

隐写分析steganalysis深度学习Deep learning卷积神经网络CNN

原创

夜泉子 于 2021-11-20 20:36:51 发布 2099 收藏 1

分类专栏: 笔记 文章标签: 深度学习 cnn 神经网络

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_43724657/article/details/121445121

版权



[笔记 专栏收录该内容](#)

2 篇文章 1 订阅

订阅专栏

Improving Selection-Channel-Aware Steganalysis Features

Tomáš Denemark and Jessica Fridrich, Department of ECE, SUNY Binghamton, NY, USA, {tdenema1,fridrich}@binghamton.edu, Pedro Comesaña-Alfaro, Department of Signal Theory and Communications, University of Vigo, Spain, pcomesan@gts.uvigo.es

Abstract

Currently, the best detectors of content-adaptive steganography are built as classifiers trained on examples of cover and stego images represented with rich media models (features) formed by histograms (or co-occurrences) of quantized noise residuals. Recently, it has been shown that adaptive steganography can be more accurately detected by incorporating content adaptivity within the features by accumulating the embedding change probabilities (change rates) in the histograms. However, because each noise residual depends on an entire pixel neighborhood, one should accumulate the embedding impact on the residual

Projection Rich Model (PSRM) [14], and their numerous variants designed for the spatial domain [2], JPEG domain [17, 12, 15, 27], and for color images [8, 9]. Such rich models are concatenations of histograms (for projection type rich models [14] and phase-aware models [15, 12, 27]) or co-occurrences of quantized noise residuals obtained with a variety of linear and non-linear pixel predictors. In [28], the authors proposed to compute the co-occurrences in the SRM only from a fraction of pixels with the highest embedding change probability. Even though this decreased the amount of data available for steganalysis, the authors showed that the embedding at

CSDN@夜泉子

引言: 图像隐写将秘密图像嵌入到载体图像, 并尽可能少地修改图像的内容和统计特征, 秘密信息可以在两个 domain 中嵌入: spatial domain 和 frequency domain. 空域隐写微量修改像素值, 频域隐写通常应用于 JPEG 图像, 通过改变离散余弦变换(DCT)系数来实现。LSB 算法将秘密信息嵌入到像素值的最低有效位, 算法简单但改变了图像的统计特征。目前提出了许多自适应隐写算法(如空域的那三种), 自适应算法是将秘密信息嵌入到图像中纹理复杂的区域。自适应隐写算法的主要方法是定义失真函数, 计算像素变化的代价来估计像素是否适合修改。自适应隐写算法保持了图像的高阶统计特征。早期隐写分析是基于简单的低维统计特征, 为检测自适应隐写算法, 提出了使用高阶统计特征的分析算法, 例如 SRM 和几种模型。

Qian2015 提出高斯神经元 CNN, 采用高通滤波(HPF)层增强隐写噪声, 并使用高斯函数作为激活函数。Xu2016 提出的网络, 在第一卷积层后添加绝对激活层 ABS, 以提升后续层的统计建模, 在前两层使用 TanH 激活函数避免过拟合。使用 BN 以防止网络训练陷入较差的局部极小值, 并且 optimize scales and biases for feature maps。Yedroudj2018 受 Xunet 和 Yenet 的启发, 提出新的网络, 利用 TLU 激活函数和 BN 层。

然而, 人工设计的高通滤波器的参数是固定的, 不能随着网络的学习而调整。此外, 最先进的网络通常包含大量的卷积层和卷积核, 这些都会影响网络的效率, 而且在大多数网络中, 所有的残差都以相同的重要性输入到网络中。

IAS-CNN，为了增强隐写噪声并且减少图像内容的影响，使用SRM中的HPF计算残差图像。考虑到手工设计的滤波器manually designed filter不一定是最优的，因而滤波器的参数被加到网络中的学习过程。自使用隐写算法中特别是低嵌入率的case下，隐写对图像的改变很小。

受到Ye2017(分层表征)的启发，为了进一步增强隐写噪声信号，将选择通道合并到网络中，旨在增强嵌入信息概率高的区域的残差，促进网络学习关键特征。在所提出的网络的特征提取之前，计算图像嵌入概率图embedding probability maps并将其融入残差中 incorporated into the residuals，网络的深度和参数的数量会影响网络的效率。为了提高网络的处理速度，将网络设计为轻量级网络。