机器学习工程师纳米学位毕业项目

基于深度学习的猫狗图像识别（“猫狗大战”）

2018 年 4 月 26 日

1. 问题定义

1.1 项目概述

“猫狗大战”项目涉及的领域是计算机视觉，具体的说是“图像识别”问题。计算机视觉这个研究领域最早目的是为了研究如何让智能机器人像人类一样拥有高级视觉系统，能“看到和识别”外部世界中的各种物体。之所以选择这个项目是因为我本人对计算机视觉这个研究领域非常感兴趣，希望以后能将相关知识应用于智慧农业，特别是计算机自动识别常见的农业病虫害。

该项目是 Kaggle 上面的挑战项目之一，该项目自带了与项目有关的数据集，该数据集包含 25000 张图片组成的训练集和 12500 张图片组成的测试集。该项目将使用训练集图片训练一个基于深度学习的算法模型，然后在测试集图片上评估其准确率。

1.2 问题描述

这里将要解决的问题是训练一个算法模型来识别图片中是猫还是狗，是一个“二分类”问题。该问题对于人类而言并不是什么大问题，

但对计算机而言却很困难，因为计算机“看到”的是由数字组成的点阵，它要分辨出这样的数字点阵是什么物体是很困难的。然而，像这样的图像识别问题已经有了很多效果不错的解决方案，深度学习就是其中之一。我在这里将结合深度学习中的卷积神经网络提出一个自己的解决方案。

这里准备采取的策略是“迁移学习+模型融合”，因为就卷积神经网络而言，迁移学习是一种很好的策略，特别是应用于图像识别领域，这是由卷积网络的分层架构决定的，网络中的前几层能识别图像中的一些简单的图案，比如边缘等等，这些往往是每个图像识别问题所共有的特征，没必要从头训练，可以复用并节约解决问题的时间，像 ImageNet 这样包含 1000 种分类的的超大规模图片数据集已经预训练了几种常见的卷积神经网络模型，可以直接使用。此外，对多个模型的输出结果进行融合，能够博采众长，兼听则明，有效提高预测的准确度，比只使用单个模型要好。最后得到的预测结果为一个概率值 p，代表该图片是狗的概率。预期的结果是对于狗的照片，该值接近于 1；而对于猫的照片，该值接近于 0。

1.3 评价指标

本项目要得到的最终结果是一个二分类问题，所以这里将用准确率结合二元交叉熵损失函数作为算法性能好坏的评估指标，将根据训练集和测试集的损失函数表现来评估算法性能。如果验证集损失还在下降，那么需要增加模型复杂度或者多训练几代；如果验证集

损失上升，则出现过拟合，需要正则化或 Dropout 防止过拟合；如果验证集的损失出现震荡，则需要减小学习率；如果验证集的损失趋于稳定，则可以减少训练代数。

$$C = \frac{-1}{n}\sum_{x}[ylnp + (1-y)ln(1-p)]$$

- C：损失函数（Cost Function）；
- n：数据集数量；
- y：分类为狗（y=1）或猫（y=0）；
- p：模型预测分类为狗的概率。

2. 分析

2.1 数据的探索

训练集包括 25000 张图片，都为 JPEG 格式，是按照“猫/狗.编号”来命名的，比如“cat.0.jpg”。图片包含猫和狗的各种姿态的照片，排在前面的 12500 张图片全部是猫，剩下的全部是狗。通过对图片的大致浏览，发现某些图片还包含有人类，如图 1 所示。有的图片则同时出现了狗和猫，但被标记为猫，如图 2 所示。甚至还发现了异常值，如图 3 所示，一张人类的照片被标记为了猫，类似这样的异常值肯定会对分类准确性造成一定影响。

图 1 人类抱着猫咪的图片

图 2 同时出现猫和狗的图片

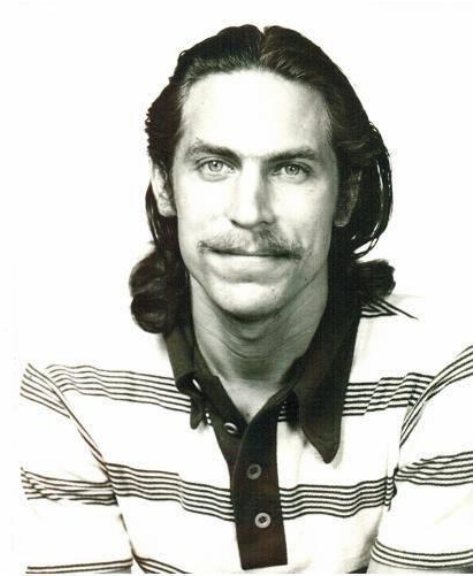


图 3 一张人类的图片被标记为猫

另外，图片的尺寸不一致，在输入到神经网络之前，应该调整图片的大小。具体地，需要按照神经网络输入层的要求对图片进行

resize 操作。训练集数据需要进一步分为训练集和验证集并打乱顺序，这可以提高模型在测试集上的泛化能力。测试集则包含 12500 张图片，以数字编号，猫狗的出现顺序已随机打乱。

2.2 探索性可视化

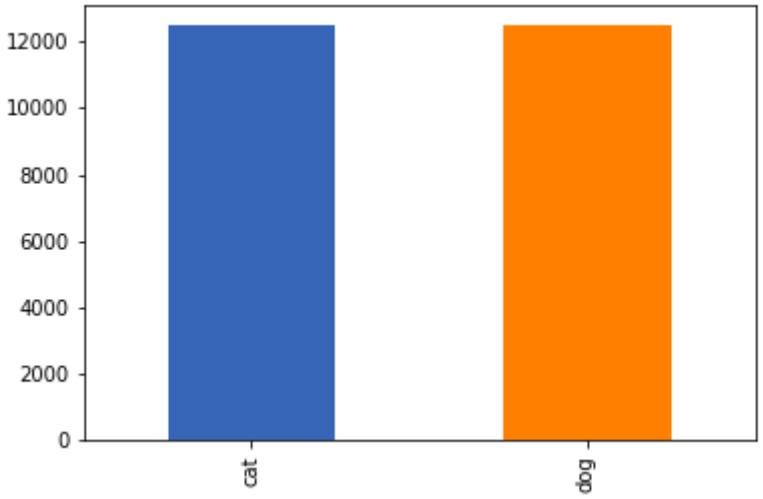


图 4 猫和狗的图片各占比例

因为训练集的图片是已经标注过的，所以这里对训练集图片进行可视化，看看猫和狗的图片各占多大的比例，得到的柱状图如图 4 所示，可以看到训练集中猫和狗的图片各占一半，分别为 12500 张。但是根据上面的分析，训练集中实际上是存在一些异常值的。在稍后的数据预处理过程中会对异常图片进行删除，所以在预处理过后还需要对清洗过的数据再次进行可视化，观察清洗后的情况。

2.3 算法和技术

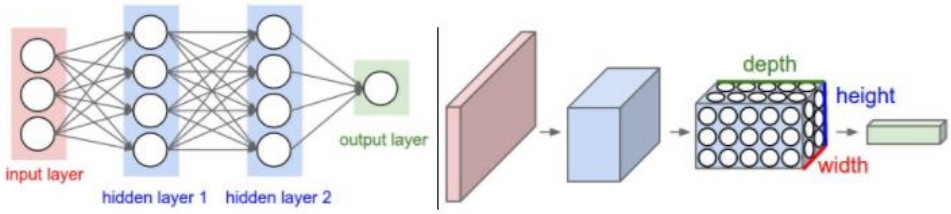
拟采用“卷积神经网络”作为解决该问题的基本技术。卷积神经网络是一种特殊的深度前馈网络，它的输入端是图像像素，输出端是

图像分类的分数，具体到这个项目其实就是图片为狗的概率。因此卷积神经网络能够在不断的训练过程中将图片的一些特征和性质编码到网络架构中。因此在解决图像识别问题时表现优异。

卷积神经网络与一般神经网络第一个不同点是网络层之间的连接方式。一般神经网络层与层之间是全连接的，大量的全连接层使得一般神经网络的可扩展性不强，尺寸较大的图像数据将导致权重参数迅速增加，巨量的参数导致模型很快出现过拟合问题；卷积神经网络层与层之间则能够做到局部连接，因此所需要训练的参数更少，且对于图像数据而言，局部数据之间的关联性要比全部数据之间的关联性强，模型应当多关注数据的局部，完全使用全连接层是不必要也是不合理的，可以说卷积神经网络的连接方式就是为处理图像数据而专门定制的。

卷积神经网络与一般神经网络第二个不同点是处理图像数据的方式，一般神经网络如果要处理图像数据，它必须将输入的图像数据展开成一维数据，然而这样扁平化后的图像数据就丢失了数据之间的相对位置关系，而根据上面的讨论可以知道这样的位置特征对图像分类是很关键的信息，比如算法在图像的某个位置发现了“眼睛”，那么可以合理地认为在该位置附近可能存在“鼻子”，“耳朵”和“嘴巴”，这降低了一般神经网络在图像分类应用上的表现；而卷积神经网络层中的神经元则是直接以三维方式组织的：宽度，高度和通道数，其中第三维的通道数表示色彩数量，对于黑白图像而言它就是1，对于彩色图片而言它就是3。因此它保留了图像数据的三维位置关系，

再结合局部连接的原理，就能发现很多图像中存在的“特征”。图 5[1]对比了两种神经网络的不同。



Left: A regular 3-layer Neural Network. Right: A ConvNet arranges its neurons in three dimensions (width, height, depth), as visualized in one of the layers. Every layer of a ConvNet transforms the 3D input volume to a 3D output volume of neuron activations. In this example, the red input layer holds the image, so its width and height would be the dimensions of the image, and the depth would be 3 (Red, Green, Blue channels).

图 5 一般神经网络与卷积神经网络

卷积层是卷积神经网络中负责处理各种繁重计算的核心组件，它由一套可学习的卷积过滤器组成。前向传播的过程中，每个卷积过滤器都会从左到右，从上到下地“扫描”输入卷，做点积运算得到一个二维激活图（activation map），然后将所有的二维激活图堆叠起来作为输出卷，如图 6[1]所示。

卷积神经网络通常会周期性地在不同卷积层之间插入池化层，它的作用是缩小表示的空间尺寸，进而减少参数和计算的数量，以达到防止过拟合的目的，它不改变输入卷的深度，只改变输入卷的宽和高。有平均池化和最大池化两种，目前最常用的是最大池化，它通过 MAX 运算获取局部数据的最大值，如图 7[1]所示。

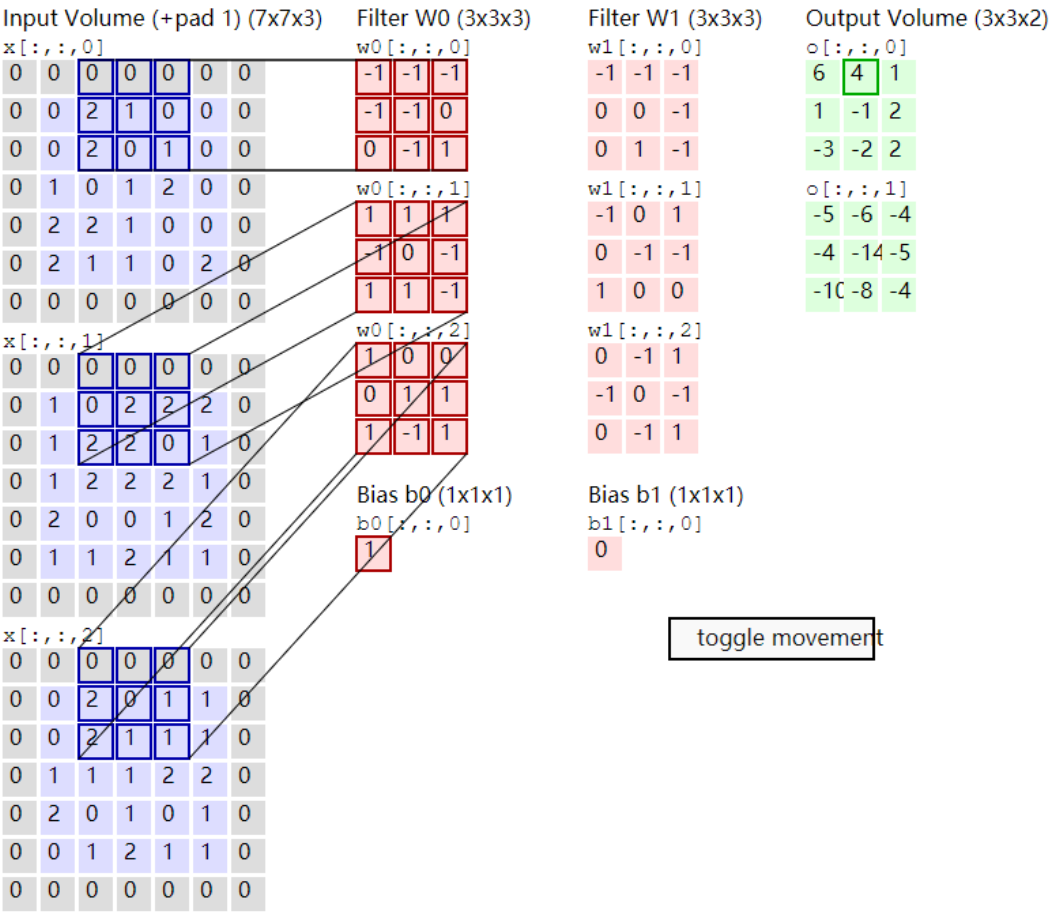
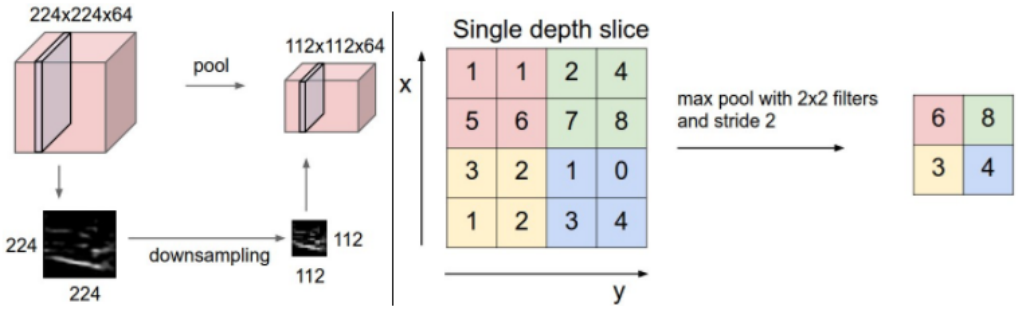


图 6 卷积运算示意图



Pooling layer downsamples the volume spatially, independently in each depth slice of the input volume. **Left:** In this example, the input volume of size [224x224x64] is pooled with filter size 2, stride 2 into output volume of size [112x112x64]. Notice that the volume depth is preserved. **Right:** The most common downsampling operation is max, giving rise to **max pooling**, here shown with a stride of 2. That is, each max is taken over 4 numbers (little 2x2 square).

图 7 最大池化运算示意图

卷积神经网络需要将这些层进行合理的架构才能发挥作用，每种不同的神经网络采用的架构都是不一样的。以 VGGNet[2]为例，它接受尺寸为 224*224*3 的图片作为输入，首先对输入数据进行预处理，减去 RGB 均值；然后反复堆叠卷积层（3*3 卷积核）和池化层（2*2

池化核），最后添加了 3 层全连接层和 1 层 softmax 输出层，构建了 16-19 层深的卷积网络，如图 8[2]所示。

ConvNet Configuration					
A	A-LRN	B	C	D	E
11 weight layers	11 weight layers	13 weight layers	16 weight layers	16 weight layers	19 weight layers
input (224 × 224 RGB image)					
conv3-64	conv3-64 **LRN**	conv3-64 **conv3-64**	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64
maxpool					
conv3-128	conv3-128	conv3-128 **conv3-128**	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128
maxpool					
conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 **conv1-256**	conv3-256 conv3-256 **conv3-256**	conv3-256 conv3-256 conv3-256 **conv3-256**
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 **conv1-512**	conv3-512 conv3-512 **conv3-512**	conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512**
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 **conv1-512**	conv3-512 conv3-512 **conv3-512**	conv3-512 conv3-512 conv3-512 **conv3-512**
maxpool					
FC-4096					
FC-4096					
FC-1000					
soft-max					

图 8 VGGNet 架构

这里准备采用已在 ImageNet 上预训练过的 4 种卷积神经网络模型：VGGNet[2]，ResNet[3]，Inception v3[4]和 Xception[5]来实现猫狗识别算法。ImageNet 拥有一千多万张图片，对 1000 种物品进行分类，其中就有 118 种狗类和 7 种猫类，由它所导出的特征向量能高度概括图像中包含了哪些内容。首先，先分别去掉这四个模型的顶层（即全连接层），然后分别用 25000 张训练集图片在 4 个模型上进

行预测，输出并保存得到的特征向量，得到 4 个特征向量文件；分别读取这些特征向量文件，将它们融合成一个特征向量；添加自己的全连接层，然后对模型进行编译构建；最后使用融合特征向量训练模型，并对测试集进行预测得到预测结果。

一开始我也不是很清楚应该选择哪几种卷积神经网络模型，后来查阅了 Keras 文档中“Documentation for individual models”[6]，这部分文档介绍了常见的几种模型，如图 9 所示，它对比了不同模型在大小，Top-1 和 Top-5 准确度，参数数量以及层数之间的区别。我决定选择上述这 4 种模型的组合，因为它们的准确率都还比较理想。虽然它们不是表现最好的模型，但我采用的解决方案重点在于 Ensemble 方法，我想验证的想法是多种模型的融合能够比单个模型的表现更佳，且仍然能够优于基准模型的要求，所以我没有考虑其他准确率更高的模型，尽管采用这些模型最后得到的成绩会更好些。

Documentation for individual models

Model	Size	Top-1 Accuracy	Top-5 Accuracy	Parameters	Depth
Xception	88 MB	0.790	0.945	22,910,480	126
VGG16	528 MB	0.715	0.901	138,357,544	23
VGG19	549 MB	0.727	0.910	143,667,240	26
ResNet50	99 MB	0.759	0.929	25,636,712	168
InceptionV3	92 MB	0.788	0.944	23,851,784	159
InceptionResNetV2	215 MB	0.804	0.953	55,873,736	572
MobileNet	17 MB	0.665	0.871	4,253,864	88
DenseNet121	33 MB	0.745	0.918	8,062,504	121
DenseNet169	57 MB	0.759	0.928	14,307,880	169
DenseNet201	80 MB	0.770	0.933	20,242,984	201

The top-1 and top-5 accuracy refers to the model's performance on the ImageNet validation dataset.

图 9 常见卷积神经网络模型介绍（Keras）

2.4 基准模型

按照毕业项目要求，我最后所得到的模型要能进入 Kaggle 排行榜前 10%，即在 Public Leaderboard 上 LogLoss 值低于 0.06127。

3. 方法

3.1 数据预处理

为了提高算法的性能，有必要对上面“数据的探索”部分提到的异常值进行检测和删除。采用的方法是使用 ImageNet 预训练过的上述 4 种模型来检测图片中存在的异常值。通过研究清单可以知道 ImageNet 包含 1000 种分类，有猫和狗的品种，其中猫有 7 个品种，狗有 118 个品种。查阅 Keras 文档[6]可知准确率最高的模型是 Xception，其 Top-1 和 Top-5 的准确率分别为 0.790 和 0.945。这里的 Top-N 准确率是指在预测得到的概率值中，前 N 个结果包含正确值的占比。这里的关键在于通过不断试验选取一个合适的 Top-N 值，来尽可能多的检测出异常值并降低误报率。

首先，从 Xception 入手，选取 Top-5 值，并以 1000 张图片为样本，检测出了 15 张图片，对这些图片进行人工检查，发现很多正常图片被识别为异常值，效果不是很理想。然后把 Top 值提高到 10，20 和 30 进行试验，并适当提高样本量，开始检测出一些异常图片，例如图 10 这样的。通过不断地试验和观察，最后发现 Top-60 是一

个比较理想的值。

图 10 非猫非狗的图片

找到合适的 Top 值后，下面就是结合 4 种模型分别对全体训练集进行检测，综合 4 种模型输出的结果得到 118 张图片，通过人工分析发现这些被判定为异常值的图片有以下几种情况：

1.图片中有猫狗，但尺寸太小，不够清晰；

2.图片中有猫狗，但图片内容比较复杂；

3.图片非猫非狗；

4.图片是猫和狗的卡通形象；

我认为情况 1 应该保留，因为这里不能假定所有输入模型的图片都是清晰的，总会有一些模糊的图片，模型应当对这样的图片具有一定的健壮性；情况 2 也应该保留，模型也应该对一些复杂的图片具有一定的健壮性；情况 3 毫无疑问应该删除；情况 4 则比较主观，但我训练该模型的目的是为了识别真实世界的猫狗，所以我选择删除。最终被删除的有 38 张图片。清洗后的训练集图片有 24962 张，其中猫有 12483 张，狗有 12479 张。

3.2 执行过程

为了方便之后使用 Keras 的 ImageDataGenerator 作为图片数据生成器，在训练模型之前首先要针对训练数据和测试数据重构目录结构。具体做法是创建 trains 和 tests 两个文件夹，结构如下：

- trains
  - dogs：包含训练集中所有为狗的图片
  - cats：包含训练集中所有为猫的图片
- tests
  - test：包含测试集中所有的图片

为了避免浪费磁盘空间，新创建的文件夹中的所有图片都为原始图片的符号链接文件（symbol link）。

我采用的方法是迁移学习中的“导出特征向量”法，使用 ImageNet 预训练过的 4 种模型，去掉它们的全连接层（include_top=False），只保留卷积层，使用 ImageDataGenerator 读取重构过的目录结构获得训练生成器和测试生成器，以 batch size 等于 64 为单位进行预测，然后将预测得到的特征向量分别导出为 4 个 h5 文件：

- bottleneck_features_resnet.h5
- bottleneck_features_xception.h5
- bottleneck_features_inception.h5
- bottleneck_features_vgg16.h5

这种方法基于预训练模型进行“特征工程”，将抽取到的特征向量保存下来，然后再根据特征向量创建自己的全连接层，最后编译构

建自己的模型。

紧接着，读入刚才导出的全部特征向量，做合并和随机洗牌，就得到了训练集 X_train（24962*6656）和 y_train（24962*1），以及测试集 X_test（12500*6656）。有了特征向量，构建模型的过程就比较简单了，只需要一层 Dense 层，激活函数为 sigmoid，采用 Adadelta 作为优化算法，二元交叉熵为损失函数，以准确率为评估指标，然后在训练集上训练 100 代，其中抽取 20%作为验证集。

执行过程中还是遇到了一些困难的。由于对 Keras 库不熟悉，在导出特征向量的过程中执行 predict_generator()函数提供了错误的 steps 参数，导致训练非常慢，Resnet50 上用了 5 个多小时，导出的特征向量文件有 19G，后来查了些资料并向其他同学请教问题，发现自己的 steps 设定有误，于是修改了这个 bug，后来每个模型导出的时间只需要 5 分钟左右，且特征向量文件在 375M 左右。导出特征向量的关键函数如图 11 所示。

```python
from keras.layers.core import Lambda
from keras.layers import Input, GlobalAveragePooling2D
from keras.models import Model
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
import h5py

def output_gap_features(model_class, image_size, preprocess_func, model_name):
    # 获取图片的尺寸：长度和宽度
    width = image_size[0]
    height = image_size[1]
    # 输入-预处理-输出（全局平均池化），构建作为特征向量抽取器的模型
    x = Input((height, width, 3))
    x = Lambda(preprocess_func)(x)
    base_model = model_class(input_tensor=x, weights='imagenet', include_top=False)
    model = Model(base_model.input, GlobalAveragePooling2D()(base_model.output))

    #创建数据生成器
    gen = ImageDataGenerator()
    train_generator = gen.flow_from_directory('./trains', image_size, shuffle=False, batch_size=64)
    test_generator = gen.flow_from_directory('./tests', image_size, shuffle=False, batch_size=64, class_mode=None)

    #预测得到特征向量
    train = model.predict_generator(train_generator, train_generator.samples//64+1, verbose=1)
    test = model.predict_generator(test_generator, test_generator.samples//64+1, verbose=1)

    #导出特征向量
    with h5py.File('bottleneck_features_{}.h5'.format(model_name)) as h:
        h.create_dataset('train', data=train)
        h.create_dataset('test', data=test)
        h.create_dataset('label', data=train_generator.classes)

    print('output gap features for {} finished'.format(model_name))
```

图 11 导出特征向量的关键函数

3.3 完善

最初构建的模型如图 12 所示。它只是增加了一层 Dense 层，激活函数为 sigmoid，其他没有做任何处理，得到的损失函数曲线如图 13 所示，其中红色为验证集，蓝色为训练集。

```
input_tensor = Input(X_train.shape[1:])
x = input_tensor
x = Dense(1, activation='sigmoid')(x)
model = Model(input_tensor, x)
model.compile(optimizer='adadelta', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

图 12 最初训练的模型

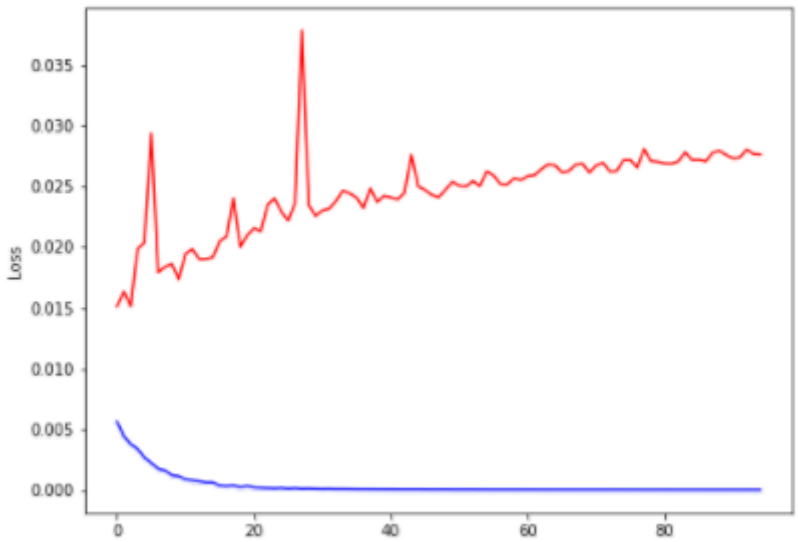


图 13 最初训练模型的损失函数曲线

从上图可以看出验证集的损失函数曲线呈明显的上升趋势，说明模型出现了过拟合，需要通过正则化或者 Dropout 防止过拟合，添加 p=0.25 的 Dropout 层进行试验，发现还是过拟合，于是将 p 增大到 0.5 再次进行训练。图 14 展示了核心代码。

```
input_tensor = Input(X_train.shape[1:])
x = input_tensor
# p = 0.25, still overfitting
x = Dropout(0.5)(x)
x = Dense(1, activation='sigmoid')(x)
model = Model(input_tensor, x)
model.compile(optimizer='adadelta', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

图 14 增加 Dropout 层防止过拟合

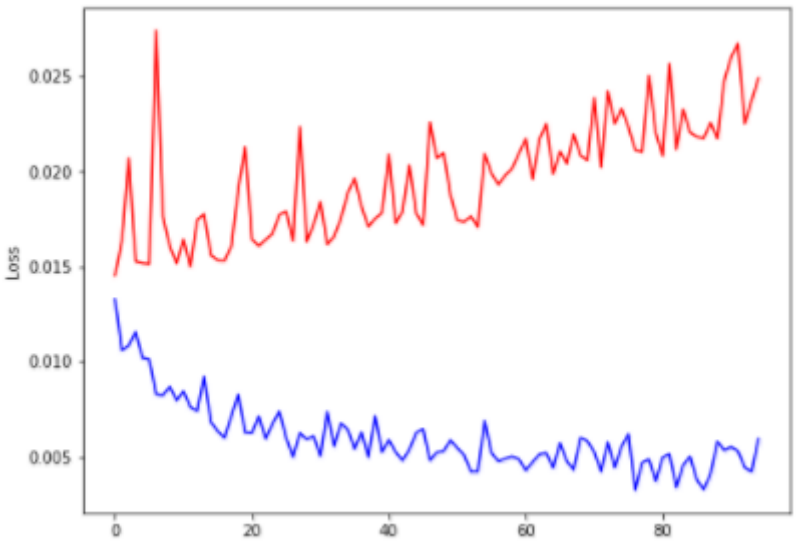


图 15 呈锯齿状震荡的损失函数曲线

图 15 是修改后的模型得到的新的损失函数曲线，可以明显看到验证集损失曲线出现明显的震荡，还需要进一步调参：减少学习率。尝试过学习率的各种值，从 1e-3 开始，发现训练 100 代后验证集损失仍在降低，适当增大学习率到 5e-3 和 1e-2，最后定在 3e-2。相关代码如图 16 所示。

```
input_tensor = Input(X_train.shape[1:])
x = input_tensor
# p = 0.25, still overfitting
x = Dropout(0.5)(x)
x = Dense(1, activation='sigmoid')(x)
model = Model(input_tensor, x)
# epochs=100 val loss仍在下降，alpha=1e-3,5e-3,1e-2略小，适当增大
model.compile(optimizer=Adadelta(lr=3e-2), loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

图 16 调整学习率之后的模型

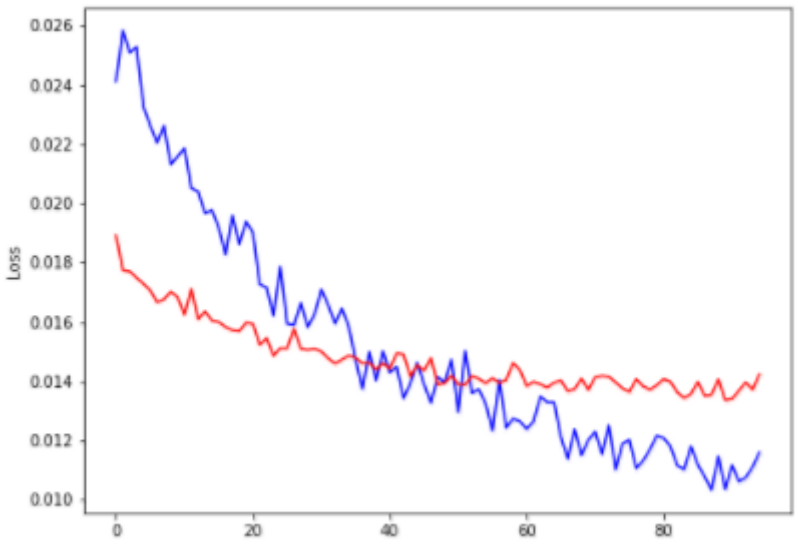


图 17 最终优化模型的损失函数曲线

训练 100 代之后，新模型的验证集损失稳定在 0.0140 左右，从图 17 可以看到训练集和验证集损失曲线都在下降，最后收敛到 0.01 附近（loss=0.010，val_loss=0.014）。

4. 结果

4.1 模型的评价与验证

我是通过观察模型训练时的损失函数曲线来得到最终模型的，因为对模型进行调优的过程不能靠凭空猜测，一定要有个感兴趣的指标，围绕这个指标来进行调参优化。最初的模型对应的验证集损失函数曲线（图 13）呈上升趋势，且比训练集损失曲线高很多，这是过拟合的表现，因此为了防止过拟合，我使用 Dropout。对应得到的图 15 则显示验证集损失函数曲线呈明显的锯齿形震荡，且模型仍然过拟合，这说明学习率太高，一开始把学习率调低到了 1e-3，发现训练了 400-500 代 val_loss 仍然在持续降低，这样训练有点慢，就

适当调高学习率，在保证优化的前提下减少训练代数，最后在学习率为 3e-2 的基础上，训练 100 代，得到图 13 的损失函数曲线，训练集和验证集的损失函数曲线都收敛到了一个比较理想的值，因此我选择它为最优模型，是具备一定合理性的。

训练数据或输入的微小改变并不会极大地影响结果，因为在上述数据预处理的过程中，被删除的只是一些非猫非狗的异常值图片，其他容易误判的图片，比如小尺寸模糊不清的图片和内容很多容易造成干扰的图片都得到了保留，这些训练集图片的存在就是为了提高模型的鲁棒性，因为我们不能保证模型以后不会遇到质量不高的图片。综上所述，训练得到的模型是可信的。

4.2 合理性分析

```
model.load_weights('best_model.h5')
```

```
y_pred = model.predict(X_test, verbose=1)
y_pred = y_pred.clip(min=0.005, max=0.995)
```

```
12500/12500 [==============================] - 1s 46us/step
```

```
df = pd.read_csv('sample_submission.csv')
gen = ImageDataGenerator()
test_generator = gen.flow_from_directory('./tests', (224, 224), shuffle=False, batch_size=16, class_mode=None)

for i, fname in enumerate(test_generator.filenames):
    index = int(fname[fname.rfind('/')+1:fname.rfind('.')])
    df.set_value(index-1, 'label', y_pred[i])

df.to_csv('pred.csv', index=None)
df.head(10)
```

图 18 对测试集进行预测的代码

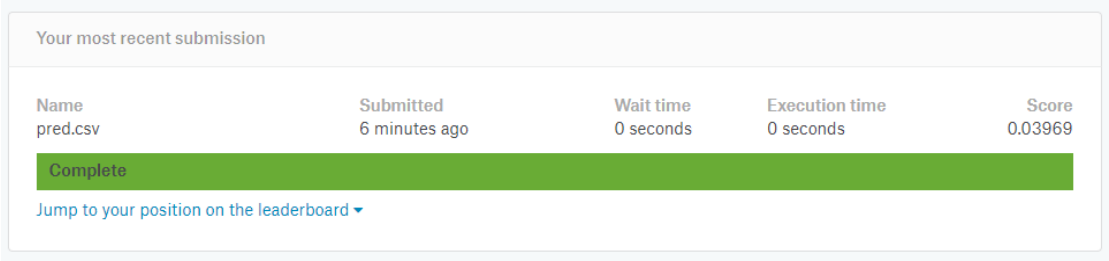


图 19 预测结果在 Kaggle 上的评分

如图 18 所示的代码展示了将训练好的模型应用于测试集图片，进行预测并得到最终结果导出成 csv 文件的关键代码。将得到的 csv 文件上传到 Kaggle 查看分数，得到如图 19 所示的结果。可以看到在 Public Leaderboard 上得分为 0.03969，低于基准测试模型要求的 0.06127，最终结果比基准模型表现的更好。最终结果确实解决了问题。

5. 结论

5.1 结果可视化

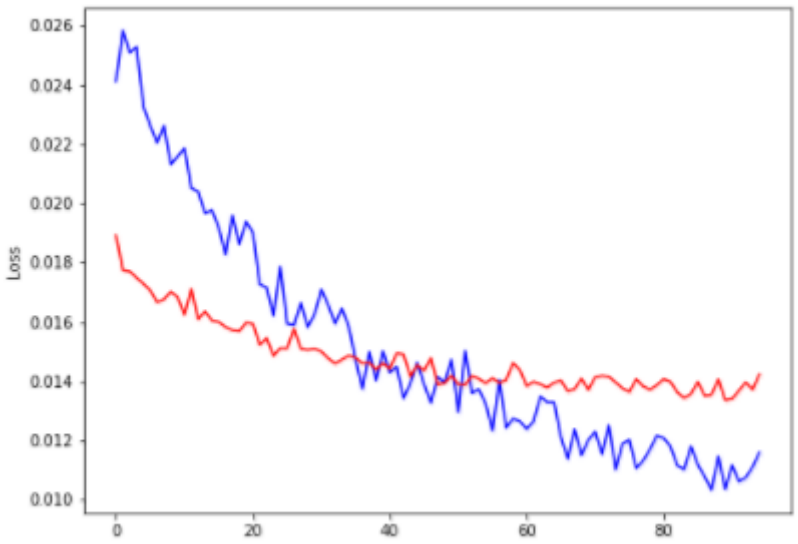


图 20 最终模型的损失函数曲线

图 20 再次展示了最终模型的损失函数曲线。要做好这个项目，需要强调的是模型的调优。然而调优并不是漫无目的的，需要有一个指标来指导调优的过程。我们最关心的是模型的泛化性能，即离开了训练集和验证集，面对从未见过的图片，模型是不是能保持较高的预测准确率。因此要避免欠拟合和过拟合问题。损失函数曲线

正是观察模型表现的重要工具。如果在训练过程中，验证集损失还在下降，那就说明还有优化的空间，那么需要增加模型复杂度或多训练几代；如果验证集损失函数还在上升，说明出现过拟合，需要通过正则化或者 Dropout 等策略防止过拟合；如果验证集的损失函数呈锯齿形震荡，说明学习率过大，收敛不到最优参数，需要适当减小学习率；如果训练集和验证集损失基本稳定在一个较低值位置，说明已经得到了一个较好的模型，可以酌情减少训练代数。我就是通过这样的方法来制定调参策略和选定最终模型的。

	id	label
0	1	0.995
1	2	0.995
2	3	0.995
3	4	0.995
4	5	0.005
5	6	0.005
6	7	0.005
7	8	0.005
8	9	0.005
9	10	0.005

图 21 限制置信度后的预测概率值

另外，这个项目还有个特点，训练好的模型在输出测试集的预测结果时，会尽可能输出非常接近 0 或者非常接近 1 的极端的置信度。Kaggle 官方的评估标准是 LogLoss，对于预测正确的样本，0.995 和 1 相差无几，但对于预测错误的样本，0 和 0.005 的差距很大。如果不做处理，Kaggle 评分系统的惩罚很大导致分数不高，所以图 18 中的代码对结果进行了 clip 处理，限制模型置信度在[0.005，0.995]之

间，如图 21 所示。这样在 Kaggle 上就能得到一个比较好的分数。

5.2 思考

总的来说，整个项目的流程分为 4 个部分：数据探索，数据预处理，模型训练和模型优化。

作为机器学习工程师，首先要熟悉项目提供的数据集，对它进行基本的探索，就本项目而言，应该大致浏览一遍提供的图片，统计一下猫和狗的图片数量分别有多少，进而发现一些可能影响模型性能的异常值图片。

其次，对数据进行预处理，选取合适的 Top 值，采用 ImageNet 预训练过的 4 种模型对训练集图片进行检测，从检测出的结果中找出非猫非狗的图片删除掉。

然后就是模型的训练，还是采用 ImageNet 预训练模型，去掉它们的全连接层，把它们变为特征选择器，对训练集进行预测，导出特征向量，利用 4 种模型得到的特征向量进行融合，然后根据问题构建自己的全连接层，直接使用特征向量作为输入进行训练，绘制模型的损失函数曲线。

最后就是根据损失函数曲线进行调参和优化，用优化的模型预测测试集得到结果，上传 Kaggle 查看最终得分，评估是否超过基准模型。

项目中一个比较困难的地方是数据预处理，一开始我发现训练集的有些图片是人类，想使用 OpenCV 中训练好的人脸检测模型来识

别异常值，后来发现有些图片是人类抱着猫和狗的图片，因此这种方案不会起到很好效果，后来通过查资料发现更好的方法就是通过预训练模型来检测异常值，因为 ImageNet 的 1000 种分类中本来就有猫和狗，只要选好合适的 Top 值就行。最后采用这种方法完成了数据预处理的任务。项目中另一个比较困难的地方就是导出特征向量的环节，一开始我写错了 steps 参数，导致训练非常慢，要好几个小时，后来修改了这个 bug 后训练就非常快，4 个模型加起来不到 30 分钟。我还专门去查了相关资料，看深度学习是怎么做到模型融合的，结果发现只要将导出的特征向量结合（concatenate）在一起即可，没有想的那么复杂。

项目中比较有意思的地方是模型的调参和优化，这完全是以损失函数图像为导向的，通过观察函数曲线，制定优化策略各个击破，首先解决过拟合问题，然后解决震荡问题，最后看着不断变化的曲线表明模型正朝着更优化的方向发展，是一件很有成就感的事情。最终得到的模型符合我当初的期望，从训练结果来看，它在验证集上准确率最高达到了 99.56%，且对于测试集中的 12500 张图片而言，它得到的 LogLoss 为 0.03969，远低于基准测试模型要求的 0.06127。它可以在通用场景中解决问题。

5.3 后续改进

可以从“数据增强”的角度考虑对模型进行改进，即在 ImageDataGenerator 上下功夫，对图片进行各种翻转，裁剪，缩放

和调节，增大训练集的样本量，使模型得到更充分的训练；也可以进一步加入更多的预训练模型，导出更多的特征向量，这就相当于从不同的角度做特征工程，然后进行融合，博采众长。这两种方法都能从某种程度上进一步提高预测准确度和模型的鲁棒性。因此以我得到的最终模型为新基准，我认为还有更多更好的解决方案。

6. 参考文献

[1] Stanford CS231n. Convolutional Nerual Networks for Visual Recognition. https://cs231n.github.io/convolutional-networks/

[2] Karen Simonyan & Andrew Zisserman. VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE-SCALE IMAGE RECOGNITION. arXiv:1409.1556v6 [cs.CV] 10 Apr 2015

[3] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385v1 [cs.CV] 10 Dec 2015

[4] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, Zbigniew Wojna. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. arXiv:1512.00567v3 [cs.CV] 11 Dec 2015

[5] Francois Chollet. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions. arXiv:1610.02357v3 [cs.CV] 4 Apr 2017

[6] Keras. Documentation for individual models. https://keras.io/applications/