WAV音频文件录制

在 stop_record.py 文件中,定义了Recorder类,在 __init__ 部分可修改录音的初始设置:

```
1
   def __init__(self, chunk=1024, channels=2, rate=8000):
2
       self.CHUNK = chunk
3
       self.FORMAT = pyaudio.paInt16
4
       self.CHANNELS = channels
5
       self.RATE = rate
6
       self._running = True
7
       self._frames = []
8
       self.time = 2
```

默认通道数=2, 默认频率=8000, 默认录音时间=2s

WAV音频文件预处理

路径读取操作

获取训练集和测试集的绝对路径

```
path_film = os.path.abspath('.') #获取当前绝对路径

path = path_film + "/data/xunlian/"
test_path = path_film + "/data/test_data/"
isnot_test_path = path_film + "/data/isnot_test_path/"
```

生成wav路径的str list

```
def read_wav_path(path):

map_path, map_relative = [str(path) + str(x) for x in os.listdir(path)
if os.path.isfile(str(path) + str(x))], [y for y in os.listdir(path)]
return map_path, map_relative
```

map_path是wav文件的路径,路径中包含文件名

map_relative是wav文件所在路径,路径不包含文件名

生成MFCC矩阵

读取wav音频文件

```
from scipy.io import wavfile
fs, audio = wav.read(file_name)
```

生成mfcc矩阵

```
from python_speech_features import mfcc,delta
processed_audio = mfcc(audio, samplerate=fs, nfft=2000)
```

samplerate是采样率,

nfft - the FFT size. Default is 512.

Fnc

```
def def_wav_read_mfcc(file_name):
    fs, audio = wav.read(file_name)
    processed_audio = mfcc(audio, samplerate=fs, nfft=2000)
    return processed_audio
```

one-hot编码

Define

one hot编码是将类别变量转换为机器学习算法易于利用的一种形式的过程。

One-Hot编码,又称为一位有效编码,主要是采用N位状态寄存器来对N个状态进行编码,并且在任意时候只有一位有效。

使用one-hot编码,将**离散特征的取值扩展到了欧式空间**,离散特征的某个取值就对应欧式空间的某个点。

Example

```
男 => 10
```

女=>01

祖国特征: ["中国", "美国, "法国"] (这里N=3):

中国 => 100

美国 => 010

法国 => 001

运动特征: ["足球", "篮球", "羽毛球", "乒乓球"] (这里N=4):

足球 => 1000

篮球 => 0100

羽毛球 => 0010

乒乓球 => 0001

所以,当一个样本为["男","中国","乒乓球"]的时候,完整的特征数字化的结果为:

标签二值化

sklearn.preprocessing.LabelBinarizer(neg_label=0, pos_label=1,sparse_output=False)

将多类标签转化为二值标签, 最终返回的是一个二值数组或稀疏矩阵

参数说明:

neg_label: 输出消极标签值

[1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1]

pos_label: 输出积极标签值

sparse_output:设置True时,以行压缩格式稀疏矩阵返回,否则返回数组

classes_属性: 类标签的取值组成数组

```
def def_one_hot(x):
    binarizer = sklearn.preprocessing.LabelBinarizer()
    binarizer.fit(range(max(x)+1))
    y = binarizer.transform(x)
    return y
```

生成原始数据&标签

```
def read_wav_matrix(path):
 1
 2
        map_path, map_relative = read_wav_path(path)
 3
        audio=[]
 4
        labels=[]
 5
        for idx, folder in enumerate(map_path):
 6
            processed_audio_delta = def_wav_read_mfcc(folder)
 7
            audio.append(processed_audio_delta)
            labels.append(int(map_relative[idx].split(".")[0].split("_")[0]))
 8
 9
        x_data,h,l = matrix_make_up(audio)
10
        x_{data} = np.array(x_{data})
        x_label = np.array(def_one_hot(labels))
11
        return x_data, x_label, h, l
12
```

enumerate对象的例子:

```
1 >>>seasons = ['Spring', 'Summer', 'Fall', 'Winter']
2 >>> list(enumerate(seasons))
3 [(0, 'spring'), (1, 'Summer'), (2, 'Fall'), (3, 'Winter')]
```

idx 为从0开始的index,

folder 为map_path中的元素

def_wav_read_mfcc 函数,首先通过自定义的 find_matrix_max_shape 函数获得所有sample中最大的mfcc矩阵,再将所有mfcc矩阵统一为最大矩阵的大小,空余部分填0

程序中已将 find_matrix_max_shape 函数的返回值固定,如更换数据集,需要将此函数返回值修改成变量,找出sample中的最大矩阵大小,再将其返回值重新固定,并参考注释改变 xunlianlo 函数中的每层大小。

audio 中存储统一大小后的mfcc矩阵

labels 中存储mfcc矩阵数据的标签

Tensorflow-CNN

数据准备

x是mfcc矩阵, x.shape = (10, 700, 13), 即共10个样本文件,每个样本文件中有700个时间单元,每个时间单元的信号频率倒谱离散为13个level

y是数据类别, y.shape = (10, 4), 即10个样本文件, 4-1=3种类型

```
1  x_train, y_train, h, l = read_wav_matrix(path)
2  x_test, y_test, h, l = read_wav_matrix(test_path)
```

初始化权值

```
def weight_variable(shape,name):
    initial = tf.truncated_normal(shape,stddev=0.01)#生成一个截断的正态分布
    return tf.Variable(initial,name=name)
```

初始化偏置

```
def bias_variable(shape,name):
    initial = tf.constant(0.01,shape=shape)
    return tf.Variable(initial,name=name)
```

卷积层定义

strides[0] = strides[3] = 1. strides[1]代表x方向的步长, strides[2]代表y方向的步长 padding: A string from: "SAME", "VALID"

```
def conv2d(x,W):
return tf.nn.conv2d(x,W,strides=[1,1,1,1],padding='SAME')
```

池化层定义

ksize [1,x,y,1]

```
def max_pool_2x2(x):
    return tf.nn.max_pool(x,ksize=[1,2,2,1],strides=
[1,2,2,1],padding='SAME')
```

数据传入placeholder

```
1 x = tf.placeholder(tf.float32, [None, h, l], name='x-input')
2 y = tf.placeholder(tf.float32, [None, n], name='y-input')
3 # 改变x_placeholder的格式转为4D的向量
4 # [batch, in_height, in_width, in_channels]`
5 x_image = tf.reshape(x, [-1, h, l, l], name='x_image') # 700*13*1
```

定义网络层

- 1. convolutional layer1 + max pooling;
- 2. convolutional layer2 + max pooling;
- 3. fully connected layer1 + dropout;
- 4. fully connected layer2 to prediction.

卷积层部分

初始化第一个卷积层的权值和偏置:

```
1 W_conv1 = weight_variable([5, 5, 1, 32], name='W_conv1')
2 # 5*5的采样窗口,输入数据为1层,输出数据为32层
3 b_conv1 = bias_variable([32], name='b_conv1')
4 # 每一个卷积核一个偏置值,输出数据为32层
```

定义第一层卷积:

```
      1
      # 把x_image和权值向量进行卷积,再加上偏置值,然后应用于relu激活函数

      2

      3
      # 定义卷积层

      4
      conv2d_1 = conv2d(x_image, W_conv1) + b_conv1

      5
      # 选择激活函数

      6
      h_conv1 = tf.nn.leaky_relu(conv2d_1) # 700*13*32

      7
      # Pooling

      8
      h_pool1 = max_pool_2x2(h_conv1) # 进行max-pooling 350*7*32
```

```
1 W_conv1 = weight_variable([5, 5, 32, 64], name='W_conv2')
2 # 5*5的采样窗口,输入数据为32层,输出数据为64层
3 b_conv2 = bias_variable([64], name='b_conv2')
4 # 每一个卷积核一个偏置值,输出数据为64层
```

定义第二层卷积:

```
      1
      # 把h_pool1和权值向量进行卷积,再加上偏置值,然后应用于relu激活函数

      2
      conv2d_2 = conv2d(h_pool1, w_conv2) + b_conv2

      3
      h_conv2 = tf.nn.leaky_relu(conv2d_2) # 350*7*64

      4
      h_pool2 = max_pool_2x2(h_conv2) # 进行max-pooling 175*4*64
```

全连接层部分

通过 tf.reshape() 将 h_poo12 的输出值从一个三维的变为一维的数据

```
1  # [n_sample,175,4,64] ->> [n_sample,175*4*64]
2  h_pool2_flat = tf.reshape(h_pool2, [-1, 175 * 4 * 64], name='h_pool2_flat')
```

初始化第一个全连接层的权值和偏置:

```
1 W_fc1 = weight_variable([175 * 4 * 64, 1024], name='W_fc1')
2 # 上一层有175*4*64个神经元,全连接层有1024个神经元
3 b_fc1 = bias_variable([1024], name='b_fc1') # 1024个节点
```

定义第一个全连接层:

```
1  # 定义全连接层
2  wx_plus_b1 = tf.matmul(h_pool2_flat, w_fc1) + b_fc1
3  # 选择激活函数
4  h_fc1 = tf.nn.leaky_relu(wx_plus_b1)
```

过拟合的dropout处理:

```
1# keep_prob用来表示神经元的输出概率2keep_prob = tf.placeholder(tf.float32, name='keep_prob')3h_fc1_drop = tf.nn.dropout(h_fc1, keep_prob, name='h_fc1_drop')
```

初始化第二个全连接层的权值和偏置:

```
1 W_fc2 = weight_variable([1024, n], name='W_fc2')
2 # 第二个全连接层依然有1024个神经元
3 b_fc2 = bias_variable([n], name='b_fc2')
```

定义第二个全连接层:

```
1# 定义全连接层2wx_plus_b2 = tf.matmul(h_fc1_drop, w_fc2) + b_fc23# 选择激活函数输出4prediction = tf.nn.leaky_relu(wx_plus_b2)
```

softmax分类器输出分类:

```
1 | p = tf.nn.softmax(wx_plus_b2)
```

优化

利用交叉熵损失函数来定义我们的cost function:

```
1 cross_entropy =
  tf.reduce_mean(tf.nn.softmax_cross_entropy_with_logits(labels=y,
  logits=prediction), name='cross_entropy')
```

使用AdamOptimizer进行优化:

```
1 | train_step = tf.train.AdamOptimizer(1e-5).minimize(cross_entropy)
```

求准确率

```
# 结果存放在一个布尔列表中
correct_prediction = tf.equal(tf.argmax(prediction, 1), tf.argmax(y, 1))
# argmax返回一维张量中最大的值所在的位置
# 求准确率
ccuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(correct_prediction, tf.float32))
```

训练模型

```
with tf.Session() as sess:
1
        sess.run(tf.global_variables_initializer()) # 初始化变量
2
3
       for i in range(100001):
 4
5
           # 训练模型
6
            sess.run(train_step, feed_dict={x: x_train, y: y_train, keep_prob:
    1.0})
7
8
            # 计算准确率
9
           test_acc = sess.run(accuracy, feed_dict={x: x_test, y: y_test,
    keep_prob: 1.0})
10
            train_acc = sess.run(accuracy, feed_dict={x: x_train, y: y_train,
    keep_prob: 1.0})
11
            print("训练第 " + str(i) + " 次, 训练集准确率= " + str(train_acc) + " ,
12
    测试集准确率= " + str(test_acc))
```

```
13
14
    if test_acc == 1 and train_acc >= 0.95:
        print("准确率完爆了")
16
        # 保存模型
17
        saver.save(sess, 'nn/my_net.ckpt')
18
        break
```

模型应用

数据导入

```
1 x_test, y_test, h, l = read_wav_matrix(isnot_test_path)
```

迭代网络

```
1
    with tf.Session() as sess:
 2
        # 保存模型使用环境
 3
        saver = tf.train.import_meta_graph("nn/my_net.ckpt.meta")
 4
        saver.restore(sess, 'nn/my_net.ckpt')
 5
 6
        predictions = tf.get_collection('predictions')[0]
 7
        p = tf.get_collection('p')[0]
 8
 9
        graph = tf.get_default_graph()
10
11
        input_x = graph.get_operation_by_name('x-input').outputs[0]
12
        keep_prob = graph.get_operation_by_name('keep_prob').outputs[0]
13
14
        for i in range(m):
15
            result = sess.run(predictions, feed_dict={input_x:
    np.array([x_test[i]]),keep_prob:1.0})
16
            haha = sess.run(p, feed_dict={input_x: np.array([x_test[i]]),
    keep_prob: 1.0})
17
            print("取值置信度"+str(haha))
18
19
            print("实际:"+str(np.argmax(y_test[i]))+",预测:
    "+str(np.argmax(result))+" ,预测可靠度: "+str(np.max(haha)))
20
```

绘图

在 test.py 文件中,可以对音频文件可视化,并画出音频文件的MFCC矩阵。

画音频图:

```
def plot_wav(fs, audio):
    frames = audio.shape
    time = np.arange(0, frames[0]) * (1.0/fs)
    plt.plot(time, audio)
```

 $1 \;\middle|\; \mathsf{plt.matshow}(\mathsf{processed_audio.T})$