

机器之心课程前相关材料 - Python 快速入门

考虑到参加本次培训的同学有可能不熟悉 Python，准备了一些简单的资料，和当前版本对于 Python 最佳的学习方案，供参考。

写在前面

如果你有任何编程语言的经验，尤其是 Ruby、JavaScript、Lua 这类动态语言，那么你会 Python 感到一些熟悉。如果你没有任何上述相关语言经验，也无妨，就本教程而言，我们只需要会使用基础语法，流程控制即可，因为数据集准备，甚至是模型推理、API 调用都可以使用我们已熟悉的语言来进行处理。

简单的入门资料

通常情况下，我们使用的 Python 版本会是 3.8~3.10（尤其是使用 Nvidia 镜像、PyTorch 镜像时），如果你的耐心十分好，可以从 [Python 官方教程](#) 开始看起。

如果你希望例子更多一些，可以阅读 FreeCodeCamp 的 [Python 教程](#)。

当然，不论你是使用上面的教程，还是手头有一本合适的入门的书籍，我都建议你实际试一试，比如使用在线的 [Playground](#)。

如果你更喜欢本地的环境，我推荐你使用 Docker 或者 Conda 来完成日常的 Python 程序的练习和编写，上面两个工具都能够提供干净的、可复现的环境，相比我们在某一套环境里来回折腾（养蛊），能够减少非常多不必要的麻烦。

Docker 中的 Python 环境准备（可选）

想顺滑的完成实践，推荐你安装 Docker，不论你的设备是否有显卡，都可以根据自己的操作系统喜好，参考这两篇来完成基础环境的配置《[基于 Docker 的深度学习环境：Windows 篇](#)》、《[基于 Docker 的深度学习环境：入门篇](#)》。当然，使用 Docker 之后，你还可以做很多事情，比如：之前[几十篇有关 Docker 的实践](#)，在此就不赘述啦。

当你完成各种操作系统中的 Docker 的安装后，就可以使用 Docker 来快速下载一个合适的 Python 运行环境啦。

参考《[节省时间：AI 模型靠谱下载方案汇总](#)》这篇文章中的内容，我们可以快速的初始化一个 Python 3.10 的环境：

```
# 下载一个只有 50MB 的 Python 轻量环境
docker pull python:3.10-slim
# 将本地目录挂载到容器里，你可以将 Docker 中折腾的内容保存到本地
docker run --rm -it -v `pwd`: /code python:3.10-slim bash

# 进入容器后，如果你觉得下载软件包什么的比较慢，可以设置一个软件源
sed -i 's/snapshot.debian.org/mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/g' /etc/apt/sources.list.d/debian.sources
pip config set global.index-url https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple

# 进入你的目录
cd /code

# 接下来就可以随便学习（折腾）啦
python ... # （你的程序），或者直接进入交互式终端 Coding
```

使用 Conda 来准备 Python 环境（可选）

如果你不喜欢，或者你的本地设备不能够安装 Docker，那么你也可以选择 Conda 来完成你的 Python 环境的准备。

你可以参考《[在搭载 M1 及 M2 芯片 MacBook设备上玩 Stable Diffusion 模型](#)》这篇文章，从官方的[归档页面](#)，下载合适你的设备的安装包。

然后，执行安装文件，完成 Conda 的安装，一般情况，“一路 Next”即可。

在使用 Conda 时，先进行软件源配置操作。这样可以减少在下载软件包过程中造成的不必要时间浪费。使用 `vi ~/.condarc` 编辑 Conda 配置文件，在其中加入下面的内容（以“清华源”为例）：

```
channels:
```

```
- https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/anaconda/pkgsg/free/  
- https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/anaconda/pkgsg/main/  
- https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/anaconda/cloud/pytorch/  
- defaults  
show_channel_urls: true
```

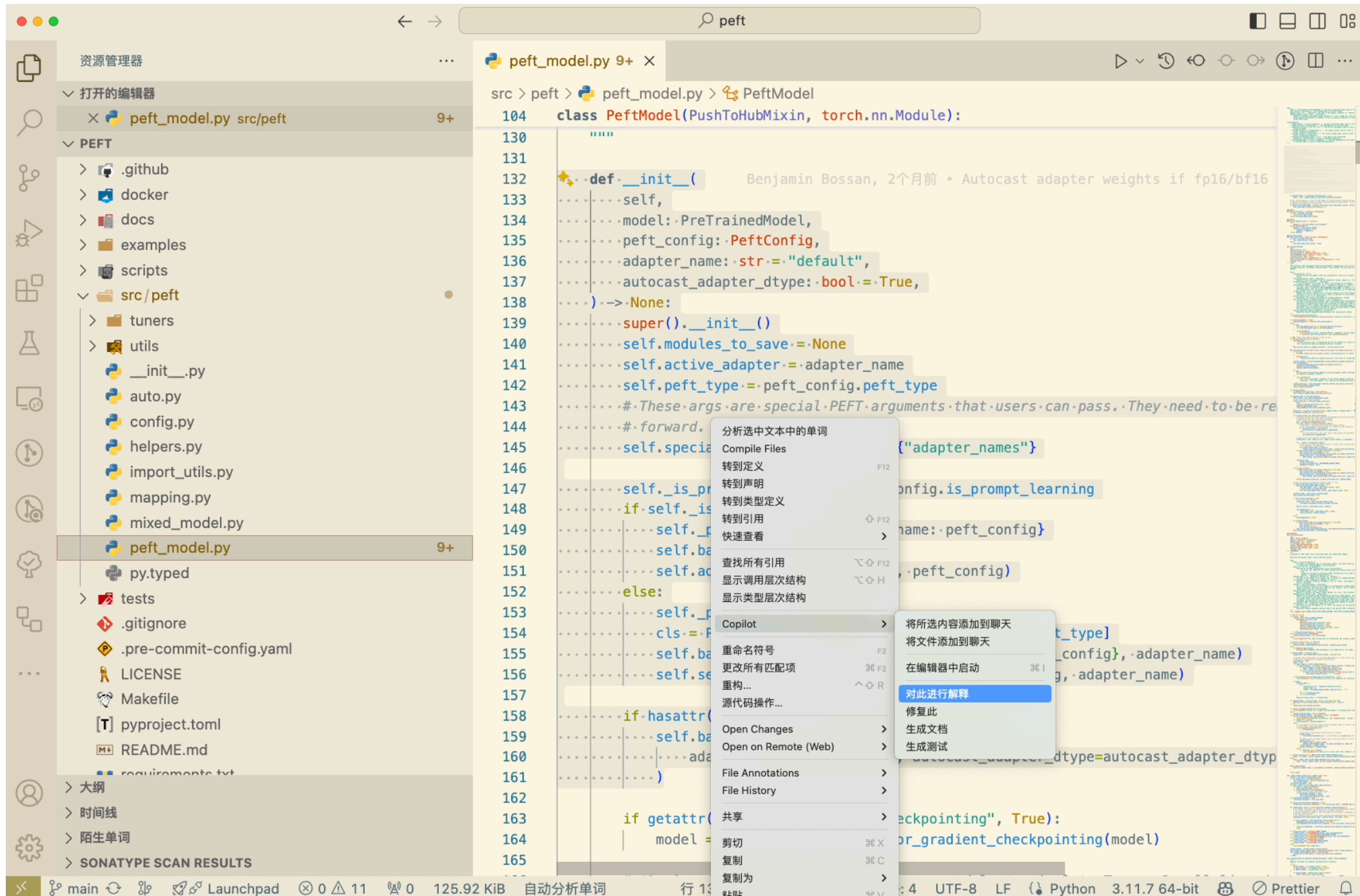
然后，我们就可以轻松的创建一个 Python 3.10 的环境，来运行我们的代码：

```
# 创建一个环境  
conda create -n jiqizhixin python=3.10 -y  
# 启用一个环境  
conda activate jiqizhixin
```

更简单的学习方法

现在是模型时代，大家人肉若干的模型、几乎人人都有 GitHub Copilot，所以其实没有必要完全像上个时代一样苦学，借助模型，这个学习过程可以非常简单。

如果你 VSCode Copilot 的使用权限，我们可以直接在程序中问 Copilot “这段代码什么意思”。



程序会自动开始解释你好奇的，或者调整你想调整的内容。

聊天

```
self._peft_config = None
cls = PEFT_TYPE_TO_MODEL_MAPPING[peft_config.peft_type]
self.base_model = cls(model, {adapter_name: peft_config}, adapter_name)
self.set_additional_trainable_modules(peft_config, adapter_name)
if hasattr(self.base_model, "_cast_adapter_dtype"):
    self.base_model._cast_adapter_dtype(
        adapter_name=adapter_name, autocast_adapter_dtype=autocast_adapter_dtype
    )
```

Workspace

> 已使用 5 个引用

这段代码是一个Python类的构造函数，用于初始化一个模型，该模型可以通过添加适配器（adapter）来扩展预训练模型的功能。这个构造函数接受四个参数：`model`（一个预训练模型），`peft_config`（配置信息），`adapter_name`（适配器的名称，默认为"default"），以及`autocast_adapter_dtype`（一个布尔值，用于决定是否自动转换适配器的数据类型，默认为True）。

首先，通过`super().__init__()`调用父类的构造函数来进行初始化。然后，初始化一些属性，包括`modules_to_save`（用于保存模型中需要额外训练的模块），`active_adapter`（当前激活的适配器名称），`peft_type`（从配置中获取的PEFT类型），以及`special_peft_forward_args`（一个集合，用于存储在前向传播时需要特别处理的参数）。

接下来，根据`peft_config`中的`is_prompt_learning`属性判断是否为提示学习（prompt learning）模式。如果是，那么将配置信息存储在`_peft_config`中，并将传入的`model`设置为基础模型（`base_model`），然后调用`add_adapter`方法添加一个适配器。如果不是提示学习模式，`_peft_config`被设置为None，通过`PEFT_TYPE_TO_MODEL_MAPPING`字典根据PEFT类型找到对应的模型类，然后使用这个类创建一个新的基础模型实例，并调用`set_additional_trainable_modules`方法设置额外的可训练模块。

最后，检查基础模型是否有`_cast_adapter_dtype`方法，如果有，则调用这个方法根据`autocast_adapter_dtype`参数决定是否自动转换适配器的数据类型。

这个构造函数的设计体现了模块化和可扩展性，通过适配器机制允许用户根据需要扩展预训练模型的功能，同时也提供了灵活的配置选项来适应不同的训练需求。

这个构造函数中的`add_adapter`方法是做什么用的？

询问 Copilot 或键入 / 以获取命令

peft_model

src > peft > peft_model.py > PeftModel >

```
104 class PeftModel(PushToHubMixin):
130     """
131
132     def __init__(
133         self,
134         model: PreTrainedModel,
135         peft_config: PeftConfig,
136         adapter_name: str = "default",
137         autocast_adapter_dtype: bool = False,
138     ) -> None:
139         super().__init__()
140         self.modules_to_save = None
141         self.active_adapter = adapter_name
142         self.peft_type = peft_config.peft_type
143         # These args are specific to the forward pass
144         # forward.
145         self.special_peft_forward_args = {}
146
147         self._is_prompt_learning = False
148         if self._is_prompt_learning:
149             self._peft_config = peft_config
150             self.base_model = model
151             self.add_adapter(adapter_name, peft_config)
152         else:
153             self._peft_config = None
154             cls = PEFT_TYPE_TO_MODEL_MAPPING[peft_config.peft_type]
155             self.base_model = cls(model, {adapter_name: peft_config}, adapter_name=adapter_name)
156             self.set_additional_trainable_modules(peft_config, adapter_name)
157
158             if hasattr(self.base_model, "_cast_adapter_dtype"):
159                 self.base_model._cast_adapter_dtype(
160                     adapter_name=adapter_name, autocast_adapter_dtype=autocast_adapter_dtype
161                 )
162
163             if getattr(model, "is_loaded_in_8bit", False):
164                 model = self._preprocess_model(model)
165                 self.base_model = model
```

当然，除了解释代码含义，我们还可以将代码发送到聊天内容中，询问代码改进的方法、添加代码的测试代码、修正跑不动的代码等等。

如果你说你没有 Copilot 或者非常讨厌使用 VSCode，那么你也可以使用各种 ChatBot 产品，比如准确率非常高的 Claude 网页版（使用 AWS Bedrock Claude 是一样的，[可参见文章，开通 Claude](#)），来完成上面的“傻瓜式学习”。

比如，我将使用下面的 Prompt，来让模型干活，给我们解释下面代码的含义：

你是 Google 首席 Python 工程师，擅长编写 Python 代码，始终准确回答用户的问题，对下面的每一行代码进行详细的解释。

```
`python
from peft import AutoPeftModelForCausalLM
from transformers import AutoTokenizer
import torch

model = AutoPeftModelForCausalLM.from_pretrained("ybelkada/opt-350m-lora")
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("facebook/opt-350m")

model = model.to("cuda")
model.eval()
inputs = tokenizer("Preheat the oven to 350 degrees and place the cookie dough", return_tensors="pt")

outputs = model.generate(input_ids=inputs["input_ids"].to("cuda"), max_new_tokens=50)
print(tokenizer.batch_decode(outputs.detach().cpu().numpy(), skip_special_tokens=True)[0])

"Preheat the oven to 350 degrees and place the cookie dough in the center of the oven. In a large bowl, combine the
flour, baking powder, baking soda, salt, and cinnamon. In a separate bowl, combine the egg yolks, sugar, and vanilla."
`
```


你是 Google 首席 Python 工程师，擅长编写 Python 代码，始终准确回答用户的问题，对下面的每一行代码进行详细的解释。



```
from peft import AutoPeftModelForCausalLM
from transformers import AutoTokenizer
import torch

model = AutoPeftModelForCausalLM.from_pretrained("ybelkada/opt-350m-
lora")
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("facebook/opt-350m")

model = model.to("cuda")
model.eval()
inputs = tokenizer("Preheat the oven to 350 degrees and place the cookie
dough", return_tensors="pt")

outputs = model.generate(input_ids=inputs["input_ids"].to("cuda"),
```

Claude 3.5 Sonnet ▾

🌐 Claude currently cannot access the internet or reference links

Add content

Use a project ▾

不出意外，你会得到详尽的回答，这应该能够帮助你更快速的入门，和解决你 7x24 的好奇心。

好的,我将为您详细解释这段Python代码的每一行:

python

Copy

```
from peft import AutoPeftModelForCausalLM
```

这行代码从peft库中导入AutoPeftModelForCausalLM类。PEFT代表Parameter-Efficient Fine-Tuning,这是一种用于高效微调大型语言模型的技术。

python

Copy

```
from transformers import AutoTokenizer
```

从transformers库中导入AutoTokenizer类,这个类用于自动加载适合特定模型的分词器。

python

Copy

```
import torch
```

导入PyTorch库,这是一个流行的深度学习框架。

python

Copy

```
model = AutoPeftModelForCausalLM.from_pretrained("ybelkada/opt-350m-lora")
```

加载一个预训练的PEFT模型,这个模型是基于OPT-350M模型使用LoRA (Low-Rank Adaptation) 技术微调的。

python

Copy

```
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("facebook/opt-350m")
```

加载与OPT-350M模型匹配的分词器。

python

Copy

```
model = model.to("cuda")
```

将模型移动到CUDA设备(GPU)上以加速计算。

python

Copy

```
model.eval()
```

将模型设置为评估模式,这会禁用一些训练特定的行为,如dropout。

举一反三，你可以向 AI 问“这段代码使用 Python 怎么写”、“完善这段代码，实现一个如此这般的功能”，来完成简单的函数的编写，来节约时间，更快达成目标。

周末愉快。

--EOF