

引用格式:朱曦阳,张春,张德兵. 智能机房监控系统中损失函数与图像合成的优化[J]. 微电子学与计算机,2019,36(1):37-40. [ZHU X Y, ZHANG C, ZHANG D B. Optimization of Loss Function and Image Synthesis in Smart Server Monitoring System[J]. Microelectronics & Computer,2019,36(1):37-40.]

智能机房监控系统中损失函数与图像合成的优化

朱曦阳,张 春,张德兵

(清华大学 微电子学研究所,北京 100084)

摘 要: 为了实时监控机房服务器的工作状态,提出了一种智能机房监控方案,其通过基于卷积网络的图像识别完成服务器以及指示灯状态的识别与监控. 针对目标识别中样本类别失衡会导致训练模型不收敛的问题,设计了一种自动调控样本类别失衡的损失函数及参数更新算法,用于平衡难易样本的训练,在 VOC2007 数据集上的测试精度为 78.3%,好于 YOLOv2 等先进算法. 为了减少训练数据采集所需要的成本,提出了一种基于多尺度化随机边缘信息融合算法的图像合成方法,使合成图片更加注重边缘信息,在 Cityscapes 数据集测试的像素精度为 71%,较大程度超过 pix2pix 等方法,证明其可以大大降低图像采集成本.

关键词: 目标检测;类别失衡;边缘信息;图像合成

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)01-0037-05

Optimization of Loss Function and Image Synthesis in Smart Server Monitoring System

ZHU Xi-yang, ZHANG Chun, ZHANG De-bing

(Institute of Microelectronics, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A smart server monitoring system is proposed to detect the working status of the server in real time, which finishes the recognition of the status of the server and indicator light through image recognition based on convolutional neural network. In order to solve the problem of class imbalance in target recognition, a novel loss function is designed to adjust class imbalances automatically. Its test accuracy of VOC2007 is 78.3%, which is better than the advanced methods such as YOLOv2. In addition, an image synthesis method based on multi-scale edge information fusion algorithm is proposed to reduce the cost of data collection. Its pixel precision of Cityscapes is 71%, which is much better than pix2pix.

Key words: target detection; class imbalance; edge information; image synthesis

1 引言

在大型数据中心,服务器时常会遇到内存或硬盘故障. 这些故障信息可以通过服务器的指示灯进行提示. 一个基于卷积网络的实时智能机房监控系统被用于识别服务器,检测指示灯的工作状态,并将其反馈给管理者,其可以较大程度地减少服务器故

障带来的负面影响. YOLO^[1] 算法被广泛应用于目标识别,其可以直接通过卷积网络回归出目标位置和类别信息,检测速度快, YOLOv2^[2] 在 YOLO 的基础上添加了 anchor 机制,进一步提升了检测精度,优于 Faster RCNN^[3] 和 SSD^[4]. 但 YOLOv2 在每张图片中需要对大约 10^4 量级的区域进行评估,这其中只有较少数量的区域含有目标,大多数区域

是容易识别的负样本,其对训练没有提升,反而会使模型退化,降低检测精度. 鉴于此,设计了一种自动调控难易样本类别失衡的损失函数及参数更新算法,使模型更加注重在难识别样本的训练上.

对基于生成对抗网络(GAN)的图像合成算法^[5]进行分析,发现其合成图片的边缘信息不够逼真,针对这个问题,提出了随机边缘信息融合算法和多尺度鉴别器网络结构,并通过实验证明其有效性.

2 损失函数

在卷积网络模型的训练中,需要对模型的预测值和实际值是否一致进行判断,损失函数反映了这个不一致程度,卷积网络训练的目的在于使损失函数值最小.

2.1 交叉熵损失函数

交叉熵损失函数常用于分类任务,在训练卷积网络时,用梯度下降法求参数可以加快收敛速度. 设卷积网络损失层的输入数据为 $\{x_i\}$,输入数据的类别标签为 class,则交叉熵损失函数定义如下:

$$L_0 = -\log(p_{\text{class}}) \quad (1)$$

在分类问题中, p_{class} 是 softmax 函数的输出,代表输出是目标类别 class 的概率,计算公式如下:

$$p_{\text{class}} = \frac{\exp x[\text{class}]}{\sum_j \exp x[j]} \quad (2)$$

2.2 类别平衡损失函数

在速度和精度两方面取得很好权衡的一级目标检测算法被广泛应用于图像识别,但其需要在大量的候选区域中进行判断,当这些候选区域的正负样本类别失衡的时候,其中大量的容易识别样本对训练的收敛没有作用,反而会使模型退化. 为了解决这个类别失衡的问题,本文设计了一种自适应的类别平衡损失函数.

2.2.1 设计思想

在交叉熵损失函数的基础上,通过加入相应的系数来下调数据巨大的容易识别样本的权重,使损失函数更加侧重在分布稀疏的难识别样本集合上训练.

类别平衡损失函数定义如下:

$$L = -\alpha (1 - p_{\text{class}})^2 \log(p_{\text{class}}) \quad (3)$$

如图 1 所示,横坐标为 p_{class} ,表示当前样本的类别为真实类别的概率. 当 p_{class} 概率值接近 1,表示当前样本为容易识别样本, $(1 - p_{\text{class}})^2$ 的值就小,使得容易识别样本的权重变小;当 p_{class} 概率值接近 0,表示当前样本为难识别样本,相应的 $(1 - p_{\text{class}})^2$ 的值接近 1,使难识别样本的权重几乎不受影响.

另外,在反向传播的过程中,根据当前样本被正

确识别的难易程度,动态地调整系数 α ,进一步下调容易识别样本的权重, α 的计算公式如下:

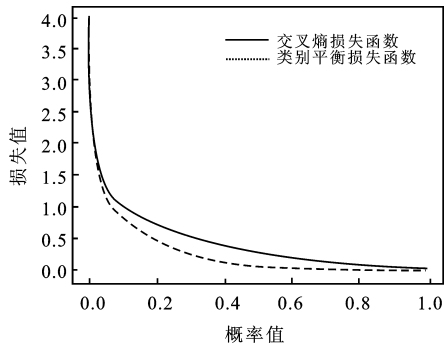


图 1 损失函数对比图

$$\alpha = \alpha_0 - 0.01 \cdot (1 - p_{\text{class}})^2 \cdot \log(p_{\text{class}}) \quad (4)$$

式中, α_0 取值为 0.5.

2.2.2 参数更新算法设计

本文设计的基于类别平衡损失函数的参数更新算法设计如下:

算法 1 基于类别平衡损失函数的参数更新算法

输入:卷积网络损失层的输入数据 $\{x_i\}$,输入数据的标签 c ,卷积网络的参数 θ ,迭代次数 $t \leftarrow 0$,mini-batch 大小 m ,超参数 α ,学习率 μ

输出:更新的卷积网络参数 θ

1: While not converge;

2: $t \leftarrow t + 1$,计算前向传播时类别平衡损失函数

$$L = -\alpha \left(1 - \frac{\exp x[c]}{\sum_j \exp x[j]}\right)^2 \log\left(\frac{\exp x[c]}{\sum_j \exp x[j]}\right)$$

3: for mini-batch 中每一个训练样本 i :

4: 计算梯度

$$\frac{\partial L'}{\partial x_i} = \begin{cases} -\alpha(1 - p_c)^2 \cdot (1 - p_c - 2p_c \log p_c), & i = c \\ \alpha p_i(1 - p_c) \cdot (1 - p_c - 2p_c \log p_c), & i \neq c \end{cases}$$

5: 其中, $\alpha = \alpha_0 - 0.01 \cdot (1 - p_c)^2 \cdot \log(p_c)$, $p_c = \frac{\exp x[c]}{\sum_j \exp x[j]}$

6: 更新参数 $\theta^{t+1} = \theta^t - \mu \cdot \sum_i \frac{\partial L'}{\partial x_i} \cdot \frac{\partial x_i}{\partial \theta^t}$

7: End while

在参数更新的迭代算法中,使用类别平衡损失函数进行前向传播的计算,同时在进行反向传播的过程中对系数 α 进行更新.

3 图像合成算法

本文采用的图像合成算法主要由生成对抗网络组成,其包含生成器和鉴别器. 生成器的作用是利用卷积网络根据输入图片生成相应的合成图片. 然后将合成图片和另一张真实图片同时输入到鉴别器中进行判断,鉴别器同样使用卷积网络输出两者为真

实图片的概率.当鉴别器对于真实图片和合成图片,都输出相同的概率 0.5 时,说明此时已经合成了比较逼真的图片.

生成对抗网络中的鉴别器和生成器采用交替迭代的方式进行训练,对鉴别器来说等价于对真实图片与合成图片的二分类训练,对生成器来说,其使用鉴别器生成的误差进行参数更新.可以看出生成器和鉴别器在相互对抗的过程中,使合成图片越来越接近真实图片.

本文提出了基于多尺度化随机边缘信息融合算法的图像合成方法,主要由随机边缘信息融合算法和多尺度鉴别器组成,前者使合成图片的边缘信息更加逼近真实图片,后者利用不同尺度的特征使合成图片有更广的全局视图和更好的细节.

3.1 随机边缘信息融合算法

对真实图片和合成图片同时加入真实图片的边缘信息,并使用随机化的方式进行干扰,增强鉴别器的鲁棒性.随机边缘信息融合算法流程如图 2.

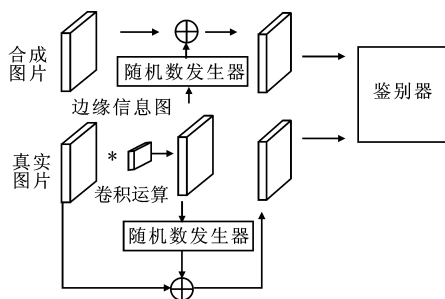


图 2 随机边缘信息融合算法流程图

算法的核心部分如下:首先,对于真实图片,在其每个维度的二维矩阵分量中使用拉普拉斯算子进行卷积运算,用于提取真实图片中的边缘特征,获得边缘信息图.其次,使用随机数发生器,产生范围为 0 到 0.2 之间的浮点数,将随机浮点数乘以边缘信息图中的每个元素.然后,将新的边缘信息图与真实图片进行对位的像素值累加,对合成图片也采用相同的操作.最后,获得融合了随机边缘信息的真实图片和合成图片.

3.2 多尺度鉴别器设计

如图 3 所示,在本文设计的多尺度鉴别器中,fake 表示合成图片,real 表示真实图片.concat 表示将两个 $256 \times 256 \times 3$ 的输入图片进行连接生成 $256 \times 256 \times 6$ 的特征图.down-sample 表示均值降采样操作,将原始 256×256 的特征图降采样为 128×128 .up-sample 表示上采样操作,其通过插值算法完成,将原始特征图上采样为 512×512 .encode 表示卷积层运算,用于提取特

征.loss 表示将三个不同尺度上的多维损失函数的值进行求和,用于鉴别器网络的训练.

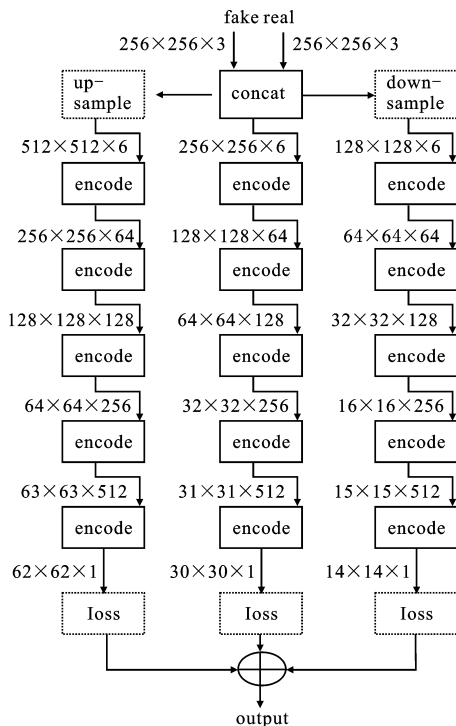


图 3 多尺度鉴别器设计图

4 实验结果

4.1 类别平衡损失函数检测结果

本文使用 YOLOv2 作为基本检测框架,其原始的损失函数为交叉熵损失函数,本文采用类别平衡损失函数进行对比实验.输入图片尺寸、学习率、迭代次数等其他参数设置完全一致.在 VOC2007 公开数据集进行训练与测试.VOC2007 数据集包含 20 类物体,共含有近 25 000 个标注物体,是最常用的目标检测数据集之一.

4.1.1 训练损失曲线

为了验证类别平衡损失函数可以加快训练模型的收敛,本文在 VOC2007+VOC2012 数据集上对两种模型进行训练,并绘制出相应损失函数值随迭代次数的变化曲线,如图 4 所示,基于类别平衡损失函数的 YOLOv2 模型的损失值和基于交叉熵损失函数的模型的损失值都随迭代次数的增加而下降,具体而言,在迭代的早期、中期以及后期,类别平衡损失函数对应的损失值都小于交叉熵损失函数,而且波动更小,说明其可以加速模型收敛,证明类别平衡损失函数的有效性.

4.1.2 准确率-召回率曲线

本文使用准确率与召回率作为评判指标,准确

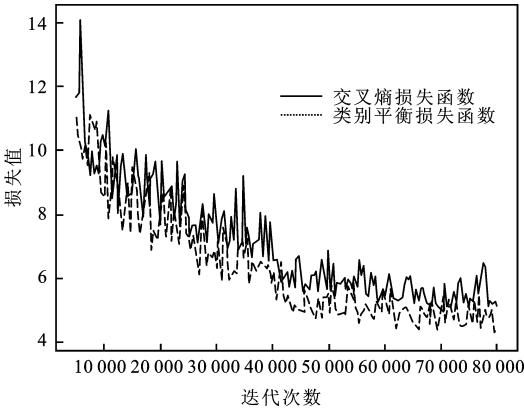


图 4 训练损失曲线对比图

率的定义为正确识别出目标的图片占识别出目标图片的比例. 召回率的定义是在所有含有目标的图片中, 识别正确的图片所占的比例. 模型训练完成之后, 分别使用不同的阈值进行测试, 输出相应的准确率和召回率, 绘制准确率-召回率曲线.

在图 5 中, 使用类别平衡损失函数训练的模型的准确率和召回率均高于基线方法, 证明在训练的过程中, 该损失函数可以有效抑制大量容易识别样本, 使模型更加关注难识别样本, 从而提升模型的检测准确率和召回率.

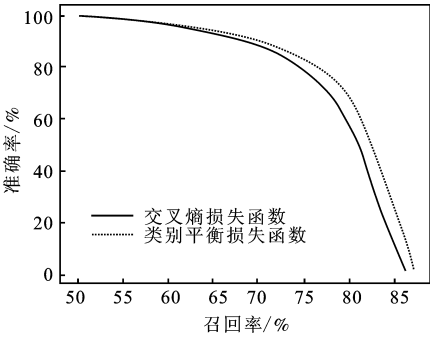


图 5 准确率-召回率曲线对比图

4.1.3 VOC2007 数据集检测结果

VOC2007 的 20 类物体包含飞机、汽车、自行车、人、马、沙发等不同物体, 涉及面较广, 检测难度较大. 表 1 列出了本文与当前先进的 3 个检测模型 Faster RCNN、SSD、YOLOv2 检测结果的比较. 在 20 类物体中, 本文有 17 类物体的检测精度为最高, 最终的平均检测精度达 78.3%, 超过其他检测方法, 很好地证明了该损失函数针对不同类型目标均有很好的检测效果.

4.2 图像合成算法检测结果

4.2.1 合成图片与真实图片对比实验

本节设计的实验背景是已有较亮光线下

表 1 VOC2007 数据集平均检测精度比较

模型	20 类物体的平均检测精度/%
Faster RCNN ^[3]	73.2
SSD ^[4]	74.3
YOLOv2 ^[2]	76.8
本文	78.3

器图片, 需要生成较暗光线下的服务器图片用于训练, 使模型可以检测出不同光照条件下的目标. 常规方法是在较暗场景下使用摄像头采集 300 张图片, 然后对这些图片进行人工标注. 其对比实验是图片合成, 其对较亮场景的图片使用多尺度化随机图像合成方法生成对应的 300 张较暗场景的图片, 并用已有的较亮场景图片的标注信息, 对其进行微调. 然后分别使用真实图片和合成图片作为训练集进行训练, 用 1 000 张服务器图片进行测试, 实验结果如表 2, 两者的精度都为 99.9%, 证明在这种应用中可以使用合成图片代替生成图片.

表 2 合成图片与真实图片比较

训练集所使用图片	精度/%
真实图片	99.9
合成图片	99.9

4.2.2 Cityscapes 数据集测试结果

为了进一步验证该合成方法的有效性, 在 Cityscapes 公开数据集上测试合成图片的 FCN 得分, Cityscapes 数据集含有来自 50 个城市的约 25 000 帧图片的像素级标注, FCN 得分是指使用现有的语义分类器 FCN 对合成图片进行像素级分割, 并将其与原始真实图片进行像素级对比, 从而输出合成图片真实程度的得分, 具体包含像素精度、类别精度以及类别重叠面积三个测试指标.

如表 3 所示, 本文提出的图像合成算法的像素精度达 71%, 相比 pix2pix 等基线方法有较大提升, 同时在类别精度和类别重叠面积方面均有提升, 进一步证明了随机边缘信息融合算法以及多尺度鉴别器设计的合理性.

表 3 Cityscapes 数据集精度比较

模型	像素精度	类别精度	类别重叠面积
GAN ^[5]	0.22	0.05	0.01
cGAN ^[5]	0.57	0.22	0.16
pix2pix ^[5]	0.64	0.20	0.15
本文	0.71	0.22	0.17

Science and Technology, 2018, 7(4): N37-N41.

[8] Gonzalez M B, Rafi J M, Beldarrain O, et al. Charge trapping analysis of l₂O₃ films deposited by atomic layer deposition using H₂O or O₃ as oxidant [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B Nanotechnology & Microelectronics Materials Processing Measurement & Phenomena, 2012, 31(1): 01A101.

[9] Ding S J, Hu H, Zhu C, et al. RF DC and reliability characteristics of ALD HfO/sub 2/-Al/sub 2/O/sub 3/ laminate MIM capacitors for Si RF IC applications [J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2004, 51(6): 886-894.

[10] Rimmell T, Ramprasad R, Roberts D, et al. Reliabil-

ity of silicon nitride dielectric-based metal-insulator-metal capacitors[C]// Reliability Physics Symposium Proceedings. 2004 IEEE International. Beijing, China, IEEE, 2004: 573-574.

作者简介:
赵巍颂 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路先导工艺. E-mail: zhaows009@gmail. com.
田 敏 女, (1991-), 博士研究生. 研究方向为集成电路先导工艺.
钟汇才 男, (1973-), 博士, 研究员. 研究方向为集成电路测试.

(上接第 40 页)

5 结束语

本文提出了一种解决训练样本类别失衡的损失函数及参数更新算法, 相比于交叉熵损失函数, 其通过自适应的方式调节容易识别样本与困难识别样本的权重, 减少样本类别失衡带来的问题, 并在 VOC2007 数据集上的精度达 78. 3%, 超过 YOLOv2 等方法. 同时提出了一种新颖的图像合成方法, 主要由随机边缘信息融合算法和多尺度鉴别器网络构成, 使合成图片的边缘信息更加逼真, 其在 Cityscapes 数据集上的像素精度相比基线方法 pix2pix 提升了 7%, 并且实验证明合成图片可以完成训练任务, 极大地减轻图像采集负担. 本文提出的损失函数以及图像合成的优化, 不仅适用于智能机房监控系统, 同样适用于其他目标检测任务, 有较广泛的应用价值.

参考文献:

[1] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, Nevada, USA; IEEE, 2016: 779-788.

[2] Joseph Redmon, Ali Farhadi. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, Hawaii, USA; IEEE, 2017: 6517-6525.

[3] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[4] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands; Springer, Cham, 2016: 21-37.

[5] Isola P, Zhu J Y, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, Hawaii, USA; IEEE, 2017: 5967-5976.

作者简介:
朱曦阳 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为数字集成系统设计. E-mail: zhuxy15@mails. tsinghua. edu. cn.
张 春 男, (1972-), 博士, 副研究员. 研究方向为数字集成系统设计.
张德兵 男, (1988-), 硕士. 研究方向为数字集成系统设计.