Abstract

我们提出了一种改善对受依附的雨滴和雨滴划痕影响的图片进行图像分割任务的方法。我们采用了一组使用一种由一片被真实水滴附着的相机镜片与另一片保持干燥的相机镜片组成的照相系统拍摄的新颖的双目立体视觉数据集。我们使用这个数据集训练了一个去噪生成器，并且该生成器在图像重构和道路标线分割方面，去除真实雨滴影响的效果显著。为了深入测试我们的去噪方法，我们设计(describe)了一个为任何图像添加机器生成的附着雨滴与雨滴划痕的方法，并使用这一技术作为代表来展示在一般的语义分割情况下我们模型的有效性。我们用CamVid路线标识分割数据集、Cityscapes语义分割数据集和我们自己的真实雨滴数据集作为基准来测试我们的结果，并且在所有任务中都展示出了显著改善。

1. introduction

如果我们想要机器在户外工作并且进行观察时，他们不得不会在雨中进行工作。当雨水和镜片相互影响时，机器视觉则会变得更加艰难——夸张的图像局部扭曲会极大地干扰图像识别任务。但是这些扭曲并不是噪声，它们是由体系形成的，光场被简单地扭曲和减弱，相应地光场也可以根据体系建成模型并逆向还原。

在这一工作中，我们研制出一种用于在预处理步骤中去除镜片上的雨滴影响的滤波器。例如语义分割任务，语义位置分割任务或道路标识分割任务的几项图像任务均会受到镜头上或外壳上存在的雨滴的影响。在这篇论文中我们选择了使用分割作为样例任务来测试我们方法的有效性。目前已经由许多方法来获取多模态数据，进行领域自适应或者在人工数据上进行训练，然而这将会导致难以处理，因为

1. 获取下雨照片是耗时耗钱或者说不可能适用于许多任务和准备工作的，尤其是在需要数据标记数据集的监督训练中。

2. 使用增强数据来训练，领域自适应或者微调每一个独立任务时难以处理的。

我们采用了一种不同的方法并且构建了一个系统作为图像预处理器，来输出能提高在图像上的许多图像任务表现的纯净的、去除雨滴的图像。

我们开始于制作了一个由一片被水滴影响的镜片与另一篇干燥镜片拍摄的定做真实短基线双目立体数据集。这一方法和仪器在IV-A部分进行展示。使用这一数据集，我们训练了一个去除雨滴生成器，这一生成器大幅度提高了图像的视觉效果和道路标识分割的修复效果。

其次，我们提出了一种有效的为任一图片使用GPU渲染器添加机器生成的附着雨滴雨痕的方法。这一系统在III-A部分进行展示。由于CisyScapes数据集提供了优秀的分割图像标注，但没有包含镜片上含有显著雨滴的照片，我们便采用了这一技术对数据进行了修改并使用这些数据代为研究雨滴在一般语义分割时产生的影响。此外，我们制造了一个通过在所有Oxford Robot数据和CamVid数据上添加机器生成的雨滴所形成的人工雨滴数据集。

我们主要的成果有：

* 一个能够生成最先进的数据结果的去除雨滴模型
* 使用机器生成雨滴方式代为研究雨滴对拥有正确图像标注但不包含雨滴图像的数据集进行分割任务产生的影响。
* 以及一个真实的由大范围动态场景的雨滴图像和纯净图像构成的短基线双目立体数据集。

我们的目标是展示对图像进行预处理相较于使用增强雨滴数据训练，再训练或微调某一特定任务模型时，会有更好的表现。

我们用如下任务作为基准来检测了我们的去除雨滴模型。

* 道路标识分割和对由镜头受雨滴影响图像和干燥镜头下的图像组成的短基线双目立体数据集进行图像修复。
* 对真实数据集进行图像重构。
* 对添加了电脑生成雨滴的CamVid和RobotCar数据图像进行道路标识分割和图像修复。
* 对添加了电脑生成雨滴的Cityscapes图像进行语义分割。

这些质量和数量效果在V部分进行展示。

1. Related Work

广义上来说，一张图像的质量可以受坏天气两方面影响。一方面，空气中的污染物，例如下落中的雨、雾、烟雾或雪，会降低可见度或者遮盖一部分场景但并不至于显著扭曲图像。另一方面，附着的污染物如附着在透明表面或镜片上的雨滴，通常会严重扭曲图像，本质上像一个多角度模糊不清的二手镜片。不少技术已经用于清洗第一种图像，比如那些依靠于[12]-[16]的技术。然而这些技术并不能用于修复那些被附着雨滴影响的图像，因为涉及的光学理论与那些在空中的雨滴完全不同。这一部分的剩余部分将大概描述一些用于处理附着雨滴或雨痕的影响的技术。

***雨滴的模型化系统建立与仿真：***在机器视觉的背景下，部分研究尝试了将附着的雨滴的结构与光学性质进行建模，RIGSC的作者[17],[18]首次将雨滴模型化为球体部分，在之后用2D贝塞尔曲线解释了重力的影响，并且在实验中证实了一个符合物理性质的水滴形状可以用这种方法进行计算。进一步的研究并模型化附着雨滴的边缘暗带，展示了一种简易化的模型有能力去准确在雨滴的表面上完成图像矫正。

我们依据[17],[18]和[19]的工作建立了简易的人工合成雨滴模型，通过存储照片中在之后运行过程中使用类似于meta-balls的方法进行扭曲和融合的雨滴法线贴图。

另外，一部分小数据集被制作出用于作为基准测试去除雨滴技术的准确性。在[21]中，水被喷洒到适配在相机前方的玻璃板上，但由于不同时间照明和场景的变换并没有提供数据标注。一段镜头受真实雨滴影响的视频序列，同样并没有提供数据标注。[22]的作者使用一片被喷撒上水滴的玻璃板来研究他们的水滴检测和去除流水线操作的表现，但也只提供了对水滴位置的标注数据。第一个尝试提供精确的标注数据的人是[11]，这些标注数据的图像都是由放置喷上水滴的玻璃板和未放置的照相机捕获的静态场景。但这一操作也很难达到当下深度学习方法所需要的图像数量大小。在我们了解下，我们是第一个对真实世界的含有准确清晰的数据标注和各种各样雨滴类型和大小标注的顺序动态场景数据集进行记录的。

***雨滴检测和去除：***在[17]和[18]中，雨滴通过尝试匹配一个在假设存在的真实雨滴位置的人工合成雨滴模板来进行检测。这种方法在真实雨滴形状与模板雨滴形状差别显著时失效。[22]的作者通过观察得到雨滴中动作速度会较场景中速度慢1/30到1/20，采取了一种不同的方法。他们使用这一信息来检测雨滴并通过结合图像补全技术和雨滴扭曲图像的数据恢复技术，尝试进行图像修复。所有这些技术都使用了多帧信息来进行图像重构，但并不适用于单帧图像。

[23]-[26]采用了多摄像机和摄像机云台设置。这些技术使用数据差异来检测雨滴并随后尝试用其他镜片获取的数据信息对被影响区域进行替换。这一方法同样不适用于单帧图像并建立在了所有相机中这一相同区域不会全被覆盖。

[21]采用了卷积神经网络来修复被灰尘和雨水影响的图像。他们一个简易的三层结构，每一层含有512个神经元，这一技术对于小型水滴效果很好但对于大型污染物失效。[11]采用了一个大更多的伴有注意力机制的GAN[27]神经网络模型[28]。他们为他们的静态数据集的雨滴注意机制面具提供了数据标注，训练了一个输出雨滴位置热图的循环神经网络模型。这一热图之后与输入图像联合并进入GAN训练。他们产生了最为先进的结果并将他们的数据集进行了公开，使得我们能够直接将我们的方法与他们进行比较。

3. Learning To Clean Images

A. 电脑生成的合成雨滴

我们基于[17]-[19]的工作完成了我们的简易人工雨滴合成模型，使用一种普通的统计学方法来生成雨滴位置，使用融球[20]模型化雨滴之间的相互影响，使用GPU渲染器有效地使这一表现生效。

我们使用这一假设为小孔摄像机地普通折射模型创造出了原生雨滴。折射角由一种与法相贴图[29]相似的体系进行编码，通过使用一个T质感地红绿波段，蓝色波段编码生成的雨滴厚度展示的二维查找表。这种T质感而后被透明图层所遮盖并将该雨滴与背景图片和其他雨滴进行调和，正如样例3a所示。由于雨滴表现和普通镜片相似，于是世界坐标系下的坐标(xr,yr)可由雨滴表面位置(u,v)通过如下简化的折射模型渲染得到：

（公式）

每一图像位置(u,v)都有一个可能的Pr作为它的原生雨滴中心，这一可能的Pr由一个随机的Sx，Sy值在水平垂直方向进行规约得到。对于每一时间点，雨滴的中心可能会在雨滴直径d的作用下经历水平方向像素Dx和垂直方向像素Dy的下滑。

(公式)

Pd代表垂直方向上下滑的可能性，x代表下滑中水平方向的随机偏离。

对于每一时刻，相互靠近的雨滴采用融球方法[20]进行合并，如样例3b所示。自然，每一不属于雨滴的纹理位置T(u,v)由与背景图像垂直的法线进行编码。最终，图像使用由T纹理定义的法线贴图进行取样来生成一个与样例1左上角图像类似的结果。

使用这一技术我们制作了三种人工合成的雨滴数据集。

* 添加了人工合成雨滴的CamVid数据集，并完成了道路标识数据标注。
* 添加了人工合成雨滴的Cityscapes数据集，并完成了语义分割数据标注。
* 添加了人工合成雨滴的我们的干燥环境下双目立体数据集，并完成了道路标识数据标注。

(图片)

B. 雨滴去除网络

这一雨滴去除网络结构基于Pix2PixHD[30]。这一结构将在样例2中进行展示。我们应用了四层步长为2的卷积层，伴随着9个残差网络单元和4层反卷积层。我们通过监督输入图像大部分图像结构、光照强度和良好细节应被保持来激励跳跃链接的增加。

为了得到更好的图像泛化和修复，我们放弃使用任何直接的像素级别的缺失而改用结合对抗、感知和对多角度特征鉴别损失的方法。这一鉴别器架构由一个含有五层，类似于PatchGAN[32]的CNN实现。我们将在下一部分展示全部的损失结构。

C. Losses

与[33]类似，我们在生成器的输出中应用了通过鉴别器得到的对抗损失。这一损失函数的公式为:

(公式)(3)

我们训练这一鉴别器用于最小化如下损失:

(公式)(4)

其中Iderained是从一堆之前的去雨图片中取样得到的。

感知损失被应用于标签与重构后的图像中:

(公式)(5)

其中nvgg代表了用于计算损失的VGG层数个数，wiperc=2(nvgg-i)权衡了每一层的重要性。

另外，多角度鉴别特征损失被应用于标签与重构后的图像中:

(公式)(6)

其中nadv代表了用于计算损失的鉴别器层数个数，wiadv=2(nadv-i)权衡了每一层的重要性。

完整的生成器目标Lgen则为:

(公式)(7)

每一个λ都是用于权衡每个损失函数的影响力大小的超参数。

我们希望估算出生成器函数G使得:

(公式)(8)

在接下来的部分我们将描述神经网络是如何训练以最小化如上损失的。

IV. Experimental Setup

1. 立体雨滴数据集

在这一部分我们将展示我们使用一片被水影响的镜片和另一篇干燥镜片来记录我们的短基线双目立体数据集的硬件设备。这一招相机设置在样例8中进行展示。一个3D打印得到的双边特制容器，用两块丙烯酸干净玻璃板夹住和放在两块镜片前方，容器左边部分保持干燥，而右边部分则用一个内置的配置于容器顶部的喷口喷入水滴。容器的角度与照相机轴方向有关，可修改后用于模拟一个倾斜的挡风玻璃，镜片之间的距离也能依据此来增加减少来复刻对雨滴的不同程度的聚焦和模糊。

喷口可以在右边容器全方位喷撒，且能够制造出和水的水痕一样直径一到八毫米不等的水滴。这一多样性的目标由用一定数量的脉冲宽度调制器控制水压实现。水在容器下方流走并回到循环存储的水箱。使用的照相机为拥有4毫米F/1.4镜片的PointGrey公司Grasshopper2系列相机，相机基线为29毫米并自动同步。这一系统十分便携并且因为右边容器的抽取和水箱形成的内循环，水源十分充分。

我们通过在牛津周围驾驶收集了大约50000对图像数据。这些图像对都是无失真的、裁剪的和同一水平线的。我们选择了4818对图像构成了训练、验证和测试数据集。从测试部分中，我们为500份图像制作了道路标识分割的数据标注。我们数据集中的一个例子在样例7中进行展示。

相较于之前极力收集的[11]数据集，我们的设置是一种一劳永逸的方法：一旦立体摄像机被安装在交通工具上，收集大量易于裁剪整齐一致的图像对就十分简单了。

(图片)

1. 训练

我们使用一种类似于[30]的神经网络训练方案。每一次迭代，我们先用从先前目标为最小化Ldisc的迭代中获取的干净的图像和去雨的图像训练鉴别器，之后在输入的雨滴图像上进行训练最小化Lgen。我们采用初始学习率为0.0002的Adam优化器、batch为1、λ系数为1。

1. 分割任务

我们使用训练过的生成器G来对所有输入雨滴图像进行去雨处理。为了以道路标识分割任务做基准来检测包括机器生成雨滴和真实雨滴的图像，我们用[4]的方法-使用二分法训练语义分割网络来进行语义分割。为了以语义分割任务为基准来测试机器生成雨滴的图像，我们使用了能达到Cityscapes数据集最先进的表现的DeepLab v3[36]方法。

这一生成器在英伟达泰坦XGPU上能以大约1HZ的频率完成1280\*960图像的去雨，以3HZ的频率完成640\*480图像的去雨。

V. Results

我们基于几项任务中考虑的几项指标检测我们的去雨结果，并在图像重构的质量上展示其结果。

1. Quantitative Results

列表1展示了在RobotCar中拥有真实水滴，RobotCar中打上电脑合成雨滴以及CamVid中打上电脑合成雨滴的数据情况下，对于道路标识分割的结果。我们的模型基准用从干净图像训练得到的模型来测试干净图像得到的表现作为展示。对于RobotCar，Robotcar和CamVid数据集，在用从干净图像训练得到的模型测试雨滴图像时，表现结果严重退步。用由雨滴图像扩充得到的数据集重新训练道路标识分割模型会导致表现结果的提高。然而，使用我们的方法进行去雨并用从干净图像训练得到的模型测试这些图像修复了分割任务的表现程度，使其与干净数据集上的基准标识十分相近。样例4展示了CamVid图像去雨前后的道路标识分割结果。样例5展示了RobotCar图像去雨前后的道路标识分割结果。

如预期那样，用扩充了雨滴图像的数据集重新训练分割模型有助于提高分割表现，然而，使用一种特定的去雨预处理步骤能显著超过这一方法，甚至是在从完全干净的图像上训练得到的模型上测试时。这是拥有一个完全用于图像到图像的映射任务（去雨任务）的可预想到的好处，使得向分割任务提供图像数据类型的数量减少。

列表IV-B展示了Cityscapes数据集进行语义分割的结果，我们对4种不同的模型和数据集组合进行了检测。

* 在Cityscapes干净图像训练的模型上测试Cityscapes干净图像
* 在Cityscapes干净图像训练的模型上测试Cityscapes雨滴图像
* 在Cityscapes干净图像和雨滴图像训练的模型上测试Cityscapes干净图像
* 在Cityscapes干净图像训练的模型上测试Cityscapes去雨图像

类似于道路标识分割，在比较测试雨滴图像和干净图像时我们注意到相同严重的表现偏差。同样的，同干净图像训练的模型测试去雨图像相较于用扩充雨滴图像数据训练的模型测试雨滴图像有更为显著的好的表现。样例3展示了Cityscapes数据集去雨前后的语义分割。

1. Reconstruction Results

列表3展示了用两种通用图像质量指标-PSNR和SSIM衡量的图像重构后的质量结果。我们用真实的RobotCar雨滴图像，电脑合成雨滴图像，CamVid电脑合成雨滴以及[11]提供的数据集做基准测试我们的模型。RAW列展示了雨滴照片的质量，而DERAINED列展示了去雨图像的质量，都与他们的清晰的数据标注有关。我们得出，在任何情况，和参考中使用未经处理的雨滴图像训练的方法相比，用我们的预处理器去除雨滴影响的图像的雨滴增加了图像质量。真实世界的雨滴图像数据集和电脑生成雨滴图像数据集都比[11]提供的雨滴图像更为显著的质量低，正如RAW列所展示的。

列表4展示了[11]提供的参考雨滴数据图像重构后的结果。我们得到结论-我们在被雨影响的图像上达到了最先进的PSNR重构结果，并且只有较小的SSIM值。但是，和[11]相反，不需要[28]注意力机制，从而简化并加快了结论的得出和训练。

VI. Conclusions

我们展示了一个能够修复在重要的分割任务中被附着雨滴影响的图像。我们结果显示，一种在自动驾驶中十分重要的任务-道路标识分割任务会被附着雨滴严重影响，但图像表现能够首先通过去雨预处理器进行修复。相似的，我们在一个对各方面重要的任务-语义分割任务展现出了相同的减少和修复表现。另外，我们关于图像修复质量生成了最为先进的结果，能够在真实时间中进行运行。最后，不论线上还是线下，我们的系统在分割通道外进行图像流处理，并因此能够自然用于许多已存在的系统的前端。数据集在https:// ciumonk.github.io/RobotCar-rainy/进行公开，在https://ciumonk. github.io/RobotCar-rainy/video.html上有描述我们结果的视频。

VII. Feature Work

未来工作也许会因为电脑合成雨滴在训练中能够在数量上而非质量上改善基于图像处理的任务表现，所以涉及设计一个机制来生成难以区分是否是真的雨滴的电脑合成雨滴。

VIII. Acknowledgements

这项工作Oxford-Google DeepMind Graduate Scholarships和Programme Grant EP/M019918/1。我们希望致谢Valentina Musat为我们的数据集标签道路标记。