地方引入晕。

图像去雾化[11,3]是从被破坏的图像中去除雾霾和雾效果的过程。由于光散射过程导致雾霾和水下环境之间的相似之处，我们发现我们的策略适合于这项具有挑战性的任务。然而，如前所述，由于水下光的传播更为复杂，我们认为图像去雾可以被视为水下图像恢复问题的一个子类。与最先进的单幅图像去雾技术[11,17]的对比结果如图10所示。

参考文献

- [1] R. Achanta, S. Hemami, F. Estrada, and S. Sussangkarn. Frequency-tuned salient region detection. *IEEE CVPR*, 2009.
- [2] C. O. Ancuti, C. Ancuti, and P. Bekaert. Fusion-based restoration of the under-water images. In *IEEE ICIP*, 2011.
- [3] C. O. Ancuti, C. Ancuti, C. Hermans, and P. Bekaert. A fast semi-inverse approach to detect and remove the haze from a single image. *ACCV*, 2010.
- [4] T. O. Aydin, R. Mantiuk, K. Myszkowski, and H.-S. Seidel. Dynamic range independent image quality assessment. In *SIGGRAPH*, 2008.
- [5] S. Bazeille, L. J. I. Quidu, and J. P. Malkasse. Automatic underwater image pre-processing. In *Proc. of CMM*, 2006.
- [6] E. P. Bennett, J. L. Mason, and L. McMillan. Multispectral bilateral video fusion. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2007.
- [7] P. Burt and T. Adelson. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communication*, 1983.
- [8] D.J. Jobson, Z. Rahman, and G.A. Woodell. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997.
- [9] M. Ebner. *Color Constancy*, Wiley 1st edition. 2007.
- [10] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski, and R. Szeliski. Edge-preserving decomposition for multi-scale tone and detail manipulation. *SIGGRAPH 08*.
- [11] R. Fattal. Single image dehazing. *SIGGRAPH*, 2008.
- [12] G. D. Finlayson and E. Trezzi. Shades of gray and colour constancy. *IS&T/SID Twelfth Color Imaging Conference: Color Science, Systems and Applications, Society for Imaging Science and Technology*, pages 37–41, 2004.



图10。单幅图像去雾。我们的方法能够与专业的单图像去雾技术相媲美，甚至更准确。

- [13] A. Gijsenij and T. Gevers. Color constancy using natural image statistics and scene semantics. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 33(4):687–698, 2011.
- [14] M. Grundland, R. Vohra, G. P. Williams, and N. A. Dodgson. Cross dissolve without cross fade. *Computer Graphics Forum*, 2006.
- [15] D.-M. He and G. G. L. Seet. Divergent-beam lidar imaging in turbid water. *Optics and Lasers in Engineering*, 2004.
- [16] D. M. Kocak, F. R. Dalgleish, F. M. Caimi, and Y. Y. Schechner. A focus on recent developments and trends in underwater imaging. *Marine Technology Society Journal*, 2008.
- [17] L. Kratz and K. Nishino. Factorizing scene albedo and depth from a single foggy image. *ICCV*, 2009.
- [18] D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. Jour-nal of Comp. Vision*, 2004.
- [19] B. L. McGlamery. A computer model for underwater camera systems. *Ocean Optics*, 1979.
- [20] T. Mertens, J. Kautz, and F. V. Reeth. Exposure fusion. *Comp. Graph. Forum*, 2009.
- [21] S. Narasimhan and S. Nayar. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell.*, 2003.
- [22] G. Papandreou and P. Maragos. Multigrid geometric active contour models. In *IEEE Trans. on Image Processing*, 2007.
- [23] S. Paris and F. Durand. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach. *Int. Journal of Computer Vision*, 2009.
- [24] T. Pu and G. Ni. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform. *Opt. Eng.*, 2000.
- [25] Y. Schechner and Y. Averbuch. Regularized image recovery in scattering media. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.*, 2007.
- [26] R. Schettini and S. Corchs. Underwater image processing: State of the art of restoration and image enhancement methods. *J. on Adv. in Sig. Proc.*, 2010.
- [27] J.-P. Tarel and N. Hautiere. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2009.
- [28] C. Tomasi and R. Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, 1998.
- [29] J. van de Weijer, T. Gevers, and A. Gijsenij. Edge based color constancy. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007.
- [30] J. Zimmerman. An evaluation of the effectiveness of adaptive histogram equalization for contrast enhancement. *IEEE Trans. on Med. imaging*, 1988.