

实验报告 使用神经网络模型学习边缘点检测器

2100011726 张兆骥

■ 背景

边缘检测是计算机视觉领域最基础的几个问题之一，在深度学习兴起之前，边缘检测是物体识别，图像分割等视觉任务必不可少的部分。人们很早就知道使用差分算子就能够检测图像的边缘；为了使得得到的边缘更加平滑，人们引入了 **sobel** 滤波器，这是一个差分算子和高斯函数结合的算子；为了得到更精细的边缘，人们开发了 **canny** 边缘检测器，在垂直梯度的方向寻找最大值以获得更好的边缘提取效果。

在我们的报告中，使用了一个简单的多层感知机来完成这一任务，训练 50 个 epoch，最终在验证集上的准确率达到 99.89%。

■ 方法

我们使用了一个三层的多层感知机来完成这一任务，大致的结构如图 1 示出。5*5 的灰度图像输入多层感知机，经过 32 个神经元的第一个隐藏层和 16 个神经元的第二个隐藏层，最终输出独热编码的二分类 (on-off) 结果。每个全连接层后以 ReLU 作为激活函数，损失函数使用交叉熵损失函数，优化器使用 Adamw，学习率调节器使用 ExponentialLR。

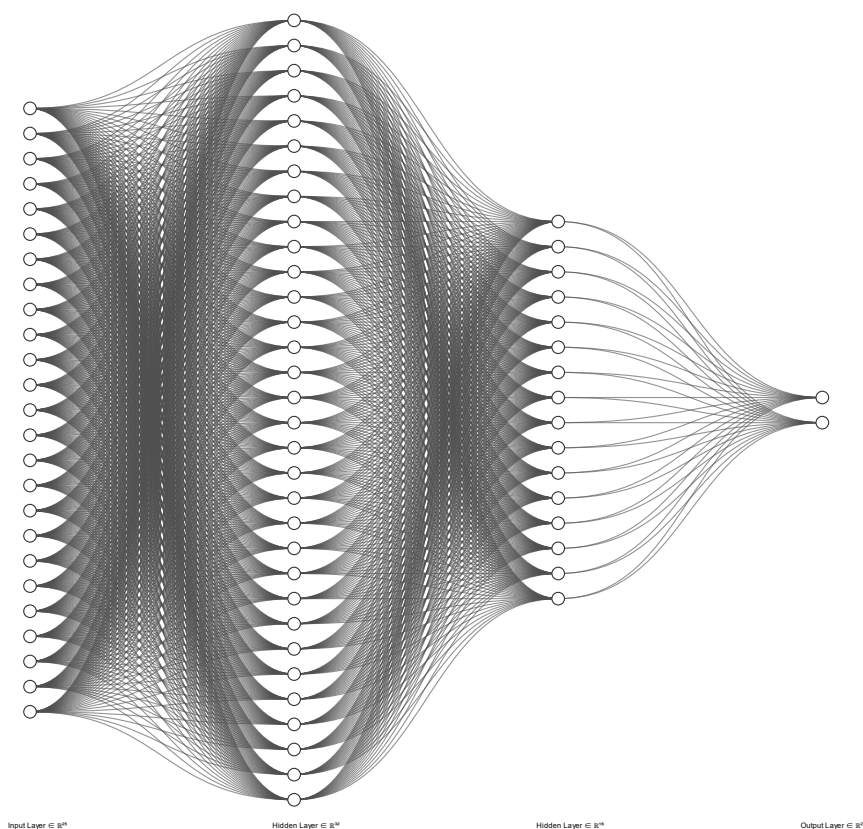


图 1 实际使用的多层感知机的结构

在训练时, 我们把 on-edge 样例和 off-edge 样例混合并打乱, 抽取其中 20% 的数据即 42555 个样例作为验证集, 其余 80% 数据即 168745 个样例作为训练集进行训练。由于没有给出明确标注过的测试集, 没有办法直接度量模型在给定测试集上的表现。

在纹理图片和合成图片上, 我们也进行了预测。先将图片转为灰度图片, 再对于明显大于 5×5 大小的图片, 我们在图像边缘以反射的形式填充 2 个像素, 再对于原图像每个位置选取 5×5 的像素块检测是否是边缘, 最终输出检测结果图像。提供的自然纹理图像较少, 我们还加入了几张其他的图像来检查效果。

■ 学习曲线

我们训练了几次, 效果最好的是学习率为 0.005, batch size = 16, 训练 50 轮, 不加正则化的结果。正确率和交叉熵损失随着迭代次数变化的图像如图 2。

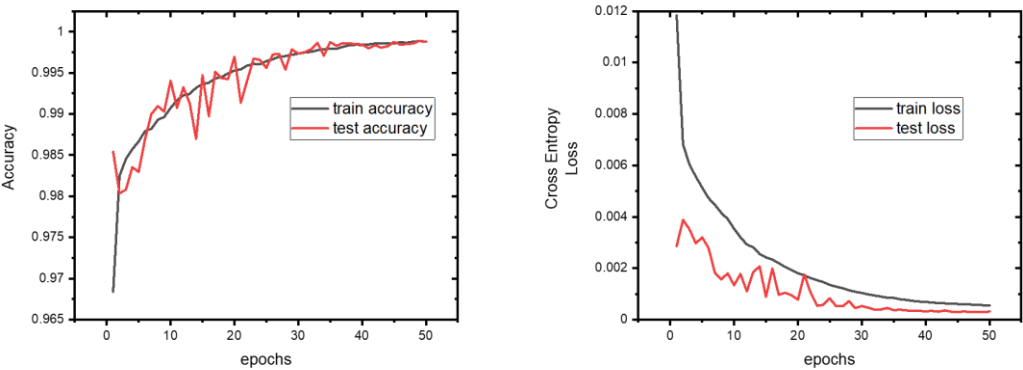


图 2 边缘检测多层感知机预测正确率和交叉熵损失变化曲线

■ 结果

选定一部分自然纹理图像和合成纹理图像进行边缘检测, 在给定的图像之外, 我们还增加了一些新的自然纹理图片以供检测, 具体结果如图 3:

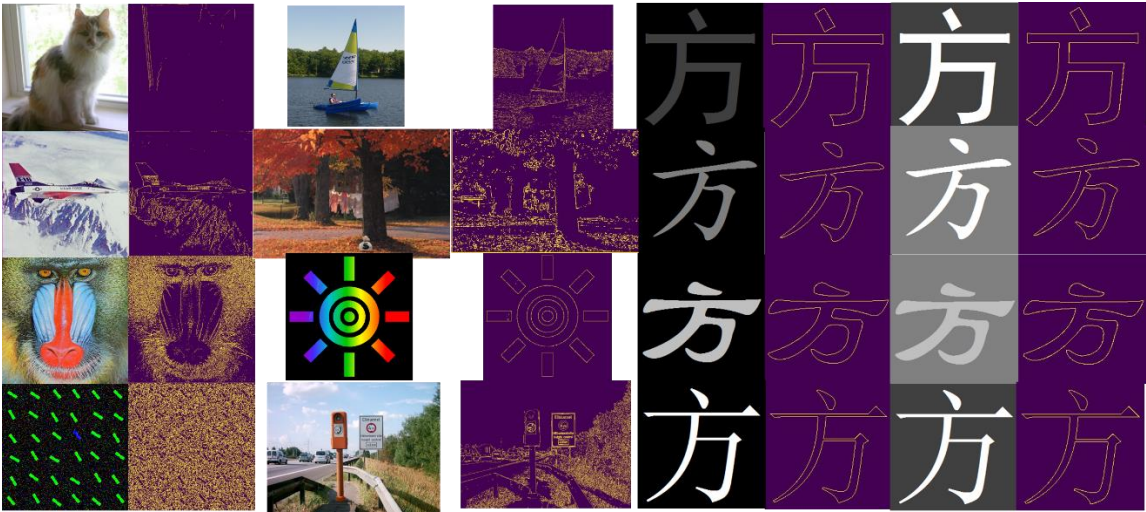


图 3 部分测试图像示例和测试结果

可以观察到, 对于大部分自然纹理图像和合成纹理图像, 训练出的多层感知机总能得到相对

合理的结果，在我们的测试图片中唯一的例外是图 4 和对应的输出结果：

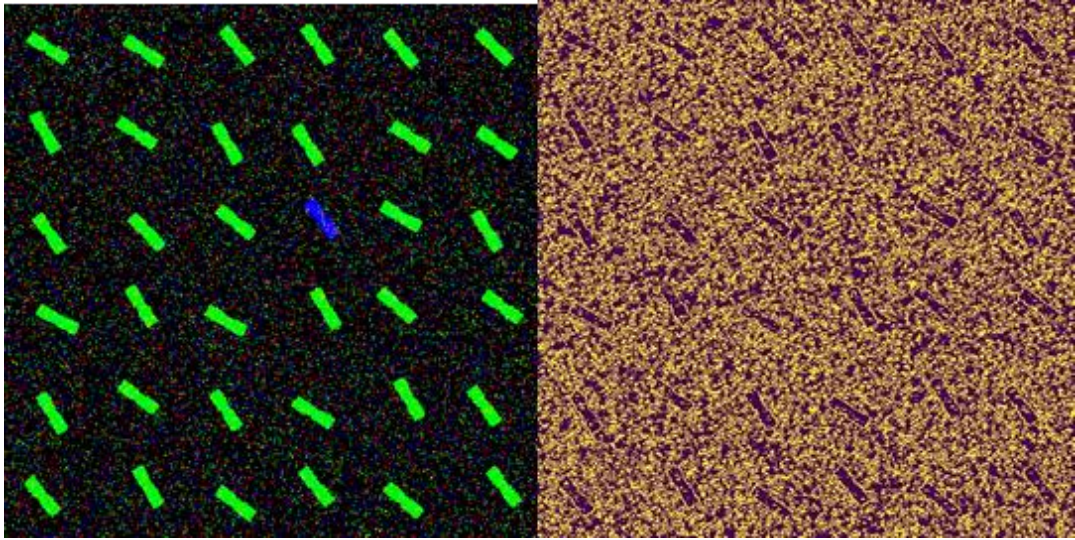


图 4 由于噪声表现较差的图像和输出

在这一任务中表现较差的原因是训练、验证数据的采样的不均匀性，即在采样时没有考虑带有非常大噪声的样本，在训练中也没有进行图像增强。如果仔细观察也能发现所有的边缘也被提取出来，但是其他噪声信号太大。

■ 补充：角点检测

我们在 on-edge 和 off-edge 的训练集中直接加入了 on-corner 的训练数据，并按照同样的方法构建训练、验证集和多层感知机的结构，构建输出三个独热编码的三分类多层感知机。其最终训练的预测正确率和交叉熵损失变化曲线如图 5。

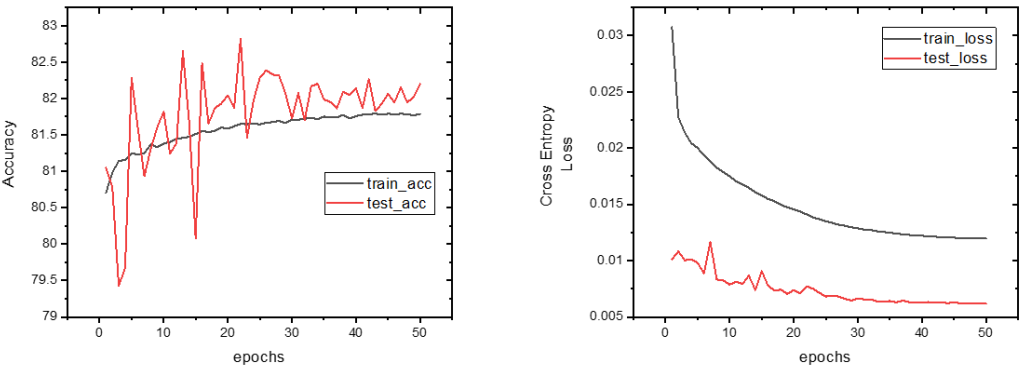


图 5 边缘-角点检测多层感知机预测正确率和交叉熵损失变化曲线

可以看到效果显著不如边缘检测任务中的表现。一个可能的原因是在 off-edge 中也混有许多角点的图像，这些图像在 off-edge 和 on-corner 中均有出现，最终造成训练正确率低。实际检测图像示例如图 6 示出：

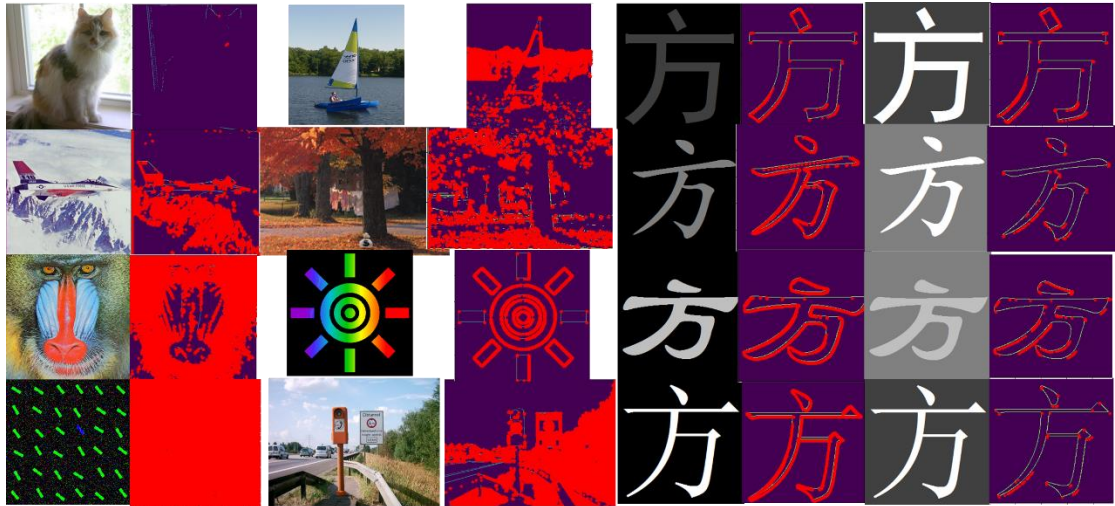


图 6 角点检测器检测后的图片，红色星形表示该位置为角点

在这几个测试样例中可以观察到，对于水平和垂直直线的端点来说，检测效果相对较好，对于斜线则检测效果不够好；并且对于噪声的抵抗能力也较弱。