实验任务

在本实验中,我们将指导大家利用 TensorFlow 完成 MNIST 手写数字识别的任务;同时作为练习,要在每个步骤时,完成 cifar10 的分类任务,在此基础上,完成与本文档结构类似的实验报告。

零、实验预备:

- 1. 确保按照实作零中步骤,已经完成三个库 TensorFlow, Sonnet, tfmpl 的安装;
- 2. 阅读材料 http://yann.lecun.com/exdb/mnist/, 了解 MNIST 数据集;
- 3. 阅读材料 https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html, 了解 CIFAR 数据集;
- 4. 请在 D 盘下或其它目录下新建文件夹 assignment-2, 文件夹路径之间尽量不要有中文字符; 切换至新建的文件夹; 同时打开命令行, 切换至新建文件夹。

一、准备训练数据

子任务:

尽管 TensorFlow 提供了对象,可以由 MNIST 数据直接构建数据输入管线,供 TensorFlow 框架在训练模型时使用,但一种更为高效的使用方式是生成特定格式的文件, 称为 TensorFlow Record(TFR)文件,方便训练时使用。

TFR 文件是二进制的结构化文件, 具有较高的处理效率, 可以避免当训练数据过多时, 不能加载进内存的困境, 又可避免利用一般磁盘文件时的低效率。

步骤:

- 1. 在当前目录下新建文件 mnist_prepare.py
- 2. 输入以下内容:

```
import os
import numpy as np
import tensorflow as tf

def float_feature(value):
    return tf.train.Feature(float_list=tf.train.FloatList(value=value))

def bytes_feature(value):
    return tf.train.Feature(bytes_list=tf.train.BytesList(value=[value]))

def int64_feature(value):
```

```
save_path = r'data\mnist'
                                             当处理不同的数据集时,需要更改
if not os.path.exists(save_path):
                                             为对应的保存路径,以防准备好的
  os.makedirs(save_path)
                                             数据集被覆盖。
print("Loading MNIST dataset")
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = tf.keras.datasets.mnist.load_data()
x train, x test = x train / 255.0, x test / 255.0
print('beginning prepare MNIST tfrecords for training')
writer = tf.io.TFRecordWriter(os.path.join(save_path, |'mnist-train.tfr'|))
for i, (image, label) in enumerate(zip(x_train, y_train)):
  print(f"Processing the {i}-th sample ...")
                                             当更换数据集时
                                                               要用不同数据集
  feature = \
                                             的 load_data 函数,具体的数据集
                                             在实作部分会讲。
     'image': float_feature(image.flatten()),
     'label': int64_feature(tf.squeeze(label))
  example = tf.train.Example(features = tf.train.Features(feature=fdature))
  writer.write(example.SerializeToString())
                                             当处理不同的数据集时,更改为更
                                             为合适的名称,尽量不要沿袭原来
num_train_records = i + 1
                                             数据集的名称。
writer.close()
print('end of tfrecords preparation for training')
print('beginning prepare MNIST tfrecords for testing')
writer = tf.io.TFRecordWriter(os.path.join(save_path, 'mnist-test.tfr'))
for i, (image, label) in enumerate(zip(x_test, y_test)):
  print(f"Processing the {i}-th sample ...")
  feature = {
     'image': float_feature(image.flatten()),
     'label': int64_feature(tf.squeeze(label))
  }
  example = tf.train.Example(features = tf.train.Features(feature=feature))
  writer.write(example.SerializeToString())
num_test_records = i + 1
```

writer.close()

print('end of tfrecords preparation for testing')

print('#tfrecords for training: {}'.format(num_train_records))
print('#tfrecords for testing: {}'.format(num_test_records))



为方便起见,文件 mnist_prepare.py 附后:

mnist_prepare.py

- 3. 在命令行执行文件: python mnist_prepare.py
- 4. 查看输出结果,如果程序无误,则会生成如下图所示的文件:

名称	修改日期	类型	5
mnist-test.tfr	2024/10/28 9:59	TFR 文件	
mnist-train.tfr	2024/10/28 9:59	TFR 文件	

实作:

生成 CIFAR-10 样本的 TensorFlow Record 文件, 在完成的过程中可以参考以下步骤:

- 1. 查阅什么是 CIFAR-10 数据集;
- 2. 阅读下面网站,了解 TensorFlow 内置 Keras 模块的支持: https://keras.io/api/datasets/cifar10/
- 3. 参照上面示例程序,编写程序,如 cifar10_prepare.py,将 CIFAR-10 数据集准备为 TF Record 形式的数据集;
- 4. 将数据准备的代码, 生成的文件的截图附在新的实验报告中。

二、观察待分类的图片

子任务:

我们将首先观察待分类的 mnist 图片, 以便对我们的任务有一个认识。

步骤:

- 1. 在当前文件夹下新建文件 mnist_data.py
- 2. 输入以下内容:

```
import os
import numpy as np
import tensorflow as tf
import sonnet as snt
import tfmpl
class Dataset(snt.Module):
  def init (self, batch size, image dims, num epochs=-1, name='dataset'):
     super(Dataset, self).__init__(name=name)
     self. batch size = batch size
     self. image dims = image dims
     self._num_epochs = num_epochs
  def _parse_function(self, example):
     dims = np.prod(self._image_dims)
     features = {
       "image": tf.io.FixedLenFeature([dims], dtype=tf.float32),
       "label": tf.io.FixedLenFeature([], dtype=tf.int64)
     }
     example_parsed
                                     tf.io.parse_single_example(serialized=example,
features=features)
     value = tf.reshape(example_parsed['image'], self._image_dims)
     label = example_parsed['label']
     return value, label
  def call (self, filename):
     assert os.path.isfile(filename), "invalid file name: {}".format(filename)
     dataset = tf.data.TFRecordDataset([filename])
     dataset = dataset.map(self._parse_function)
     dataset = dataset.batch(self._batch_size)
     dataset = dataset.repeat(self._num_epochs)
```

return dataset

```
@tfmpl.figure_tensor
def draw_image(images, rows, cols):
  num_figs = len(images)
  fig = tfmpl.create_figure(figsize= (12.8, 12.8))
  # pdb.set_trace()
  for i in range(rows):
    for j in range(cols):
       seq = i * cols + j + 1
       if seq > num_figs:
         fig.tight_layout()
         return fig
       if num_figs == 1:
         ax = fig.add_subplot(1, 1, 1)
       else:
         ax = fig.add_subplot(rows, cols, seq)
       ax.imshow(images[seq-1, ...])
       ax.axis('off')
                                           当用不同的数据集时, 针对数据集
  fig.tight_layout()
                                           的图片的大小, 这些值要做适当的
  return fig
                                           调整。具体要看数据集的说明。
if __name__ == '__main__':
  num_images = 64
  image\_width = 28
  image_height = 28
  image\_channels = 1
  ds = Dataset(num_images, [image_height, image_width, image_channels])
  images, labels = next(iter(ds(r'data\mnist\mnist-train.tfr')))
  log_dir = "output-data"
                                           针对不同数据集准备的 TF Records
  if not os.path.exists(log_dir):
                                           格式文件的存放位置作相应调整。
    os.makedirs(log_dir)
```

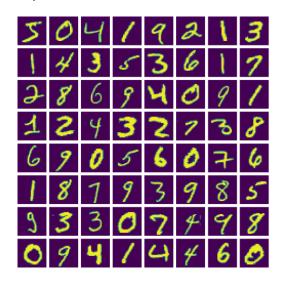
summary_writer = tf.summary.create_file_writer(log_dir)
with summary_writer.as_default():
 image_tensor = draw_image(images, 8, 8)
 image_summary = tf.summary.image("images", image_tensor, step=0)
summary_writer.close()



为方便起见,文件 mnist_data.py 附后:

mnist_data.py

- 3. 在命令行执行文件: python mnist_data.py
- 4. 查看输出结果,如果程序无误,则通过如下命令在命令行启动 TensorBoard 后,在浏览器键入地址 http://127.0.0.1:6006/,会在浏览器中看到如下图形: tensorboard --logdir=output-data



实作:

观察 CIFAR-10 的样本,根据示例代码的提示,创建相关脚本文件,如 cifar10_data.py,展示数据集内相关图片,将相关代码与 TensorBoard 展现在浏览器中的图片附在新的实验报告中。

三、建立模型

子任务:

我们用如下配置来建立卷积神经网络模型:

层 ID	层类型	Filter 数	Filter 大	激活函	Padding
		目	/]\	数	方式
1	Conv2D	32	5	ReLU	SAME
2	Pooling	-	2		-
3	Conv2D	64	5	ReLU	SAME
4	Pooling	-	2		-
5	FC	-	256	ReLU	-
6	FC	-	#class	-	-

步骤:

- 1. 在当前文件夹下新建文件 mnist_model.py
- 2. 输入以下内容:

```
import os
import numpy as np
import tensorflow as tf
import sonnet as snt
class Pooling(snt.Module):
  def __init__(self, pool=None, k=2, padding='SAME', name="pooling"):
     super(Pooling, self).__init__(name=name)
     self._pool = pool
     self_k = k
     self._padding = padding
  def __call__(self, x):
     if self._pool == 'max':
        return tf.nn.max_pool2d(x, self._k, self._k, self._padding)
     elif pool == 'avg':
        return tf.nn.avg_pool2d(x, self._k, self._k, self._padding)
     else:
        return lambda x: x
class Model(snt.Module):
  def __init__(self, num_classes, filter_size=5, name="model"):
     super(Model, self).__init__(name=name)
     self._num_classes = num_classes
     self._filter_size = filter_size
  @snt.once
  def_initialize(self):
```

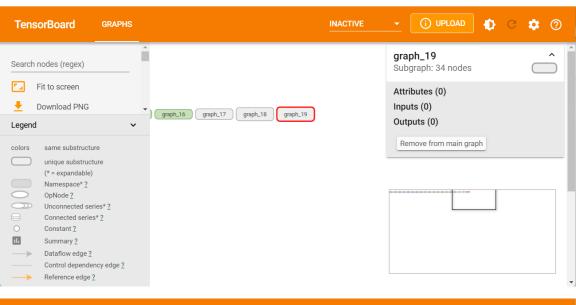
```
self._conv1 = snt.Conv2D(32, self._filter_size, name="first_conv_layer")
    self._pool1 = Pooling('max', name="first_max_pool_layer")
    self._conv2 = snt.Conv2D(64, self._filter_size, name="second_conv_layer")
    self._pool2 = Pooling('max', name="second_pool_layer")
    self._lin = snt.Linear(256, name="fully_conn_layer")
    self._output = snt.Linear(self._num_classes, name="output_layer")
                                  如果要增加新的卷积层与池化层,请在这里
  def __call__(self, x):
                                  定义,如:
    self._initialize()
                                  self._conv3 = snt.Conv2D(128, self._filter_size,
                                  name="third_conv_layer")
    y = tf.nn.relu(self.\_conv1(x))
    y = self.pool1(y)
    y = tf.nn.relu(self.\_conv2(y))
    y = self.pool2(y)
    y = snt.Flatten()(y)
                                    如果定义了新的层,请在这里建构在一
                                    起,如y=tf.nn.relu(self._conv3(y))等等
    y = tf.nn.relu(self._lin(y))
    return self._output(y)
                                    注意根据批量大小、数据集中图片的高
def test():
                                    度、宽度、通道数目,对四个些数值作相
  log_dir = "output-model"
                                    应的调整。
  if not os.path.exists(log_dir):
    os.makedirs(log_dir)
  x = tf.random.normal([32, 28, 28, 1])
                                    根据数据集中类别或分类的数目, 对此数
  model = tf.function(Model(10))
                                    值作相应的调整。
  summary_writer = tf.summary.create_file_writer(log_dir)
  tf.summary.trace_on(graph=True, profiler=False)
  y = model(x)
  with summary_writer.as_default():
    tf.summary.trace export(name="model trace", step=0, profiler_outdir=log_dir)
  tf.summary.trace_off()
```

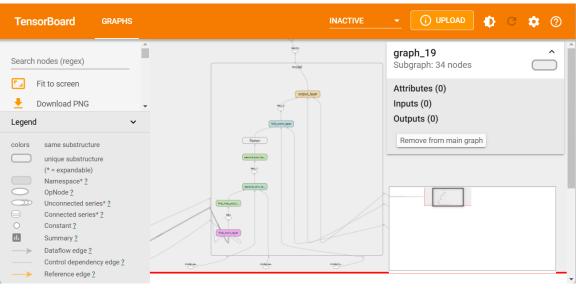


为方便起见, 文件 mnist_model.py 附后:

- 3. 在命令行执行程序: python mnist_model.py
- 4. 若程序执行无误,则可以通过如下命令在命令行中启动 TensorBoard, 在浏览器中键入 http://127.0.0.1:6006/, 查看浏览器中的模型结构展示(注意把最后一个节点打开):

tensorboard --logdir=output-model





实作:

请参考示例代码,参考如下配置构建网络,通过 TensorBoard 观察所建立模型是否正确。

层 ID	层类型	Filter 数	Filter 大	激 活 函	Padding
		目	/]\	数	方式
1	Conv2D	32	3	ReLU	SAME
2	Pooling	-	2		1
3	Conv2D	64	3	ReLU	SAME
4	Pooling	-	2		-
5	Conv2D	128	3	ReLU	SAME
6	Pooling	-	2		-
7	FC	-	256	ReLU	-
8	FC	-	#class	-	-

请按以上步骤,将构建模型的代码与 TensorBoard 呈现的模型结构输出附在新的实验报告中。

四、训练模型

子任务:

根据基于监督学习利用神经网络模型解决分类任务的理论,利用 mini-batch 方法,结合准备的 TF Records 格式的数据,训练构建的模型。

步骤:

- 1. 在当前文件夹下新建文件 mnist_train.py
- 2. 输入以下内容

import os import numpy as np import tensorflow as tf import sonnet as snt from mnist_data import Dataset from mnist_model import Model 如果用 cifar-10,则图片是 32x32x3 的,这里也要作对应更改。如果分 类的类别不是 10 类的话,对类别 数目也要进行相应更改。

batch_size = 32

image_height = 28
image_width = 28
image_channels = 1
num_classes = 10

```
#建立模型与优化器
model = Model(num_classes)
learning_rate = 0.01
optimizer = snt.optimizers.Adam(learning_rate)
                                      如果观察到训练不收敛,可能学习率设
#准备存储运行时信息的文件夹与对象
                                      置过大(或过小),请调整学习率
log dir = "output-train"
if not os.path.exists(log_dir):
  os.makedirs(log_dir)
summary_writer = tf.summary.create_file_writer(log_dir)
# 定义单步训练
def train(images, labels, step):
  # 记录前向传播信息
  with tf.GradientTape() as tape:
    logits = model(images)
    labels = tf.one_hot(labels, depth=num_classes)
    with tf.control_dependencies([tf.assert_equal(tf.shape(logits), tf.shape(labels))]):
       loss = tf.math.reduce_mean(
         tf.nn.softmax_cross_entropy_with_logits(labels, logits))
  # 计算梯度, 并更新权重
  variables = model.trainable_variables
  gradients = tape.gradient(loss, variables)
  optimizer.apply(gradients, variables)
  with summary_writer.as_default():
    tf.summary.scalar('loss', loss, step=step)
  return loss
# 验证模型的超参
def validate(dataset_iter, step):
  images, labels = next(dataset_iter)
  logits = model(images)
  logits = tf.math.argmax(logits, -1)
  with tf.control_dependencies([tf.assert_equal(tf.shape(logits), tf.shape(labels))]):
```

```
prediction = tf.equal(labels, logits)
    accuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(prediction, tf.float32))
  with summary_writer.as_default():
    tf.summary.scalar('accuracy', accuracy, step=step)
  return accuracy
#保存模型
def save_model(module):
  @tf.function(input_signature=[tf.TensorSpec([None, image_height, image_width,
image_channels])])
  def inference(x):
    return module(x)
  save_path = r"saved_model"
  if not os.path.exists(save_path):
    os.makedirs(save_path)
  to_save = snt.Module()
  to_save.inference = inference
  to_save.all_variables = list(module.variables)
  tf.saved_model.save(to_save, save_path)
                                      如果用其它数据集, 请其更改为对应的
                                      的准备的 TFR 文件所在的路径。
def main():
  # 加载准备好的数据
  train_data_path = r"data\mnist\mnist-train.tfr"
  val_data_path = r"data\mnist\mnist-test.tfr
  train_dataset = Dataset(batch_size,
    [image_height, image_width, image_channels], 1)(train_data_path)
  val_dataset = Dataset(batch_size,
    [image_height, image_width, image_channels])(val_data_path)
                                      可以根据自己所用的计算机性能调整该
  @tf.function
                                      值,2到10之间均可。但较大值会用较
  def loop():
    num_epochs = 2
                                      长时间训练。
    step = np.int64(0)
    val_dataset iter = iter(val_dataset)
```

```
for _ in range(num_epochs):
    for features, labels in train_dataset:
        step = step + 1
        loss = train(features, labels, step, )
        accu = validate(val_dataset_iter, step)
        tf.print("iteration:", step, " loss - ", loss, " accuracy - ", accu)

# 训练模型
loop()

# 保存模型
save_model(model)

if __name__ == "__main__":
    main()
```



为方便起见,文件 mnist_train.py 附后:

mnist_train.py

- 3. 在命令行执行文件: python mnist_train.py
- 4. 如果程序无误,在命令行启动 TensorBoard 查看训练过程:

tensorboard --logdir=output-train

启动 TensorBoard 之后,在浏览器键入 http://localhost:6006/#scalars,则原则上应该可以看到输出如下图所示:



实作:

依据上节中所建网络,训练识别 CIFAR-10 图片所用的网络模型。请将各步所做的工作,包括训练过程的代码,与反映训练过程的指标的图像,如上面所示的 TensorBoard 中所展示的图案,均附在实验报告里。

五、测试模型

子任务:

测试所训练模型的在测试集样本上的表现。可以根据自己的情况选择测试集中的全部 样本或部分样本。

步骤:

- 1. 在当前文件夹下新建文件 mnist_test.py
- 2. 输入以下内容:

import os import numpy as np import tensorflow as tf from mnist_data import Dataset from tensorboard.plugins import projector

如果用 cifar-10, 则图片是 32x32x3 的, 这里需要更

```
image_width = 28
image_height = 28
image_channels = 1

num_classes = 10

log_dir = "output-test"
if not os.path.exists(log_dir):
    os.makedirs(log_dir)

# 模型加载函数
def load_model(save_path):
    assert os.path.exists(save_path), "模型路径不存在"

loaded = tf.saved_model.load(save_path)
    assert len(loaded.all_variables) > 0, "加载模型失败"

return loaded
```

```
# 加载测试数据与模型
ds = Dataset(1, [image_height, image_width, image_channels], 1)
model = load_model("saved_model")
embeddings = []
metadata = os.path.join(log_dir, 'metadata.tsv')
metadata file = open(metadata, 'w')
                                       如果需要不同数目的测试样本,可以
                                       进行调整。
accuracy = 0
count = 1000
for i, (image, label) in enumerate(ds(r"data\mnist\mnist-test.tfr")):
  logit = model.inference(image)
  logit = tf.squeeze(logit, axis=0)
  embeddings.append(logit)
  num = tf.argmax(logit, axis=-1)
  metadata_file.write('%d\n' % label[0])
  if num == label:
    accuracy = accuracy + 1
                                       如果训练 CIFAR-10, 请更改为 CIFAR-10
  if (count == 1):
                                       的 TFR 文件所在的正确的路径
    break
  else:
    count = count - 1
                                       更改为所需要的 sprite 文件的路径, 并
metadata_file.close()
                                       注意将该文件置于输出文件夹,如
                                       output-test 之下。
accuracy = accuracy / (i + 1)
print("The accuracy of inference on test set is {}".format(accuracy))
embedding_var = tf.Variable(embeddings, dtype=tf.float32)
checkpoint = tf.train.Checkpoint(embedding=embedding var)
checkpoint.save(os.path.join(log_dir, "embedding.ckpt"))
config = projector.ProjectorConfig()
embedding = config.embeddings.add()
                              "embedding/.ATTRIBUTES/VARIABLE_VALUE"
embedding.tensor_name
embedding_var.name
embedding.sprite.image_path = 'mnist_10k_sprite.png' # Path relative to the log
directory
embedding.sprite.single_image_dim.extend([image_height, image_width])
```

embedding.metadata_path = 'metadata.tsv'

projector.visualize_embeddings(log_dir, config)

Path relative to the log directory



为方便起见,文件 ic_test.py 附后:

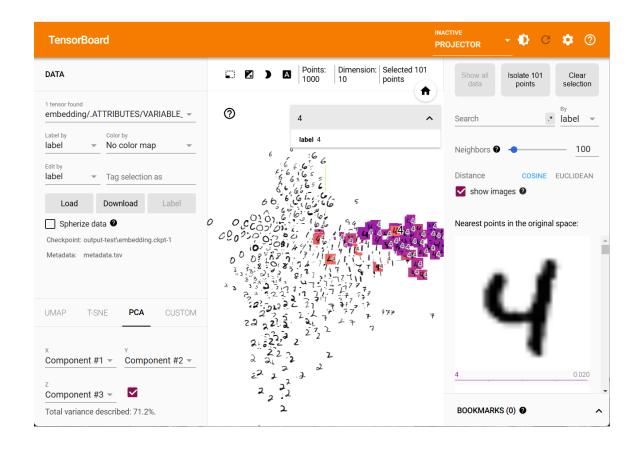
mnist_test.py

- 3. 在命令行执行文件: python mnist_test.py, 如果无误,则能看到类似如下输出: The accuracy of inference on test set is 0.936
- 4. 将如下类似如下的 sprite 图片放入目录 output-test 中,注意图片的名称必须和代码中 embedding.sprite.image_path = 'mnist_10k_sprite.png'的值一致:

5. 通过如下命令在命令行启动 TensorBoard:

tensorboard --logdir=output-test

然后在浏览器中键入 http://localhost:6006/#projector, 查看输出结果,如果程序无误,则输出如下图所示:



小结:

从输出可以看出,在两层卷积层与仅经过 2 个 epoch 训练,模型在 1000 个测试样本上的准确率为 93.6%;从 TensorBoard 的 PCM 图中可以看到,不同类别的数字图片被基本分到了不同的流形上,模型基本达到了要求。

实作:

仿照上面步骤,验证所设计的神经神经网络经训练之后,在 CIFAR-10 的测试集上的表现。将各个步骤的实验结果体现在新的实验报告中。

注意,要将给的类似如下形式的图片放入 output-test 文件夹中,如提供的 cifar10 sprite.png:

