没钱买华为P30? 这个图像超分辨率项目帮你「拍」出高清照片

机器之心 2019-03-27

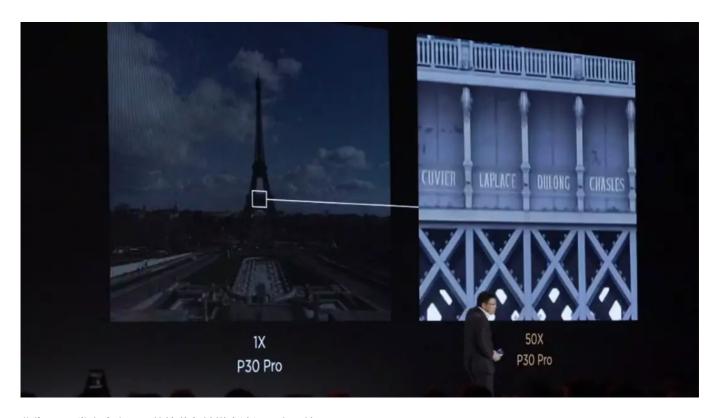
选自GitHub

项目作者: Francesco Cardinale等

机器之心编译

华为刚刚发布的 P30「望远镜」手机能在几十米外拍到埃菲尔上的人名,确实令人佩服,但其售价也是令人望而生畏。那么,不买华为手机、高级单反就拍不到充满细节的高清照片了吗?

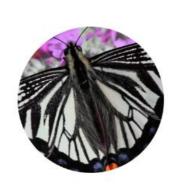
相机不够算法凑,拥有超级拍照能力的手机也离不开算法的加持。本文介绍的 图像超分辨率项目可以帮你补齐相机镜头的短板。

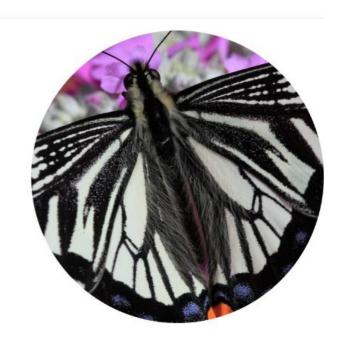


华为 P30 发布会上展示的埃菲尔铁塔高清远距离照片。

今天,一位 Reddit 网友贴出了自己基于 Keras 的图像超分辨率项目,可以让照片放大后依然清晰。先来看一下效果。

Image Super-Resolution (ISR)





放大数倍后,照片中的蝴蝶(蛾子?)依然没有失真,背上的绒毛清晰可见。

作者表示,该项目旨在改善低分辨率图像的质量,使其焕然一新。使用该工具可以对图像进行超级放缩,还能很容易地在 RDN 和 GAN上进行实验。

该项目包含不同残差密集网络的 Keras 实现,它们可用于高效的单图像超分辨率(ISR)。同时作者还提供了各种文档资料以帮助训练模型,包括如何使用对抗损失组件训练这些网络。

项目示例

这些示例使用的放大因子(upscaling factor)为 2, 即像素数扩大两倍。大家可在 sample_weights 中查看生成示例图像的权重,它们存储在 git lfs 上。如要下载这些权重,你需要 先复制该 repo, 然后运行 git lfs pull。

左图为原始的低分辨率图像,中间图为该网络的输出结果,右图为使用 GIMP bicubic scaling 得到的基线模型放大结果。



下面是不同方法作用于噪声图像的效果对比,这些方法分别是:使用 bicubic scaling 的基线模型、使用像素级内容损失函数训练的 RDN 网络,以及使用 VGG19 内容压缩数据集和损失函数进行 重训练的 RDN 网络。该 repo 包含这些模型的权重。



Bicubic up-scaling (基线模型) 的输出结果示例。



使用像素级内容损失函数训练的 RDN 网络的输出结果示例。



使用 VGG 内容和对抗损失组件训练的 RDN 网络的输出结果示例。

超分辨率项目有什么

前面展示的超分辨率效果都是根据该项目实现的不同模型做出来的。超分辨率希望根据已有的图像信息重构出缺失的图像细节,它通常借助卷积神经网络抽取图像信息,再通过转置卷积将这些信息扩展到希望获得的图像分辨率。

在这个项目中,作者新增了很多模块与特征,例如使用 VGG 与 GAN 实现真实的放大图像。该项目主要实现的是 RDN 与 RRDN 网络,且同时还提供了预训练权重和 Colab 教程。不论是训练还是推断,根据这些资料我们都可以快速上手。

此外,该项目目前已经可以发布到 PyPI 上了,因此安装也只需键入 pip 命令即可。

总而言之,整个项目实现了三个超分辨率网络,且采用了 Keras 版的 VGG-19 作为特征抽取模块。如下所示为三个超分辨率网络的相关研究:

- Residual Dense Network for Image Super-Resolution(Zhang et al. 2018, arXiv:1802.08797)
- ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks(Wang et al. 2018, arXiv:1809.00219)
- Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network(SRGANS, Ledig et al. 2017, arXiv:1609.04802)

如果我们想要生成上面那样的高清图,该项目还提供了一系列的资源:

- 文档: https://idealo.github.io/image-super-resolution/
- 代码: https://github.com/idealo/image-super-resolution/
- Colab 推断代码: https://colab.research.google.com/github/idealo/image-super-resolution/blob/master/notebooks/ISR_Prediction_Tutorial.ipynb
- Colab 训练代码: https://colab.research.google.com/github/idealo/image-super-resolution/blob/master/notebooks/ISR Traininig Tutorial.ipynb

超分辨率项目怎么用

你可以选择两种方式安装图像超分辨率(ISR)包。

从 PyPI 中安装 ISR (推荐):

```
pip install ISR
```

从 GitHub 源安装 ISR:

```
git clone https://github.com/idealo/image-super-resolution
cd image-super-resolution
python setup.py install
```

预测

如果我们需要扩展低像素图像,简单两步就能借助 ISR 执行超分辨率。首先加载图像并做一定的预处理:

```
import numpy as npfrom PIL import Image
img = Image.open('data/input/test_images/sample_image.jpg')
lr_img = np.array(img)/255.
lr_img = np.expand_dims(lr_img, axis=0)
```

加载模型并执行预测:

```
from ISR.models import RDN

rdn = RDN(arch_params={'C':6, 'D':20, 'G':64, 'G0':64, 'x':2})
rdn.model.load_weights('weights/rdn-C6-D20-G64-G064-x2_enhanced-e219.hdf5')

sr_img = rdn.model.predict(lr_img)[0]
sr_img = sr_img.clip(0, 1) * 255
sr_img = np.uint8(sr_img)
Image.fromarray(sr_img)
```

训练

如果需要使用你的数据集重新训练超分辨率模型,那我们也只需要改一改参数。如下首先创建模型:

```
from ISR.models import RRDN
from ISR.models import Discriminator
from ISR.models import Cut_VGG19

lr_train_patch_size = 40
layers_to_extract = [5, 9]
scale = 2
hr_train_patch_size = lr_train_patch_size * scale

rrdn = RRDN(arch_params={'C':4, 'D':3, 'G':64, 'G0':64, 'T':10, 'x':scale}, patch_size=
f_ext = Cut_VGG19(patch_size=hr_train_patch_size, layers_to_extract=layers_to_extract)
discr = Discriminator(patch_size=hr_train_patch_size, kernel_size=3)
```

创建 Trainer 对象,并将训练的各种配置传递到该对象中:

```
from ISR.train import Trainer

loss_weights = {
    'generator': 0.0,
    'feat_extr': 0.0833,
    'discriminator': 0.01,
}

trainer = Trainer(
```

```
generator=rrdn,
   discriminator=discr,
   feature extractor=f ext,
   lr train dir='low res/training/images',
   hr_train_dir='high_res/training/images',
   lr_valid_dir='low_res/validation/images',
   hr_valid_dir='high_res/validation/images',
   loss_weights=loss_weights,
   dataname='image_dataset',
   logs_dir='./logs',
   weights dir='./weights',
   weights_generator=None,
   weights_discriminator=None,
   n_validation=40,
   lr_decay_frequency=30,
   lr decay factor=0.5,
   T=0.01,
)
```

开始训练:

```
trainer.train(
    epochs=80,
    steps_per_epoch=500,
    batch_size=16,
)
```

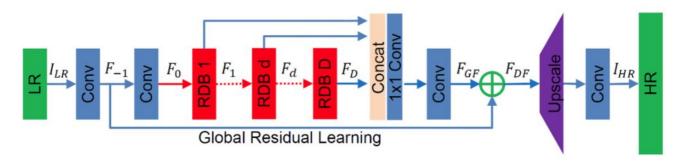
网络架构与超参数

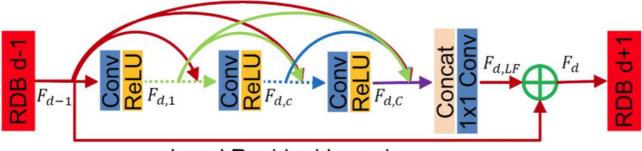
实际上,如果我们需要重新训练,那么还需要了解具体的参数都表示什么。这一部分介绍了各超分辨率网络的架构与对应超参数。

RDN 网络架构

RDN 网络架构的主要参数如下:

- D: 残差密集块 (RDB) 数量
- C: RDB 内部堆叠的卷积层数量
- G: RDB 内部每一卷积层的特征图数量





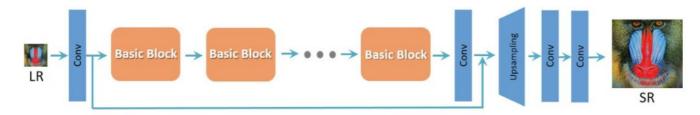
Local Residual Learning

图源: https://arxiv.org/abs/1802.08797

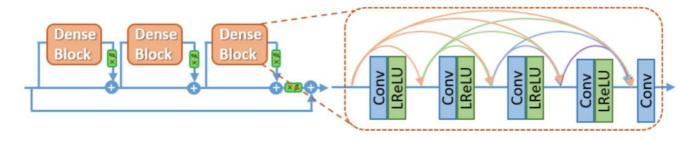
RRDN 网络架构

RRDN 架构的主要参数如下:

- T: 残差密集块内的残差数量 (RRDB)
- D:每一 RRDB 内部的残差密集块 (RDB)的数量
- C: RDB 内部堆叠的卷积层数量
- G: RDB 内部每一卷积层的特征图数量



Residual in Residual Dense Block (RRDB)



图源: https://arxiv.org/abs/1809.00219

本文为机器之心编译,转载请联系本公众号获得授权。

%-----

加入机器之心(全职记者 / 实习生):hr@jiqizhixin.com

投稿或寻求报道: content@jiqizhixin.com

广告 & 商务合作: bd@jiqizhixin.com

喜欢此内容的人还喜欢

瞄准GPT-3落地难题,首个千亿中文大模型「盘古」问世,专攻企业级应用机器之心

市场监管总局依法对美团涉嫌垄断行为立案调查

侠客岛

你为什么总是羡慕别人?

不打烊画社