

实验四 电影评论情感分类

一、实验目的

1. 进一步加深对卷积神经网络基本原理的理解。
2. 掌握卷积神经网络处理文本的各项技术。
3. 掌握文本分类模型 Text-CNN 的架构和原理。

二、实验要求

1. 任选一个深度学习框架建立 Text-CNN 模型（本实验指导书以 TensorFlow 为例）。
2. 实现对中文电影评论的情感分类，实现测试准确率在 83% 以上。
3. 也可采用 LSTM 实现，实现测试准确率高于卷积神经网络。
4. 按规定时间在课程网站提交实验报告、代码以及 PPT。

三、实验原理

Text-CNN 和传统的 CNN 结构类似，具有词嵌入层、卷积层、池化层和全连接层的四层结构，如图 1 所示。

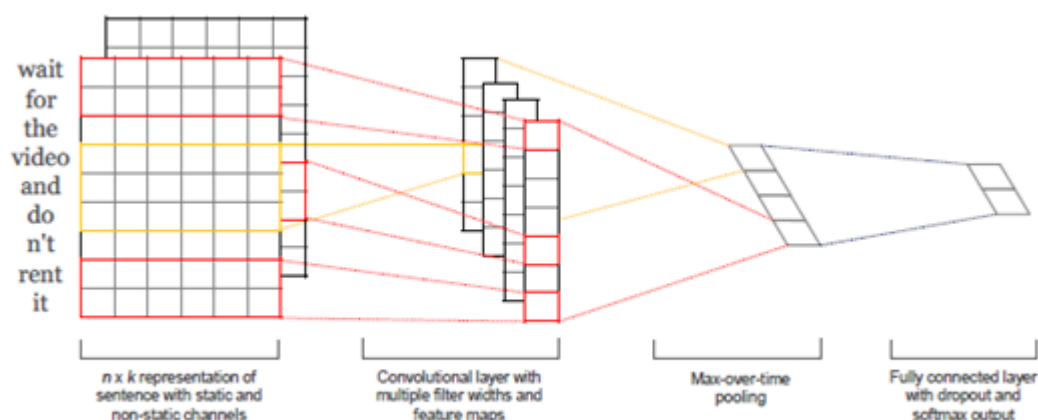


图 1 Text-CNN 网络结构

如图 1 中所示，Text-CNN 的词嵌入层（Word embedding）使用二维矩阵来表示长文本。词嵌入将输入文本的每个词语通过空间映射，将独热表示（One-Hot Representation）转换成分布式表示（Distributed Representation），进而可以

使用低维的词向量来表示每一个词语。经过词嵌入，每个单词具有相同长度的词向量表示。将各个词语的向量表示连起来便可以得到二维矩阵。得到词向量的方式有多种，常用的是 Word2vec 方法。若使用预训练好的词向量，在训练模型的时候可以选择更新或不更新词向量，分别对应嵌入层状态为 Non-static 和 Static。

Text-CNN 的卷积层是主要部分，卷积核的宽度等于词向量的维度，经卷积后可以提取文本的特征向量。与在图像领域应用类似，Text-CNN 可以设置多个卷积核以提取文本的多层特征，长度为 N 的卷积核可以提取文本中的 N-gram 特征。

Text-CNN 的池化层一般采取 Max-over-time pooling，输出最大值，从而判断词嵌入中是否含 N-gram。

Text-CNN 的全连接层采用了 Dropout 算法防止过拟合，并使用 Softmax 函数输出各个类别的概率。

算法具体原理可阅读：Kim Y .2014--《Convolutional Neural Networks for Sentence Classification》一文（[已放到课程网站这个实验作业的文件夹中](#)）。

四、 实验所用工具及数据集（以 Tensorflow 为例）

1. 主要工具

Python 3.5+、TensorFlow 1.3.0、Numpy 1.13.1、jieba 0.39

2. 数据集

- 1) 训练集。包含 2W 条左右中文电影评论，其中正负向评论各 1W 条左右。
- 2) 验证集。包含 6K 条左右中文电影评论，其中正负向评论各 3K 条左右。
- 3) 测试集。包含 360 条左右中文电影评论，其中正负向评论各 180 条左右。
- 4) 预训练词向量。中文维基百科词向量 word2vec。

[数据集已经放到课程网站这个实验作业的文件夹中。](#)

五、 实验步骤与方法

1. 加载本实验所有函数库
2. 数据预处理

① 设置分类类别以及类别对应词典{pos:0, neg:1};

② 构建词汇表并存储，形如{word: id};

```
# only one start
def build_word2id(file):
    """
    :param file: word2id 保存地址
    :return: None
    """
    word2id = {'_PAD_': 0}
    path = ['./data/train.txt', './data/validation.txt']
    print(path)
    for _path in path:
        with open(_path, encoding='utf-8') as f:
            for line in f.readlines():
                sp = line.strip().split()
                for word in sp[1:]:
                    if word not in word2id.keys():
                        word2id[word] = len(word2id)

    with open(file, 'w', encoding='utf-8') as f:
        for w in word2id:
            f.write(w+'\t')
            f.write(str(word2id[w]))
            f.write("\n")
```

③ 加载上述构建的词汇表;

④ 基于预训练好的 word2vec 构建训练语料中所含词语的 word2vec;

```
def build_word2vec(fname, word2id, save_to_path=None):
    """
    :param fname: 预训练的 word2vec.
    :param word2id: 语料文本中包含的词汇集.
    :param save_to_path: 保存训练语料库中的词组对应的 word2vec 到本地
    :return: 语料文本中词汇集对应的 word2vec 向量{id: word2vec}.
    """
```

```

import gensim

n_words = max(word2id.values()) + 1

model = gensim.models.KeyedVectors.load_word2vec_format(fname,
binary=True)

word_vecs = np.array(np.random.uniform(-1., 1., [n_words, model.vector_size]))

for word in word2id.keys():
    try:
        word_vecs[word2id[word]] = model[word]
    except KeyError:
        pass

if save_to_path:
    with open(save_to_path, 'w', encoding='utf-8') as f:
        for vec in word_vecs:
            vec = [str(w) for w in vec]
            f.write(' '.join(vec))
            f.write('\n')

return word_vecs

```

- ⑤ 加载上述构建的 word2vec;
- ⑥ 加载语料库: train/dev/test;
- ⑦ 生成批处理 id 序列。

经过数据预处理，数据的格式如下：

x: [1434, 5454, 2323, ..., 0, 0, 0]

y: [0, 1]

x 为构成一条评论的词所对应的分类 id。y 为 onehot 编码: pos-[1, 0], neg-[0, 1]

3. 建立 Text-CNN 模型

- ① 配置模型相关参数，在 COINFIG 类中完成
- ② 使用 TensorFlow 框架完成 Text-CNN 模型的建立

```

class CONFIG():

    update_w2v = True        # 是否在训练中更新 w2v

    vocab_size = 59290        # 词汇量，与 word2id 中的词汇量一致

    n_class = 2              # 分类数：分别为 pos 和 neg

```

```

max_sen_len = 75      # 句子最大长度
embedding_dim = 50    # 词向量维度
batch_size = 100      # 批处理尺寸
n_hidden = 256        # 隐藏层节点数
n_epoch = 10          # 训练迭代周期，即遍历整个训练样本的次数
opt = 'adam'          # 训练优化器：adam 或者 adadelata
learning_rate = 0.001 # 学习率；若 opt='adadelata'，则不需要定义学习率
drop_keep_prob = 0.5  # dropout 层，参数 keep 的比例
num_filters = 256     # 卷积层 filter 的数量
kernel_size = 4       # 卷积核的尺寸；nlp 任务中通常选择 2,3,4,5
print_per_batch = 100 # 训练过程中,每 100 词 batch 迭代，打印训练信息

save_dir = './checkpoints/' # 训练模型保存的地址
train_path = './data/train.txt'
dev_path = './data/validation.txt'
test_path = './data/test.txt'
word2id_path = './data/word_to_id.txt'
pre_word2vec_path = './data/wiki_word2vec_50.bin'
corpus_word2vec_path = './data/corpus_word2vec.txt'

```

4. 模型训练与验证

使用训练集和验证集完成模型训练、验证。返回训练、验证损失和准确率。

5. 模型测试

使用测试集完成模型的测试。通过准确率、召回率、F1-分数、混淆矩阵指标来评估模型的性能。

6. 预测

使用 `predict` 函数完成电影评论的情感分类。