# 中国海洋大学信息科学与工程学部 系统开发工具基础 2025 年夏季学期

## 实验报告四 4

24 计算机科学与技术吴虹霖 学号: 24020007135

2025 年 9 月 19 日

# 1 一、程序性能与调试

## 实例 1.1 line profiler 比较插入快速排序性能

操作: 使用 kernprof 命令运行 line profiler, 分析插入排序和快速排序的性能差异。

```
| PS C. UNBERT | PS C. C. UNBERT | PS C. UNBERT | P
```

图 1: line profiler 比较插入快速排序性能

#### 实例 1.2 cprofile 比较插入快速排序性能

操作: 使用 cProfile 运行性能分析, 获取函数调用统计信息。



图 2: shellcheck 检查脚本

#### 实例 1.3 shellcheck 检查脚本

操作: 运行 shellcheck 命令检查脚本,获取改进建议。

图 3: shellcheck 检查脚本

#### 实例 1.4 snakeviz 可视化程序性能

操作: 运行 cProfile 生成性能数据,使用 snakeviz 进行可视化分析。

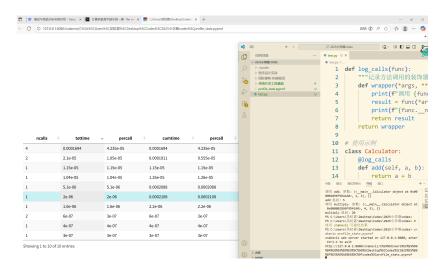


图 4: snakeviz 可视化程序性能

#### 实例 1.5 调试查看日志

操作: 使用 journalctl 命令查看特定时间范围或特定用户的系统日志。

```
sultko123@ubuntu:~$ journalctl --since "1 day ago" _UID=0
-- Logs begin at Thu 2025-09-18 05:23:55 PDT, end at Thu 2025-09-18 05:24:32 PDT
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd-journald[342]: Runtime journal (/run/log/journal/)
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd-journald[342]: Journal started
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd-modules-load[339]: Inserted module 'lp'
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd-modules-load[339]: Inserted module 'parport_pc'
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd-modules-load[339]: Inserted module 'parport_pc'
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Flush Journal to Persistent Storage.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started dev Kernel Device Manager.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Load/Save Random Seed.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Load/Save Random Seed.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Flush Journal to Persistent Storage.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Flush Journal to Persistent Storage.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Flush Journal to Persistent Storage.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Flush Journal to Persistent Storage.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Set console keymap.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Set console keymap.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Started Set console file Systems.
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting LSB: AppArmor initialization...
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Create Volatile Files and Directorie
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Create Volatile Files and Directorie
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Clean up any mess left by 0dns-up...
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Clean up any mess left by 0dns-up...
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Clean up any mess left by 0dns-up...
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Clean up any mess left by 0dns-up...
Sep 18 05:23:55 ubuntu systemd[1]: Starting Tell Plymouth To Write Out Runtime D
```

图 5: 调试查看日志

# 2 二、元编程

#### 实例 2.1 type() 动态创建类

操作: 使用 type() 函数传入类名、基类和属性字典来动态创建类。

```
• test.py U X
   1 # 使用 type() 函数动态创建一个类
   2 def __init__(self, name):
   3 self.name = name
   4
   5 def say hello(self):
   6    return f"Hello, {self.name}!"
   8 # 使用 type() 创建类
   9 MyDynamicClass = type('MyDynamicClass', (), {
            '__init__': __init_
  10
         'say_hello': say_hello
  12 })
  13
  14 # 测试动态创建的类
  15 obj = MyDynamicClass("World")
  16 print(obj.say_hello())# Output: Hello, World!
问题 🕖 输出 调试控制台 跨續 端口
PS C:\Users\吴虹霞\Desktop\Codes\2025小学朋codes\ 8 D:/python/python.exe c:/Users/吴虹霞/Desktop/Codes/2025小学朋codes/test.py 
Hello, World!
PS C:\Users\吴虹霞\Desktop\Codes\2025小学朋codes>
```

图 6: type() 动态创建类

#### 实例 2.2 注册元类

操作: 定义元类并在创建类时自动注册到全局注册表中。

```
• testpy>...
  10
  11 class BaseModel(metaclass=RegistryMeta):
           """所有模型类的基类"""
  12
  13
           def __init__(self, name):
           self.name = name
  14
  15
           def describe(self):
  16
  17
           return f"{self.__class__.__name__}: {self.name}"
  18
  19 class User(BaseModel):
  20 pass
  21
  22 class Product(BaseModel):
  23 pass
  24
  25 class Order(BaseModel):
问题 输出 调试控制台 终端 端口
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2825小学期codes\ & D:/python/python.exe c:/Users/吴虹霖/Desktop\Codes/2825小学期codes/test.py
User: Alice
Product: Laptop
注册的类:dit.peys[['User', 'Product', 'Order'])
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2825小学期codes\
```

图 7: type() 动态创建类

## 实例 2.3 动态函数创建

操作: 使用字符串拼接函数代码,通过 exec()函数执行并创建函数对象。

```
1 # 使用 exec() 动态创建函数
   2 def create_function(name, operation):
   3 func_code = f"""
   4 def {name}(a, b):
      return a {operation} b
   5
   6
   7
          exec(func_code, globals())
   8
          return globals()[name]
   9
  10 # 测试
  11 add_func = create_function('dynamic_add', '+')
  12 multiply_func = create_function('dynamic_multiply', '*')
  13
  14 print(add_func(5, 3))
  print(multiply_func(5, 3))
问题 🕖 输出 调试控制台 终端 端口
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025小学期codes\ & D:/python/python.exe c:/Users/吴虹霖/Desktop/Codes/2025小学期codes/test.py
15
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025小学期codes>
```

图 8: 动态函数创建

#### 实例 2.4 动态属性访问

操作: 重写特殊方法实现属性的动态获取和设置。

```
⊳ ~ ₺ ⊞ ···
 1 class DynamicAttributes:
      def __getattr__(self, name):
               return getter
       return getter
raise AttributeError(f"'{self.__class__.__name__}' object has no attribute '{na
16
17
      def __setattr__(self, name, value):
"""设置属性"""
18
19
         """设置属性"""
if name == '_data':
20
21
                super().__setattr__(name, value)
      else:
| self._data[name] = value
23
24
       def __dir__(self):
"""返回可用属性列表"""
25
      """返回可用属性列衣
return super().__dir__() + list(self._data.keys())
27
28
```

图 9: 动态属性访问

#### 实例 2.5 方法调用日志装饰器

操作: 定义装饰器函数,包装目标方法并添加日志记录功能。

```
♦ test.py U ×
    1 def log_calls(func):
              """记录方法调用的装饰器"""
               def wrapper(*args, **kwargs):
    3
                 print(f"调用 {func.__name__},参数: {args}, {kwargs}")
                    result = func(*args, **kwargs)
    5
                    print(f"{func.__name__} 返回: {result}")
    6
                    return result
              return wrapper
    8
   10 # 使用示例
   11 class Calculator:
           @log_calls
   12
              def add(self, a, b):
   13
             return a + b
   14
   15
            @log_calls
def multiplv(self. a. b):
   16
  17
PS C:\Users\吴虹霍\Desktop\Codes\2025小学刚codes\8 D:/python/python.exe c:/Users\吴虹霍/Desktop\Codes/2025小学刚codes/test.py
调用 add. 参数:((_main__.Calculator object at ex0000020FFAB66F90>, 2, 3), {}
add 返回:5
调用 multiply. 参数:((_main__.Calculator object at ex0000020FFAB66F90>, 4, 5), {}
multiply 返回:20
PS C:\Users\吴虹霍\Desktop\Codes\2025小学刚codes>
```

图 10: 方法调用日志装饰器

#### 实例 2.6 属性拦截

操作: 重写 getattr 方法,对特定模式的属性访问进行特殊处理。

```
1 # 创建一个类, 拦截未定义的属性访问
   2 class AttributeInterceptor:
   3
           def __getattr__(self, name):
               if name.startswith('get '):
                    attr_name = name[4:]
return lambda: f"Value of {attr_name} is not defined"
   5
   6
   7
                  return f"Attribute {name} does not exist'
   8
   9 # 测试
  10 obj = AttributeInterceptor()
  11 print(obj.get_test())
  12 print(obj.non_existent)
PS C:\Users\英虹篇\Desktop\Codes\2825小学期codes> & D:/python/python.exe c:/Users/英虹篇/Desktop/Codes/2825小学期codes/test.py Value of test is not defined Attribute non_existent does not exist PS C:\Users\英虹篇\Desktop\Codes\2825小学期codes>
```

图 11: 属性拦截

#### 实例 2.7 原编程装饰器

操作: 定义装饰器函数,在函数执行前后记录时间并计算耗时。

```
    testpy>⊕ timer
    1 # 创建一个计时装饰器,测量函数执行时间

   2 import time
   4 def timer(func):
           def wrapper(*args, **kwargs):
               start = time.time()
result = func(*args, **kwargs)
   6
                end = time.time()
   8
               print(f"{func.__name__}} executed in {end - start:.4f} seconds")
  10
                 return result
  11 return wrapper
  12
  13 # 测试你的装饰器
  14 @timer
  15 def example_function(n):
  16    return sum(range(n))
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025个学期codes\ & D:/python/python.exe c:/Users/吴红霖/Desktop/Codes/2025小学期codes/test.py example_function executed in 0.0070 seconds
499999500000
PS C:\Users\吴虹幕\Desktop\Codes\2025小学期codes>
```

图 12: 原编程装饰器

# 3 三、PyTorch

## 实例 3.1 PyTorch 张量操作

操作: 使用 torch 模块创建张量,进行逐元素运算和属性访问。

```
• test.py >...

1 import torch
  3 # 设置数据类型和设备
  4 dtype = torch.float # 张量数据类型为浮点型
  5 device = torch.device("cpu") # 本次计算在 CPU 上进行
  7 # 创建并打印两个随机张量 a 和 b
  8 a = torch.randn(2, 3, device=device, dtype=dtype) # 创建一个 2x3 的随机张量
  9 b = torch.randn(2, 3, device=device, dtype=dtype) # 创建另一个 2x3 的随机张量
 10
 11 print("张量 a:")
 12 print(a)
 14 print("张量 b:")
 15 print(b)
 16
 17 # 逐元素相乘并输出结果
问题 输出 调试控制台 终端 端口
```

图 13: PyTorch 张量操作

## 实例 3.2 PyTorch 激活函数

操作: 使用 torch.nn.functional 模块调用不同的激活函数处理张量。

```
♦ test.py U ×
   1 import torch
    2 import torch.nn.functional as F
    4 # 首先创建一个示例输入张量
    5 input_tensor = torch.tensor([-1.0, 0.0, 1.0, 2.0])
    7 # ReLU 激活
    8 output_relu = F.relu(input_tensor)
    9 print("ReLU output:", output_relu)
   10
   11 # Sigmoid 激活
   12 output_sigmoid = torch.sigmoid(input_tensor)
   13 print("Sigmoid output:", output_sigmoid)
   15 # Tanh 激活
   16 output tanh = torch.tanh(input tensor)
  17 print("Tanh output:". output tanh)
问题 输出 调试控制台 终端 端口
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025小学期codes\ 8 D:/python/python.exe c:/Users/吴虹森/Desktop/Codes/2025小学期codes/test.py
ReLU output: tensor([0.7, 0., 1., 2.])
Sigmoid output: tensor([0.7, 0., 1., 2.])
Tanh output: tensor([0.7, 0.0, 0.7, 0.])
Tanh output: tensor([0.7, 0.0, 0.7, 0.])
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025小学期codes>
```

图 14: PyTorch 激活函数

#### 实例 3.3 PyTorch 简单的神经网络

操作: 继承 nn.Module 类, 定义网络结构和前向传播过程。

```
• test.py > __
1 import torch
      import torch.nn as nn
   4 # 定义一个简单的神经网络模型
   5 class SimpleNN(nn.Module):
          def __init__(self):
               super(SimpleNN, self).__init__()
               self.fc1 = nn.Linear(2, 2) # 输入 2 个特征, 输出 2 个特征
  10
           self.fc2 = nn.Linear(2, 1) # 输入 2 个特征, 输出 1 个预测值
  11
  13
           def forward(self, x):
  15
                x = torch.relu(self.fc1(x)) # 使用 ReLU 激活函数
  16
                x = self.fc2(x) # 输出层
                return x
                                                                                                  + v D Python III iii
PS C:\Users\吴虹霖\Desktop\Codes\2025小学朋codes> & D:/python/python.exe c:/Users/吴虹霉/Desktop/Codes/2025小学朋codes/test.py
SimpleNM(
 implewood
(fc1): Linear(in_features=2, out_features=2, bias=True)
(fc2): Linear(in_features=2, out_features=1, bias=True)
```

图 15: PyTorch 简单的神经网络

#### 实例 3.4 PyTorch 损失函数

操作: 使用 nn 模块中的损失函数类, 计算预测值与真实值之间的差异。

图 16: PyTorch 损失函数

#### 实例 3.5 PyTorch 优化器

操作: 使用 optim 模块创建优化器,设置学习率和模型参数。

```
6 class SimpleModel(nn.Module):
 10
  11
           def forward(self, x):
  12
          return self.fc(x)
  13
  14 # 实例化模型
  15 model = SimpleModel()
  16
  17 # 然后才能使用优化器
  18 # 使用 SGD 优化器
  19 optimizer_sgd = optim.SGD(model.parameters(), lr=0.01)
  20
 21 # 使用 Adam 优化器
 22 optimizer_adam = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
 23
 24 print("优化器创建成功!")
PS C:\Users\美虹霜\Desktop\Codes\2025小学朋codes> & D:/python/python.exe c:/Users/吴虹霜/Desktop/Codes/2025小学朋codes/test.py
使化器過程成功:
PS C:\Users\美虹霜\Desktop\Codes\2025小学朋codes>
```

图 17: PyTorch 优化器

#### 实例 3.6 PyTorch 训练循环的基本结构

操作: 设置训练循环,在每个 epoch 中执行完整的前向和反向传播过程。

```
• test.py U ×

    * testpy> ... opermizer - opermi.>op/moder.pai amerei >(), ii -teai ning_i ace)

  25 # 生成训练数据
  26 X = torch.randn(10, 2) # 10 个样本,每个样本有 2 个特征
  27 Y = torch.randn(10, 1) # 10 个目标标签
  28
  29 # 训练过程
  30 for epoch in range(num_epochs):
       model.train() # 设置模型为训练模式
optimizer.zero_grad() # 清除梯度
  31
32
       output = model(X) # 前向传播
loss = criterion(output, Y) # 计算损失
loss.backward() # 反向传播
optimizer.step() # 更新权重
  33
  34
  35
  36
  37
        if (epoch + 1) % 10 == 0: # 每 10 轮输出一次损失
  38
```

图 18: PyTorch 训练循环的基本结构

#### 实例 3.7 简单的线性关系的数据集

操作: 使用 torch 生成随机数据,并添加线性关系和噪声。

```
♦ test.py U ×
  1 import torch
  2 import numpy as np
  3 import matplotlib.pyplot as plt
  5 # 随机种子,确保每次运行结果一致
  6 torch.manual_seed(42)
  8 # 生成训练数据
  9 X = torch.randn(100, 2) # 100 个样本,每个样本 2 个特征
 10 true_w = torch.tensor([2.0, 3.0]) # 假设真实权重
 11 true_b = 4.0 # 偏置项
 12 Y = X @ true_w + true_b + torch.randn(100) * 0.1 # 加入一些噪声
 13
 14 # 打印部分数据
 15 print(X[:5])
 16 print(Y[:5])
问题 输出 调试控制台 终端 端口
```

图 19: 简单的线性关系的数据集

#### 实例 3.8 自定义数据集类 MyDataset

操作: 实现<sub>len getitem</sub>

```
🕏 test.py U X
   5 class MyDataset(Dataset):
  15
           def __getitem__(self, idx):
# #來是反反因#######
  16
               sample = self.data[idx]
  17
  18
               label = self.labels[idx]
  19
              return sample, label
  20
  21 # 生成示例数据
  22 data = torch.randn(100, 5) # 100 个样本,每个样本有 5 个特征
  23 labels = torch.randint(0, 2, (100,)) # 100 个标签, 取值为 0 或 1
  24
  25 # 实例化数据集
  26 dataset = MyDataset(data, labels)
  27
  28 # 测试数据集
  29 print("数据集大小:", len(dataset))
  30 print("第 0 个样本:", dataset[0])
问题 输出 调试控制台 终端 端口
数据集大小: 100
第 8 个样本: (tensor([-8.5372, -1.4751, 8.2092, -8.8190, 8.7753]), tensor(1))
PS:(\Users\guights_guights\text(top\text{Codes\2025}\rights\pi\)codes\2025\rights\pi\
```

图 20: 自定义数据集类 MyDataset

# 个人心得

通过本次实验,我深入学习了程序性能分析与调试、元编程以及 PyTorch 深度学习框架的使用。在程序性能与调试部分,掌握了使用 line profiler、cProfile 和 snakeviz 等工具分析代码性能的方法,以及使用 shellcheck 和 journalctl 进行脚本检查和系统调试的技巧。这些工具的使用大大提高了代码优化和问题排查的效率。

在元编程部分,我学习了 Python 中强大的元编程能力,包括使用 type() 动态创建类、使用装饰器增强函数功能、以及通过特殊方法实现动态属性访问等。这些技术使得代码更加灵活和可扩展,能够应对更复杂的编程场景。

在 PyTorch 部分,我从张量操作基础开始,逐步学习了神经网络构建、损失函数、优化器以及训练循环的实现。通过创建简单的线性数据集和自定义数据集类,我加深了对深度学习数据流程的理解。这些知识为后续进行更复杂的深度学习项目打下了坚实基础。

实验过程中,我遇到了一些挑战,如性能分析工具的输出解读、元编程概念的理解以及 PyTorch 模型训练中的参数调整等。通过查阅文档、调试代码和反复实验,我逐步解决了这些问题,增强了解决问题的能力。

本次实验不仅巩固了 Python 高级编程技巧,也为我后续从事系统开发和机器学习项目提供了重要支持。未来我将进一步探索性能优化技术、元编程高级应用以及 PyTorch 高级特性,提升开发效率和项目质量。