

Zhu-Net——一个隐写分析网络

原创

Jhouery 于 2021-10-26 23:30:04 发布 215 收藏 4

文章标签: [网络](#) [计算机视觉](#) [深度学习](#)

版权声明: 本文为博主原创文章, 遵循 [CC 4.0 BY-SA](#) 版权协议, 转载请附上原文出处链接和本声明。

本文链接: https://blog.csdn.net/weixin_48654804/article/details/120981523

版权

Depth-wise separable convolutions and multi-level pooling for an efficient spatial CNN-based steganalysis

TIFS2019

这是来自北邮的一篇论文

论文地址

GitHub地址 <https://github.com/niefengxxx/SepNet>

但是GitHub上只有一个py文件两个numpy文件, 感觉量少少诶。

Zhang, Ru, et al. "Depth-wise separable convolutions and multi-level pooling for an efficient spatial CNN-based steganalysis." IEEE Transactions on Information Forensics and Security 15 (2019): 1138-1150.

Zhu-Net是一个隐写分析网络。

长期以来, 隐写和隐写分析相互对抗。隐写术尽可能地将秘密信息隐藏到一个特定的cover image, 且尽可能地减少对cover image的影响, 使得cover image在视觉质量和统计特征上尽可能接近原始图片。而隐写术利用信号处理和机器学习的理论, 分析隐写图像和cover (载体图像) 之间的统计差异, 通过增加特征等方式提高检测精度。

在此之前, 已经有诸多隐写网络的存在, 比如XU-Net, Ye-Net等。这些隐写网络的目的都是进行一个二分类, 区分隐写图像和正常图像。

说到图像分类就不得不说到表示学习, 特征提取。

隐写图像可以看做是一个正常的图像信号, 叠加上一个隐写的噪声信号。这里可以有一个先验知识, 也就是隐写术的基本要求。隐写术要求隐写信息的嵌入尽量不损失图像的质量, 这也就说明图像的隐写信号往往是嵌入到图像的边界或纹理位置, 因为这部分像素改变会对图像的损失最小。还有就是考虑到提取方式, 比如利用差分提取隐写信息等, 这些算法会根据相邻像素的关系嵌入隐写信息。这部分因隐写方式而异。

网络结构

整体结构如下。

为了保证隐写网络提取的效果，网络前期并不使用平均池化操作。

此外还有一些细节内容。

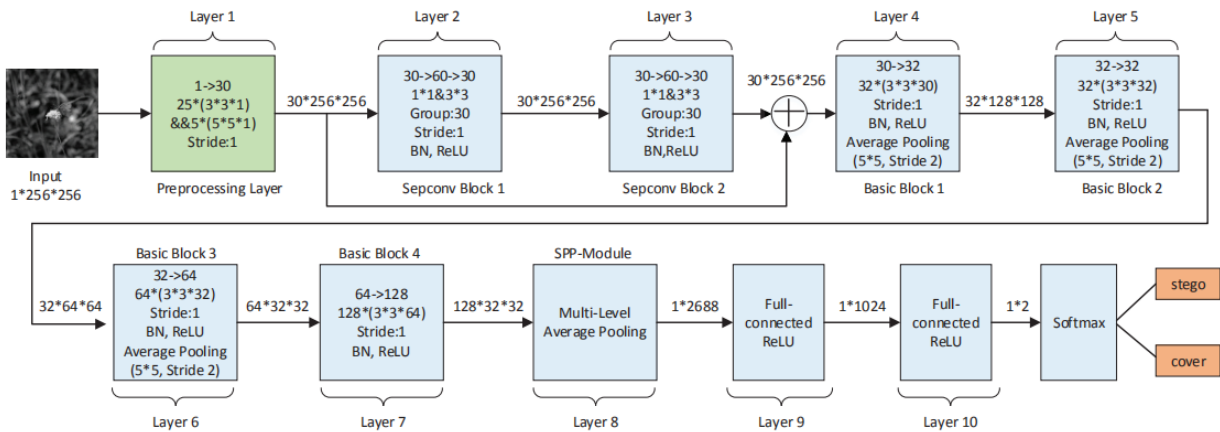


Fig. 1. The architecture of the proposed CNN. For each block, $x_1 \rightarrow x_2$; $x_2(a * a * x_1)$ denotes the block with the kernel size $a * a$ for x_1 input feature maps and x_2 output feature maps. Batch normalization is abbreviated as BN.

CSDN @Wilde J

1 预处理层

因为图像可以看做是一个原始信号加上一个隐写噪声信号。所以在网络之前对图像进行预处理，使用滤波器提取它的残差信号，也就是提高信噪比SNR（隐写信号比原始图像的信号），存在必要。

首先是使用高通滤波器SMR，这是5X5的卷积核，SMR是在Rich models for steganalysis of digital images这篇论文中提出的，其作用就是提取隐写噪声，过滤原始图片信息。

此外还有3X3的，通过学习获得的卷积核。这是通过极大化卷积核的残差实现的。



SQUARE5x5

(a)

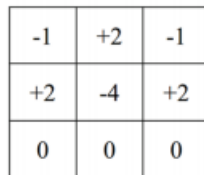


(b)



EDGE3x3

(c)



CSDN @Wilde J

2 可分离的卷积

为了更好地利用残差信息，使用可分离卷积，同时还减少参数量。

这里假设各个通道的残差信息是相互独立的。这个假设是合理的。这里也没必要进行多通道信息的融合。因此使用分离的卷积，对由高通滤波器生成的各个特征图进行单独卷积。

这里还加入了ABS层，ABS绝对值激活函数，这是为了学习残差信号中的对称性。

同时还使用了跳接。

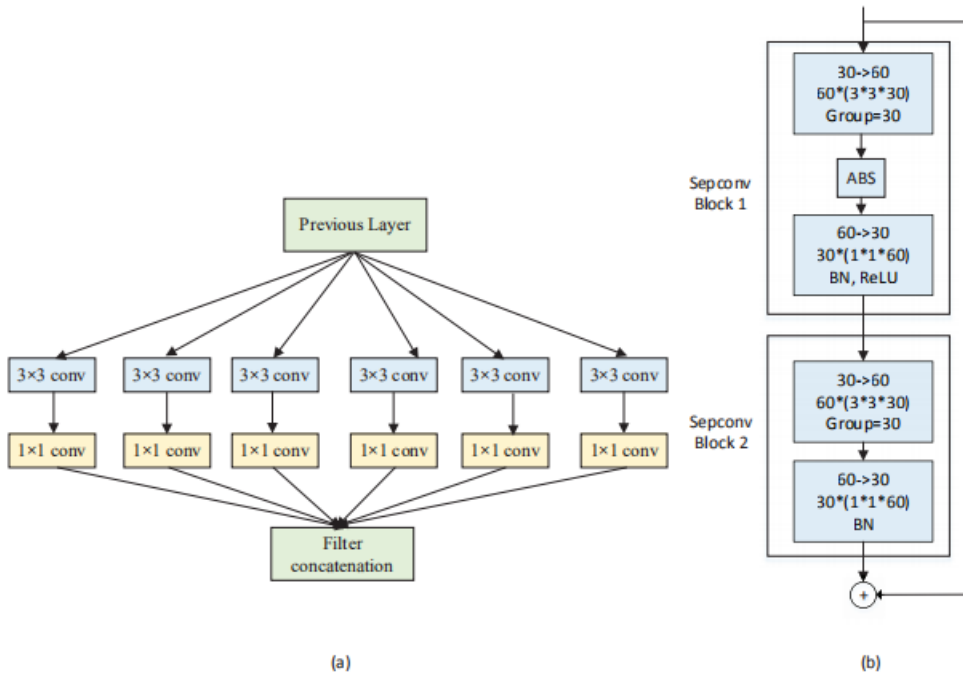


Fig. 5. (a) A variant version of Inception module [31]; (b) structure of sepconv blocks

3 SSP特征金字塔

对于一些网络会使用GAP,全局平均池化,来降低维数,减少参数量,加速网络训练。但是这个的缺陷就是会丢失局部信息。对于一般的网络来说,局部信息是不重要的,网络想要提取的是更加高层的语义信息。但是对于一个隐写网络来说,局部信息才是重要的。因为水印的信息是往往是通过【差异】而存在的。而一开始水印信息的提取也是通过高通滤波器。而平均池化,则相当于一个低通滤波器,GAP的操作很明显会损失提取的信息。因此本文提出使用金字塔池化。金字塔池化通过多尺度的池化操作,能够多尺度地、精细地提取水印信息。

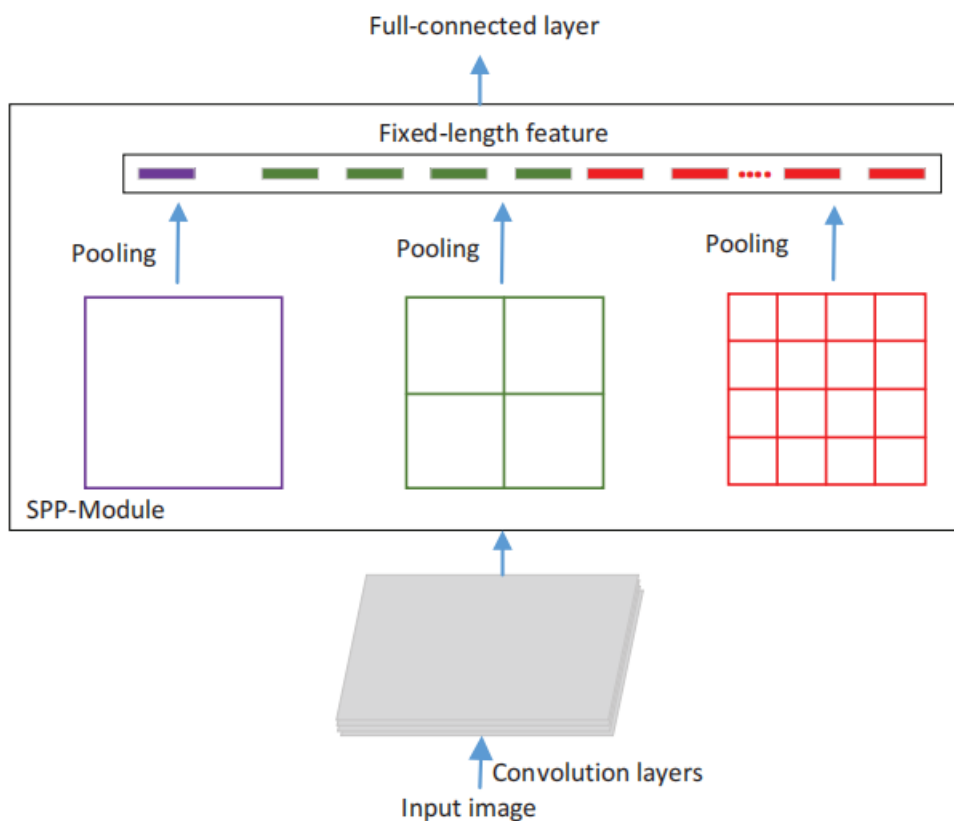


Fig. 7. A network structure with a spatial pyramid pooling layer @WildeJ

实验结果

使用的数据集为BOSSBase v1.01和BOWS2。
GPU使用的1080Ti (我也想要来一块,啊不,3090)

TABLE VIII

STEGANALYSIS ERROR RATES COMPARISON USING YEDROUDJ-NET, XU-NET, YE-NET, SRNET AND SRM+EC AGAINST TWO STEGANOGRAPHY ALGORITHMS WOW AND S-UNIWARD AT 0.2 BPP AND 0.4 BPP. ALL NETWORKS ARE TRAINED AND TESTED ON BOSS DATASET.

Algorithms	WOW (0.2bpp)	WOW (0.4bpp)	S-UNIWARD (0.2bpp)	S-UNIWARD (0.4bpp)
SRM+EC	0.332	0.241	0.346	0.234
Xu-Net	0.314	0.215	0.365	0.248
Ye-Net	0.286	0.188	0.369	0.227
Yedroudj-Net	0.277	0.169	0.370	0.219
SRNet	0.246	0.131	0.326	0.184
Zhu-Net	0.233	0.118	0.285	0.153

TABLE IX

STEGANALYSIS ERROR RATES COMPARISON USING YEDROUDJ-NET, YE-NET, SRNET AND ZHU-NET ON WOW AT 0.2 BPP WITH A LEARNING BASE AUGMENTED WITH BOWS2, AND DATA AUGMENTATION

Algorithms	BOSS	BOSS+BOWS2	BOSS+BOWS2+DA
Ye-Net	0.286	0.261	0.230
Yedroudj-Net	0.277	0.242	0.206
SRNet	0.246	0.207	0.180
Zhu-Net	0.233	0.178	0.131

TABLE X

STEGANALYSIS ERROR RATES COMPARISON USING YEDROUDJ-NET, YE-NET, SRNET AND ZHU-NET ON S-UNIWARD AT 0.2 BPP WITH A LEARNING BASE AUGMENTED WITH BOWS2, AND DATA AUGMENTATION

Algorithms	BOSS	BOSS+BOWS2	BOSS+BOWS2+DA
Ye-Net	0.369	0.348	0.318
Yedroudj-Net	0.370	0.340	0.305
SRNet	0.326	0.297	0.228
Zhu-Net	0.285	0.243	0.171

结论

一个隐写分析网络。使用预处理、可分离卷积、金字塔池化等技术实现了隐写分析。

指出了现有网络结构的输入是直接resize，这可能会损失信息，影响到隐写分析。因此提出展望，给出能够适用任何尺寸图片的隐写分析网络（实际上我想说的是，直接填充或者裁剪不就行了？）

当然对于一个网络来说，提升其泛化性能也是十分重要的。

emmm就这样