
人工智能实践：Tensorflow 笔记

第三讲

神经网络搭建八股

本节课目标：分享神经网络的搭建八股，用“六步法”，不到 20 行代码，写出手写数字识别训练模型。

1 tf.keras 搭建网络八股

1.1 keras 介绍

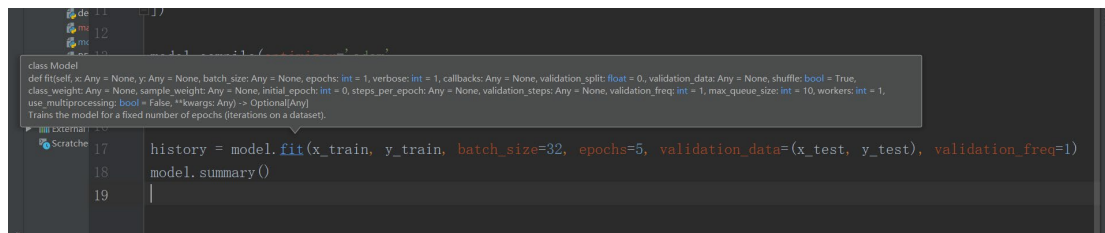
tf.keras 是 tensorflow2 引入的高封装度的框架，可以用于快速搭建神经网络模型，keras 为支持快速实验而生，能够把想法迅速转换为结果，是深度学习框架之中最终易上手的一个，它提供了一致而简洁的 API，能够极大地减少一般应用下的工作量，提高代码地封装程度和复用性。

Keras 官方文档：

https://tensorflow.google.cn/api_docs/python/tf

深度学习编程框架中的 API 众多，就算是从业很久的算法工程师也不可能记住所有的 API。由于本课程时间有限，只覆盖了 tensorflow2 系列中的最常用的几个 API，仍然还有很多需要在今后的实践中继续学习，这时我们就需要参考 tensorflow 的官方文档，通过阅读源码和注释的方法学习 API。通常有两种方法，以下将分别介绍。

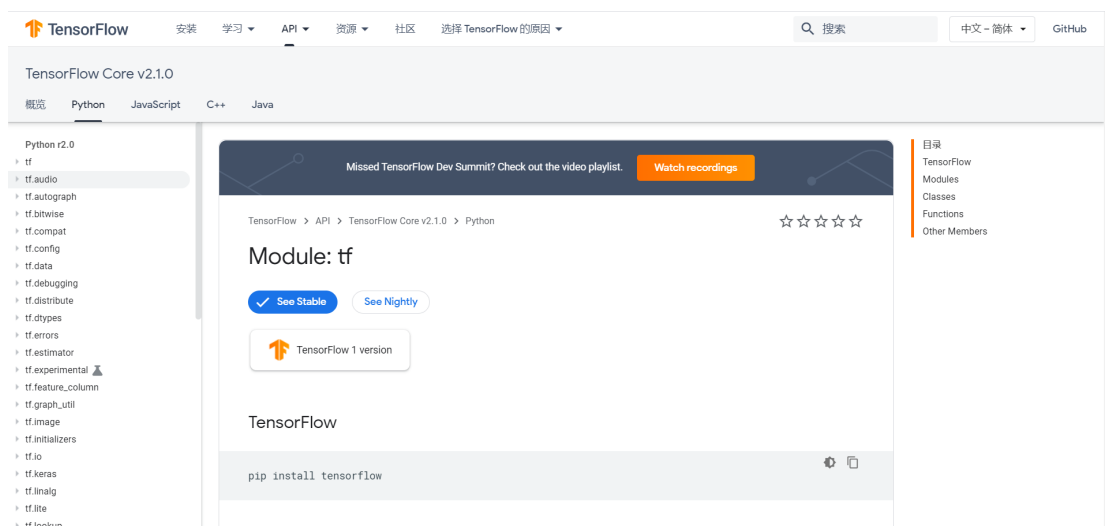
第一种：在 pycharm 集成开发环境中查看框架源码



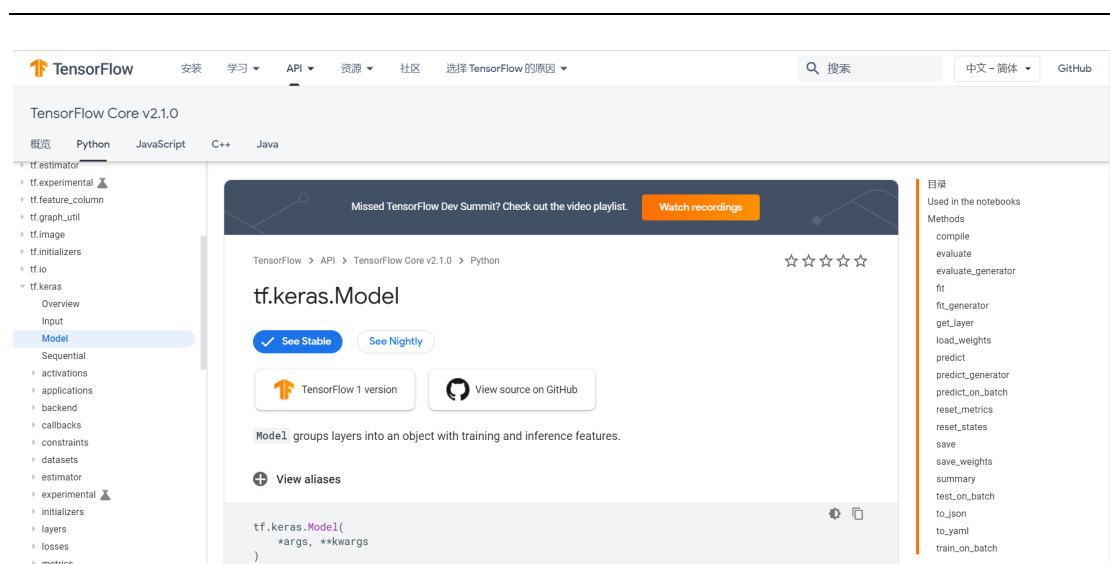
如上图，将鼠标放置在函数上按住 **Ctrl** 键，会显示函数的基本信息，包括封装函数的类，函数入口参数，函数功能等。上图中显示的提示框就是显示出的函数信息，第一行表示函数属于 `Model` 类，第二三四行列出了函数的参数，第五行说明了函数的功能。可以看到，`model.fit()` 的功能是执行训练过程，是本节课搭建神经网络六部法中十分重要的一步，后面会进一步介绍。

按住 **Ctrl** 键点击函数会跳转到函数的源代码部分，使用者可以根据源码和注释进一步了解函数的实现方法。

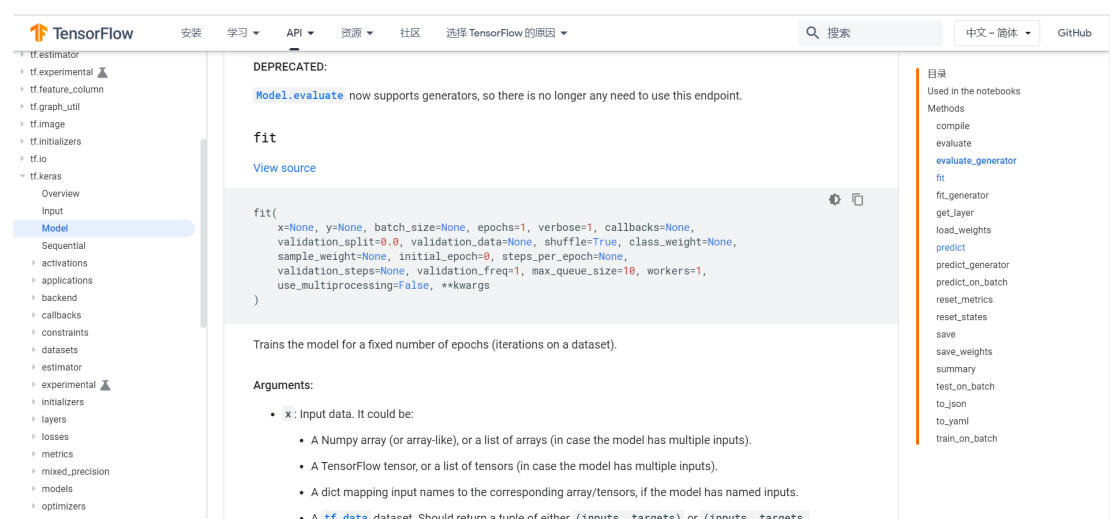
第二种：在 tensorflow 官网中查询函数文档



上图是 tensorflow 官方文档的网页页面。查询时可以通过左边的检索寻找目标函数。以下以查找 `model.fit()` 函数为例。



打开 `tf.keras` 中的 `Model` 类，可以看到右方目录列出了 `Model` 类所包含的函数。



点击 `fit()` 函数可以看到对于函数的介绍，包括输入参数具体介绍，函数功能等。

1.2 搭建神经网络六部法

tf.keras 搭建神经网络六部法

第一步：import 相关模块，如 `import tensorflow as tf`。

第二步：指定输入网络的训练集和测试集，如指定训练集的输入 `x_train` 和标签 `y_train`，测试集的输入 `x_test` 和标签 `y_test`。

第三步：逐层搭建网络结构，`model = tf.keras.models.Sequential()`。

第四步：在 `model.compile()` 中配置训练方法，选择训练时使用的优化器、损失函数和最终评价指标。

第五步：在 `model.fit()` 中执行训练过程，告知训练集的输入值和标签、每个 batch 的大小（`batchsize`）和数据集的迭代次数（`epoch`）。

第六步：使用 `model.summary()` 打印网络结构，统计参数数目。

1.3 函数用法介绍

——`tf.keras.models.Sequential()`

`Sequential` 函数是一个容器，描述了神经网络的网络结构，在 `Sequential` 函数的输入参数中描述从输入层到输出层的网络结构。

如：

拉直层：`tf.keras.layers.Flatten()`

拉直层可以变换张量的尺寸，把输入特征拉直为一维数组，是不含计算参数的层。

全连接层：`tf.keras.layers.Dense(神经元个数,`

`activation=" 激活函数",`

`kernel_regularizer=" 正则化方式")`

其中：

`activation`（字符串给出）可选 `relu`、`softmax`、`sigmoid`、`tanh`

`kernel_regularizer` 可选 `tf.keras.regularizers.l1()`、

`tf.keras.regularizers.l2()`

卷积层：`tf.keras.layers.Conv2D(filter = 卷积核个数,`

```
kernel_size = 卷积核尺寸,  
  
strides = 卷积步长,  
  
padding = “valid” or “same” )
```

LSTM层: `tf.keras.layers.LSTM()`。

本章只使用拉直层和全连接层，卷积层和循环神经网络层将在之后的章节介绍。

——`Model.compile(optimizer = 优化器,`

`loss = 损失函数,`

`metrics = [“准确率”])`

`Compile` 用于配置神经网络的训练方法，告知训练时使用的优化器、损失函数和准确率评测标准。

其中：

`optimizer` 可以是字符串形式给出的优化器名字或函数形式，使用函数的形式可以设置学习率、动量和超参数。

可选项包括：

```
‘sgd’ or tf.optimizers.SGD( lr=学习率,  
  
decay=学习率衰减率,  
  
momentum=动量参数)  
  
‘adagrad’ or tf.keras.optimizers.Adagrad(lr=学习率,  
  
decay=学习率衰减率)  
  
‘adadelata’ or tf.keras.optimizers.Adadelata(lr=学习率,  
  
decay=学习率衰减率)  
  
‘adam’ or tf.keras.optimizers.Adam (lr=学习率,  
  
decay=学习率衰减率)
```

Loss 可以是字符串形式给出的损失函数的名字，也可以是函数形式。

可选项包括：

‘mse’ or `tf.keras.losses.MeanSquaredError()`

‘sparse_categorical_crossentropy

or `tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=False)`

损失函数常需要经过 `softmax` 等函数将输出转化为概率分布的形式，`from_logits` 则用来标注，该损失函数是否需要转换为概率的形式取 `False` 时表示经过了概率分布，取 `True` 时表示没有经过概率分布，直接输出。

Metrics 标注网络评测指标。

可选项包括：

‘accuracy’：`y_`和 `y` 都是数值，如 `y_=[1]` `y=[1]`。

‘categorical_accuracy’：`y_`和 `y` 都是以独热码和概率分布表示。

如 `y_=[0, 1, 0]`，`y=[0.256, 0.695, 0.048]`。

‘sparse_categorical_accuracy’：`y_`是以数值形式给出，`y` 是以独热码形式给出。

如 `y_=[1]`，`y=[0.256, 0.695, 0.048]`。

——`model.fit`(训练集的输入特征， 训练集的标签， `batch_size`, `epochs`,

`validation_data` = (测试集的输入特征， 测试集的标签)，

`validation_split` = 从测试集划分多少比例给训练集，

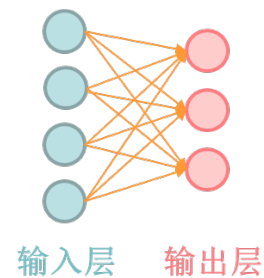
`validation_freq` = 测试的 `epoch` 间隔次数)

`fit` 函数用于执行训练过程。

——model.summary()

summary 函数用于打印网络结构和参数统计

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	multiple	15
Total params: 15		
Trainable params: 15		
Non-trainable params: 0		



上图是 model.summary() 对鸢尾花分类网络的网络结构和参数统计，对于一个输入为 4 输出为 3 的全连接网络，共有 15 个参数。

2 iris 数据集代码复现

```
1  # -*- coding: UTF-8 -*-
2  import tensorflow as tf
3  import os
4  from sklearn import datasets
5  import numpy as np
6
7  x_train = datasets.load_iris().data
8  y_train = datasets.load_iris().target
9
10 np.random.seed(116)
11 np.random.shuffle(x_train)
12 np.random.seed(116)
13 np.random.shuffle(y_train)
14
15 model = tf.keras.models.Sequential([
16     tf.keras.layers.Dense(3, activation='sigmoid')
17 ])
18
19 model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.SGD(lr=0.1),
20               loss='sparse_categorical_crossentropy',
21               metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
22
23 model.fit(x_train,y_train, epochs=500, validation_freq=20,validation_split=0.2)
24 model.summary()
```

第一步：import 相关模块：

```
import tensorflow as tf
```

```
from sklearn import datasets
```

```
import numpy as np
```

第二步：指定输入网络地训练集和测试集：

```
x_train = datasets.load_iris().data
y_train = datasets.load_iris().target
```

其中测试集的输入特征 `x_test` 和标签 `y_test` 也可以像 `x_train` 和 `y_train` 一样直接从数据集获取，也可以如上述在 `fit` 中按比例从训练集中划分，本例选择从训练集中划分，所以只需加载 `x_train`, `y_train` 即可。

```
np.random.seed(116)
np.random.shuffle(x_train)
np.random.seed(116)
np.random.shuffle(y_train)

tf.random.set_seed(116)
```

以上代码实现了数据集的乱序。

第三步：逐层搭建网络结构：

```
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Dense(3, activation='softmax',
        kernel_regularizer=tf.keras.regularizers.l2())
])
```

如上所示，本例使用了单层全连接网络，第一个参数表示神经元个数，第二个参数表示网络所使用的激活函数，第三个参数表示选用的正则化方法。

使用 `Sequential` 可以快速搭建网络结构，但是如果遇到带有跳连，或其他复杂网络结构 `Sequential` 就无法表示了。需要使用 `class` 来声明网络结构。

```
class MyModel(Model):
    def __init__(self):
        super(MyModel, self).__init__()
        //初始化网络结构
```

```
def call(self, x):  
    y = self.dl(x)  
    return y
```

可以使用 class 类封装网络结构，如上所示是一个 Class 模板，MyModel 表示声明的神经网络的名字，括号中的 Model 表示创建的类需要继承 tensorflow 库中的 Model 类，类中需要定义两个函数，__init__() 函数为类的构造函数用于初始化类的参数。super(MyModel, self).__init__() 这行表示初始化父类的参数，之后便可初始化网络结构，搭建出神经网络所需的各种网络结构块。call() 函数中调用 __init__() 函数中完成初始化的网络块，实现前向传播并返回推理值。使用 class 方式搭建鸢尾花网络结构的代码如下所示。

```
class IrisModel(Model):  
    def __init__(self):  
        super(IrisModel, self).__init__()  
        self.dl = Dense(3, activation='sigmoid',  
kernel_regularizer=tf.keras.regularizers.l2())  
  
    def call(self, x):  
        y = self.dl(x)  
        return y
```

搭建好网络结构后只需要使用 Model=MyModel() 构建类的对象，即可使用改模型。

```

1 # -*- coding: UTF-8 -*-
2 import tensorflow as tf
3 from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
4 from tensorflow.keras import Model
5 from sklearn import datasets
6 import numpy as np
7
8 x_train = datasets.load_iris().data
9 y_train = datasets.load_iris().target
10
11 np.random.seed(116)
12 np.random.shuffle(x_train)
13 np.random.seed(116)
14 np.random.shuffle(y_train)
15
16 class IrisModel(Model):
17     def __init__(self):
18         super(IrisModel, self).__init__()
19         self.dl = Dense(3, activation='sigmoid')
20
21     def call(self, x):
22         y=self.dl(x)
23         return y
24
25 model = IrisModel()
26
27
28 model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.SGD(lr=0.1),
29               loss='sparse_categorical_crossentropy',
30               metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
31
32 model.fit(x_train,y_train, epochs=500, validation_freq=20,validation_split=0.2)
33 model.summary()

```

对比使用 Sequential() 方法和 class 方法只有两点区别：

- ①import 中添加了 Model 模块和 Dense 层、Flatten 层。
- ②使用 class 声明网络结构，model = IrisModel() 初始化模型对象。

第四步：在 model.compile() 中配置训练方法：

```

model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.SGD(lr=0.1),
              loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=False,
                                                                    metrics=['sparse_categorical_accuracy']))

```

如上所示，本例使用 SGD 优化器，并将学习率设置为 0.1，选择 SparseCategoricalCrossentrop 作为损失函数，由于神经网络输出使用了 softmax 激活函数，使得输出是概率分布，而不是原始输出，所以需要将从_logits 参数设置为 False。由于鸢尾花数据集给的标签是 0, 1, 2 这样的数值，而网络前向传播的输出为概率分布，所以 metrics 需要设置为 sparse_categorical_accuracy。

第五步：在 model.fit() 中执行训练过程：

```

model.fit(x_train,y_train,batch_size=32,epochs=500, validation_split
= 0.2,validation_freq=20)

```

在 `fit` 中执行训练过程, `x_train`, `y_train` 分别表示网络的输入特征和标签, `batch_size` 表示一次喂入神经网络的数据量, `epochs` 表示数据集的迭代次数, `validation_split` 表示数据集中测试集的划分比例, `validation_freq` 表示每迭代 20 次在测试集上测试一次准确率。

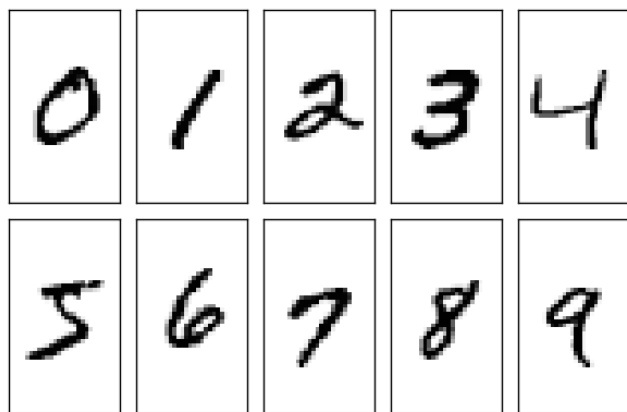
第六步：使用 `model.summary()` 打印网络结构，统计参数数目：

```
model.summary()
```

3 MNIST 数据集

3.1 介绍

MNIST 数据集一共有 7 万张图片，是 28×28 像素的 0 到 9 手写数字数据集，其中 6 万张用于训练，1 万张用于测试。每张图片包括 784 (28×28) 个像素点，使用全连接网络时可将 784 个像素点组成长度为 784 的一维数组，作为输入特征。数据集图片如下所示。



3.2 导入数据集

`keras` 函数库中提供了使用 `mnist` 数据集的接口，代码如下所示，可以使用 `load_data()` 直接从 `mnist` 中读取测试集和训练集。

```
mnist = tf.keras.datasets.mnist  
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
```

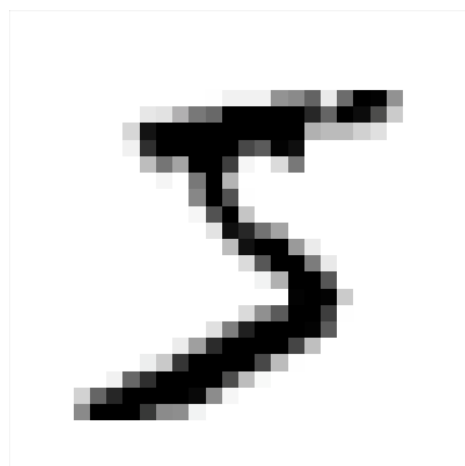
输入全连接网络时需要先将数据拉直为一维数组，把 784 个像素点的灰度值作为输入特征输入神经网络。

```
tf.keras.layers.Flatten()
```

使用 plt 库中的两个函数可视化训练集中的图片。

```
plt.imshow(x_train[0], cmap='gray')
```

```
plt.show()
```



使用 `print` 打印出训练集中第一个样本以二位数组的形式打印出来，如下所示。

```
print( "x train[0]:", x_train[0])
```

[illegible]

打印出第一个样本的标签，为 5。

```
print( "y_train[0]:", y_train[0])
```

```
y_train[0]:5
```

打印出测试集样本的形状，共有 10000 个 28 行 28 列的三维数据。

```
print( "x test.shape:" x test.shape)
```

```
x_test.shape: (10000, 28, 28)
```

3.3 训练 MNIST 数据集

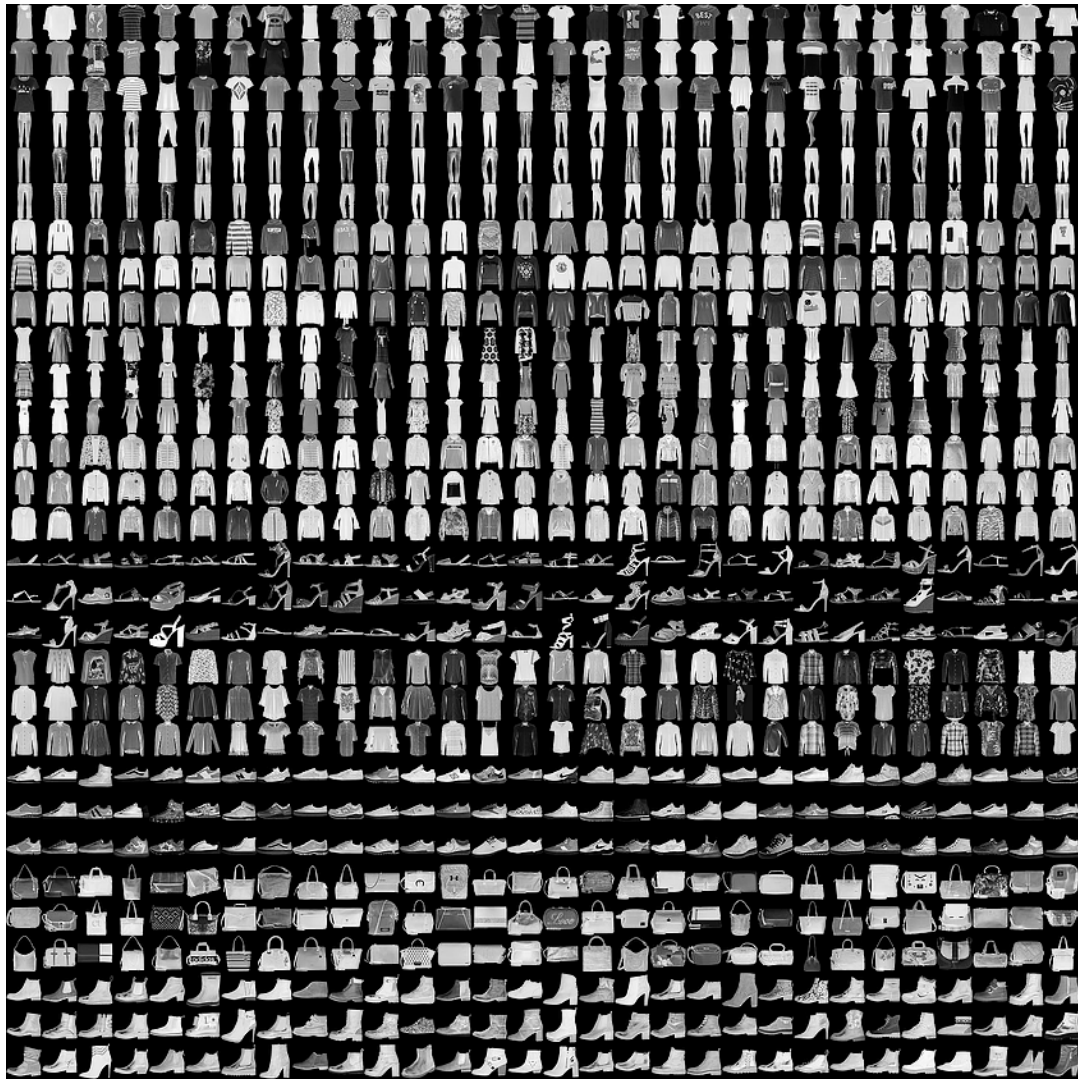
使用 Sequential 实现手写数字识别

```
1 import tensorflow as tf
2
3 mnist = tf.keras.datasets.mnist
4 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
5 x_train, x_test = x_train / 255.0, x_test / 255.0
6
7 model = tf.keras.models.Sequential([
8     tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28)),
9     tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
10    tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
11 ])
12
13 model.compile(optimizer='adam',
14               loss='sparse_categorical_crossentropy',
15               metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
16
17 model.fit(x_train, y_train, epochs=10, validation_data=(x_test, y_test), validation_freq=2)
18 model.summary()
```

使用 class 实现手写数字识别

```
1 import tensorflow as tf
2 from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
3 from tensorflow.keras import Model
4
5 mnist = tf.keras.datasets.mnist
6 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
7 x_train, x_test = x_train / 255.0, x_test / 255.0
8
9 class MnistModel(Model):
10     def __init__(self):
11         super(MnistModel, self).__init__()
12         self.flatten = Flatten()
13         self.d1 = Dense(128, activation='relu')
14         self.d2 = Dense(10, activation='softmax')
15
16     def call(self, x):
17         x = self.flatten(x)
18         x = self.d1(x)
19         y = self.d2(x)
20         return y
21
22 model = MnistModel()
23
24
25 model.compile(optimizer='adam',
26               loss='sparse_categorical_crossentropy',
27               metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
28
29 model.fit(x_train, y_train, epochs=10, validation_data=(x_test, y_test), validation_freq=2)
30 model.summary()
```

值得注意的是训练时需要将输入特征的灰度值归一化到[0, 1]区间，这可以使网络更快收敛。



由于Fashion_mnist 数据集和 mnist 数据集具有相似的属性,所以对于 mnist 只需讲 mnist 数据集的加载换成 Fashion_mnist 就可以训练 Fashion 数据集了。代码如下所示:

```
1 import tensorflow as tf
2
3 mnist = tf.keras.datasets.fashion_mnist
4 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
5 x_train, x_test = x_train / 255.0, x_test / 255.0
6
7 model = tf.keras.models.Sequential([
8     tf.keras.layers.Flatten(),
9     tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
10    tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
11 ])
12
13 model.compile(optimizer='adam',
14               loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=False),
15               metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
16
17 history = model.fit(x_train, y_train, batch_size=32, epochs=5, validation_data=(x_test, y_test), validation_freq=1)
18 model.summary()
19
```