

---

# transformers-keras

发布 *0.0.1*

ZhouYang Luo

2021 年 09 月 07 日



<b>1 安装</b>	<b>1</b>
1.1 使用 pip 安装	1
<b>2 快速入门</b>	<b>3</b>
2.1 加载预训练模型的权重	3
2.1.1 BERT 特征抽取示例	4
2.2 微调下游任务示例	5
2.2.1 使用 BERT 微调文本分类任务	5
2.2.2 使用 BERT 微调问答任务	7
<b>3 下游任务模型概述</b>	<b>11</b>
3.1 统一的 API	11
3.2 Question Answering 模型介绍	11
3.3 Sentence Embedding 模型介绍	11
3.4 Sentiment Analysis 模型介绍	11
3.4.1 Aspect Term Extraction	12
3.4.2 Opinion Term Extraction and Classification	12
3.5 Sequence Classification 模型介绍	12
3.6 Token Classification 模型介绍	12
<b>4 训练数据输入管道</b>	<b>13</b>
4.1 统一的 API	13
4.2 Question Answering 模型的数据输入管道	13
4.3 Sentence Embedding 模型的数据输入管道	13
4.4 Sentiment Analysis 模型的数据输入管道	13
4.5 Sequence Classification 模型的数据输入管道	13
4.6 Token Classification 模型的输入输入管道	13

<b>5</b>	<b>完整解决方案示例</b>	<b>15</b>
5.1	统一的 Pipeline: 从训练到部署 . . . . .	15
5.2	Question Answering 完整解决方案 . . . . .	15
5.3	Sentence Embedding 完整解决方案 . . . . .	15
5.4	Sentiment Analysis 完整解决方案 . . . . .	15
5.5	Sequence Classification 完整解决方案 . . . . .	15
5.6	Token Classification 完整解决方案 . . . . .	15
<b>6</b>	<b>进阶使用</b>	<b>17</b>
6.1	跳过一些预训练模型的权重 . . . . .	17
6.2	加载第三方实现的模型的权重 . . . . .	18
<b>7</b>	<b>Indices and tables</b>	<b>21</b>

`transformers-keras` 是使用 Keras 实现的基于 Transformer 模型的库，它可以加载预训练模型的权重，也实现了多个下游的 NLP 任务。

项目主页：[transformers-keras](#)

## 1.1 使用 pip 安装

`transformers-keras` 可以直接使用 pip 安装：

```
pip install -U transformers-keras
```

使用 pip 安装的方式会自动把所需要的依赖都安装好。

如果你需要手动安装这些依赖，可以查看下面的依赖列表：

- `tensorflow>=2.0.0`
- `tensorflow-addons`
- `tokenizers`
- `segeval`



本章节将会带领大家快速入门 `transformers-keras` 的使用。

`transformers-keras` 功能强大，它可以：

- 加载不同的预训练模型权重
- 使用预训练模型微调下游任务

与其它类似的库相比，`transformers-keras` 有以下优势：

- 清晰简单的 API，使用纯粹的 `keras` 构建模型，没有任何多余的封装
- 常用任务的数据管道构建，准备好数据就可以开始训练模型，不需要担心数据处理逻辑
- 可以直接导出 `SavedModel` 格式的模型，使用 `tensorflow/serving` 直接部署
- 最小依赖，除了 `tensorflow`，不附带任何其它庞大的第三方库

## 2.1 加载预训练模型的权重

基于 **BERT** 的模型支持加载以下预训练权重：

- 所有使用 `google-research/bert` 训练的 **BERT** 模型
- 所有使用 `ymcui/Chinese-BERT-wwm` 训练的 **BERT** 和 **RoBERTa** 模型

基于 **ALBERT** 的模型支持加载以下预训练权重：

- 所有使用 `google-research/albert` 训练的 **ALBERT** 模型

这里是基于 **BERT** 的模型的使用示例。所有基于 **ALBERT** 的模型用法和 BERT 类似，所以这里只使用 **BERT** 为例，不再重复用 ALBERT 举例。

### 2.1.1 BERT 特征抽取示例

我们这里直接加载预训练的 BERT 权重，来做句子特征的抽取。

```
from transformers_keras import Bert

# 加载预训练模型权重
model = Bert.from_pretrained('/path/to/pretrained/bert/model')
input_ids = tf.constant([[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]])
segment_ids = tf.constant([[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]])
attention_mask = tf.constant([[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]])
sequence_output, pooled_output = model(inputs=[input_ids, segment_ids, attention_mask],
    ↪ training=False)
```

通过上述代码，就可以抽取出模型的 `sequence_output` 和 `pooled_output` 特征向量。

其中：

- `sequence_output` 是 BERT 模型最后的输出状态，是一个形状为 `(batch_size, sequence_length, hidden_size)` 的张量。
- `pooled_output` 是 BERT 的 [CLS] 位置的向量经过 Dense 层得到的 pooling 输出。它是一个形状为 `(batch_size, hidden_size)` 的张量。

你可以通过这两个输出，采取不同的手段，来获取输入句子的向量。例如：

- 使用 mean-pooling 策略计算句子向量
- 使用 [CLS] 策略来获取句子向量 (`sequence_output[:, 0, ]` 即为 [CLS] 的向量表示)
- 使用 `pooled_output` 直接作为句子的向量

另外，可以通过构造器参数 `return_states=True` 和 `return_attention_weights=True` 来获取每一层的 `hidden_states` 和 `attention_weights` 输出：

```
from transformers_keras import Bert

# 加载预训练模型权重
model = Bert.from_pretrained(
    '/path/to/pretrained/bert/model',
    return_states=True,
    return_attention_weights=True)
input_ids = tf.constant([[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]])
segment_ids = tf.constant([[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]])
```

(下页继续)



(续上页)

```
attention_mask = tf.constant([[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]])
sequence_outputs, pooled_output, hidden_states, attn_weights = model(inputs=[input_
→ids, segment_ids, attention_mask], training=False)
```

其中:

- `hidden_states` 就是每一层 `hidden_state stack` 在一起的输出。它是一个形状为 `(batch_size, num_layers, sequence_length, hiddeb_size)` 的张量。
- `attn_weights` 就是每一层 `attention_weights stack` 在一起的输出。它是一个形状为 `(batch_size, num_layers, num_attention_heads, sequence_length, sequence_length)` 的张量。

## 2.2 微调下游任务示例

这里有以下几个示例:

- 使用 BERT 微调 文本分类任务
- 使用 BERT 微调 问答任务

### 2.2.1 使用 BERT 微调文本分类任务

你可以使用 BERT 构建序列的二分类网络:

```
from transformers_keras import BertForSequenceClassification

model = BertForSequenceClassification.from_pretrained('/path/to/pretrained/model')
model.summary()

model.compile(
    loss='sparse_categorical_crossentropy',
    optimizer='adam',
    metrics=['acc']
)
```

可以得到下面的模型输出:

```
Model: "bert_for_sequence_classification"
```

```
→ _____
Layer (type)                Output Shape          Param #      Connected to
→
```

(下页继续)

(续上页)

```

=====
input_ids (InputLayer)          [(None, None)]      0
-----
↪ _____
segment_ids (InputLayer)        [(None, None)]      0
-----
↪ _____
attention_mask (InputLayer)      [(None, None)]      0
-----
↪ _____
bert (BertModel)                ((None, None, 768), 59740416
                                input_ids[0][0]
                                segment_ids[0][0]
                                attention_mask[0][0]
-----
↪ _____
dense (Dense)                   (None, 2)           1538      bert[0][1]
=====
Total params: 59,741,954
Trainable params: 59,741,954
Non-trainable params: 0
-----
↪ _____

```

要训练网络，你需要准备训练数据。训练数据的格式采用 JSONL 格式，即文件的每一行都是一个 JSON。例如：

```

{"sequence": "我喜欢自然语言处理(NLP)", "label": 1}
{"sequence": "我不喜欢自然语言处理(NLP)", "label": 0}

```

需要注意的是，每个 **JSON** 都需要包含两个字段：

- sequence，即文本序列
- label，即文本的类别 ID

然后，就可以开始构造数据集，训练模型了：

```

from transformers_keras import SequenceClassificationDataset

input_files = [
    "filea.jsonl",
    "fileb.jsonl"
]

dataset = SequenceClassificationDataset.from_jsonl_files(

```

(下页继续)

(续上页)

```

        input_files=input_files,
        batch_size=32,
    )
    # 你可以查看dataset长什么样
    print(next(iter(dataset)))

model.fit(
    dataset,
    epochs=10,
)

```

## 2.2.2 使用 BERT 微调问答任务

另一个例子，使用 BERT 来做 Question Answering：

```

from transformers_keras import BertForQuestionAnswering

model = BertForQuestionAnswering.from_pretrained('/path/to/pretrained/model')
model.summary()

model.compile(
    loss='sparse_categorical_crossentropy',
    optimizer='adam',
    metrics=['acc']
)

```

可以得到下面的模型输出：

Model: "bert\_for\_question\_answering"

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_ids (InputLayer)	[(None, None)]	0	
segment_ids (InputLayer)	[(None, None)]	0	
attention_mask (InputLayer)	[(None, None)]	0	

(下页继续)

(续上页)

```

→ _____
bert (BertModel)                ((None, None, 768), 59740416 input_ids[0][0]
                                segment_ids[0][0]
                                attention_mask[0][0])

→ _____
dense (Dense)                    (None, None, 2) 1538 bert[0][0]

→ _____
head (Lambda)                   (None, None) 0 dense[0][0]

→ _____
tail (Lambda)                   (None, None) 0 dense[0][0]
=====
Total params: 59,741,954
Trainable params: 59,741,954
Non-trainable params: 0
→ _____

```

同样的，训练数据使用 JSONL 格式。每一行都是一个 JSON，例如：

```

{"question": "距离地球最近的天体是", "context": "月亮,你非要选的话,选c好了", "answer": "月亮"}
{"question": "从月球上看地球的唯一建筑物是", "context": "从月球上看地球的唯一建筑物是:中国的万里长城", "answer": "万里长城"}

```

其中，每个 JSON 需要包含以下字段：

- context，即上下文
- question，即问题
- answer，即答案

准备好数据集，就可以开始训练了：

```

from transformers_keras import QuestionAnsweringDataset

input_files = ["filea.jsonl", "fileb.jsonl"]

dataset = QuestionAnsweringDataset.from_jsonl_files(
    input_files=input_files,
    batch_size=32,
)

```

(下页继续)

(续上页)

```
# 你可以查看dataset长什么样
print(next(iter(dataset)))

model.fit(
    dataset,
    epochs=10,
)
```

transformers-keras 还支持其它不同的任务：

- 序列标注，例如 NER、POS
- 句向量，例如 SimCSE

这些任务会在下面的文档里介绍～。



#### 3.1 统一的 API

#### 3.2 Question Answering 模型介绍

#### 3.3 Sentence Embedding 模型介绍

#### 3.4 Sentiment Analysis 模型介绍

细粒度的情感分析，即 Aspect-based Sentiment Analysis，通常会把它作为一个**序列标注任务**。也就是说，会对一个序列的 **Aspect Term** 和 **Opinion Term** 进行序列标注，例如使用常见的 **B-I-O** 标注。标注过程中，可以同时 **对 Aspect 进行分类，对 Opinion 进行情感极性分类**。

这种方式有一个缺点就是，对于类别经常变化的情况不太友好，一般来说需要重新训练模型，或者干脆对每一个领域训练一个单独的序列标注模型。总之，这种方式还是显得比较麻烦。

我本人更喜欢以下的方式：把 Aspect Term Extraction、Opinion Term Extraction、Opinion Sentiment Classification 三个任务，都使用 Question Answering 的方式来处理。

也就是说，Aspect-based Sentiment Analysis 可以分成两个部分：

- Aspect Term Extraction，只需要抽出 Aspect Term，不需要进行分类
- Opinion Term Extraction & Classification，需要抽取出 Opinion Term，同时进行情感极性分类

这两个部分使用两个独立的模型来处理，但是都是使用 Question Answering 的方式基于 BERT 模型实现。

### **3.4.1 Aspect Term Extraction**

### **3.4.2 Opinion Term Extraction and Classification**

## **3.5 Sequence Classification 模型介绍**

## **3.6 Token Classification 模型介绍**



---

### 训练数据输入管道

---

本库提供了**方便、统一、高性能**的数据输入管道，只要按照一定格式准备好文件，即可构建出训练数据输入管道，立即开始模型训练。

未完待续...

#### 4.1 统一的 API

#### 4.2 Question Answering 模型的数据输入管道

#### 4.3 Sentence Embedding 模型的数据输入管道

#### 4.4 Sentiment Analysis 模型的数据输入管道

#### 4.5 Sequence Classification 模型的数据输入管道

#### 4.6 Token Classification 模型的输入输入管道



#### 5.1 统一的 Pipeline：从训练到部署

#### 5.2 Question Answering 完整解决方案

#### 5.3 Sentence Embedding 完整解决方案

#### 5.4 Sentiment Analysis 完整解决方案

#### 5.5 Sequence Classification 完整解决方案

#### 5.6 Token Classification 完整解决方案



支持的高级使用方法:

- 加载预训练模型权重的过程中跳过一些参数的权重
- 加载第三方实现的模型的权重

### 6.1 跳过一些预训练模型的权重

有些情况下，你可能会在加载预训练权重的过程中，跳过一些权重的加载。这个过程很简单。

这里是一个示例：

```
from transformers_keras import Bert, Albert

ALBERT_MODEL_PATH = '/path/to/albert/model'
albert = Albert.from_pretrained(
    ALBERT_MODEL_PATH,
    # return_states=False,
    # return_attention_weights=False,
    skip_token_embedding=True,
    skip_position_embedding=True,
    skip_segment_embedding=True,
    skip_pooler=True,
    ...
)
```

(下页继续)

(续上页)

```

BERT_MODEL_PATH = '/path/to/bert/model'
bert = Bert.from_pretrained(
    BERT_MODEL_PATH,
    # return_states=False,
    # return_attention_weights=False,
    skip_token_embedding=True,
    skip_position_embedding=True,
    skip_segment_embedding=True,
    skip_pooler=True,
    ...
)

```

所有支持跳过加载的权重如下:

- skip\_token\_embedding, 跳过加载 ckpt 的 token\_embedding 权重
- skip\_position\_embedding, 跳过加载 ckpt 的 position\_embedding 权重
- skip\_segment\_embedding, 跳过加载 ckpt 的 token\_type\_embedding 权重
- skip\_embedding\_layer\_norm, 跳过加载 ckpt 的 layer\_norm 权重
- skip\_pooler, 跳过加载 ckpt 的 pooler 权重

## 6.2 加载第三方实现的模型的权重

在有一些情况下, 第三方实现了一些模型, 它的权重的结构组织和官方的实现不太一样。对于一般的预训练加载库, 实现这个功能是需要库本身修改代码来实现的。本库通过 **适配器模式** 提供了这种支持。用户只需要继承 **AbstractAdapter** 即可实现自定义的权重加载逻辑。

```

from transformers_keras.adapters import AbstractAdapter
from transformers_keras import Bert, Albert

# 自定义的BERT权重适配器
class MyBertAdapter(AbstractAdapter):

    def adapte_config(self, config_file, **kwargs):
        # 在这里把配置文件的配置项, 转成本库的BERT需要的配置
        # 本库实现的BERT所需参数都在构造器里, 可以简单方便得查看
        pass

    def adapte_weights(self, model, config, ckpt, **kwargs):
        # 在这里把ckpt的权重设置到model的权重里

```

(下页继续)

(续上页)

```
# 可以参考 BertAdapter 的实现过程
pass

# 加载预训练权重的时候, 指定自己的适配器 `adapter=MyBertAdapter()`
bert = Bert.from_pretrained('/path/to/your/bert/model', adapter=MyBertAdapter())

# 自定义的 ALBERT 权重适配器
class MyAlbertAdapter(AbstractAdapter):

    def adapte_config(self, config_file, **kwargs):
        # 在这里把配置文件的配置项, 转成本库的 BERT 需要的配置
        # 本库实现的 ALBERT 所需参数都在构造器里, 可以简单方便得查看
        pass

    def adapte_weights(self, model, config, ckpt, **kwargs):
        # 在这里把 ckpt 的权重设置到 model 的权重里
        # 可以参考 AlbertAdapter 的实现过程
        pass

# 加载预训练权重的时候, 指定自己的适配器 `adapter=MyAlbertAdapter()`
albert = Albert.from_pretrained('/path/to/your/albert/model', ↵
↵adapter=MyAlbertAdapter())
```





## CHAPTER 7

---

### Indices and tables

---

- `genindex`
- `modindex`
- `search`