学习笔记

作者：北斗逍遥-张嘉

时间：2025 年 8 月 19 日

目录

Chapter 1

第一章：数学工具篇

§1.1
分析篇

§1.2
代数篇

§1.3
概率论与数理统计篇

1.3.1 基础知识

1.3.2 随机过程

1.3.3 马尔可夫相关

§1.4
数论篇

§1.5
实变函数篇

§1.6
泛函分析篇

§1.7
常微分方程篇

§1.8
拓扑篇

Chapter 2

第二章：理论分析证明框架汇总

§2.1 零阶优化算法

2.1.1 相关概念

2.1.2 常见的假设

2.1.3 收敛性分析

§2.2 内存分析

Chapter 3

第三章：AI 代码整理

§3.1 Pytorch 辅助性工具

3.1.1 日志管理

在软件开发、系统运维等领域，logging 日志是一种非常重要的记录机制，其核心作用是追踪系统运行过程中的关键信息、行为和状态，以便于后续的调试、监控、分析和问题排查。

基本日志配置

基本示例如下：

```python
import logging
import os
from datetime import datetime

def setup_logger(log_dir="logs"):
    # 创建日志目录
    if not os.path.exists(log_dir):
    os.makedirs(log_dir)

    # 日志文件名：包含时间戳
    timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
    log_file = os.path.join(log_dir, f"training_{timestamp}.log")

    # 配置日志
    logging.basicConfig(
    level=logging.INFO,  # 日志级别：DEBUG, INFO, WARNING, ERROR, CRITICAL
    format="%(asctime)s-%(name)s-%(levelname)s-%(message)s",
    handlers=[
    logging.FileHandler(log_file),  # 输出到文件
    logging.StreamHandler()         # 同时输出到控制台
    ]
    )

    return logging.getLogger(__name__)

# 使用示例
```

```
logger = setup_logger()
logger.debug("这是调试信息")     # 不会显示，因为级别是INFO
logger.info("训练开始")          # 会显示
logger.warning("学习率可能过高")
logger.error("数据加载失败")
```

Listing 3.1: 基本日志配置

日志文件管理

基本示例如下：

```
import logging
from logging.handlers import RotatingFileHandler, TimedRotatingFileHandler
import os

def setup_advanced_logger(log_dir="logs"):
    if not os.path.exists(log_dir):
    os.makedirs(log_dir)

    logger = logging.getLogger(__name__)
    logger.setLevel(logging.INFO)

    # 格式设置
    formatter = logging.Formatter("%(asctime)s-%(name)s-%(levelname)s-%(message)s")

    # 按大小轮转：每个文件最大10MB，保留5个备份
    file_handler = RotatingFileHandler(
    os.path.join(log_dir, "training.log"),
    maxBytes=10*1024*1024,  # 10MB
    backupCount=5,
    encoding="utf-8"
    )

    # 或者按时间轮转：每天一个日志文件
    # file_handler = TimedRotatingFileHandler(
    #     os.path.join(log_dir, "training.log"),
    #     when="D",  # 每天轮转
    #     interval=1,
    #     backupCount=7,  # 保留7天
    #     encoding="utf-8"
    # )

    file_handler.setFormatter(formatter)
    logger.addHandler(file_handler)

    # 同时输出到控制台
    console_handler = logging.StreamHandler()
    console_handler.setFormatter(formatter)
    logger.addHandler(console_handler)

    return logger

```

```
    # 在PyTorch训练中的使用示例
    def train_model(logger):
    logger.info("开始模型训练")
    for epoch in range(10):
    logger.info(f"=====第{epoch+1}轮训练=====")
    # 训练代码...
    loss = 0.5 - epoch*0.05  # 示例损失值
    accuracy = 0.6 + epoch*0.03  # 示例准确率
    logger.info(f"损失:{loss:.4f},准确率:{accuracy:.4f}")

    if loss < 0.2:
    logger.warning("损失值过低，可能存在过拟合风险")

    logger.info("模型训练完成")
```

Listing 3.2: 日志文件的轮转

查看和解析日志文件

基本示例如下：

```
    import re
    import pandas as pd

    def parse_log_file(log_path):
        """解析日志文件，提取训练指标"""
        # 正则表达式匹配训练指标行
        pattern = r"(\d{4}-\d{2}-\d{2}\d{2}:\d{2}:\d{2})-.*-INFO-损失:([\d.]+),准确率:([\
            d.]+)"

        data = []
        with open(log_path, "r", encoding="utf-8") as f:
        for line in f:
            match = re.match(pattern, line.strip())
            if match:
                timestamp = match.group(1)
                loss = float(match.group(2))
                accuracy = float(match.group(3))
            data.append({
                "timestamp": timestamp,
                "loss": loss,
                "accuracy": accuracy
            })

        return pd.DataFrame(data)

    # 使用示例
    # df = parse_log_file("logs/training.log")
    # print(df)
```

Listing 3.3: 解析日志文件

将日志信息整理到表格

基本示例如下：

```python
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

def log_to_dataframe_and_visualize(log_path):
    # 解析日志文件
    df = parse_log_file(log_path)

    if df.empty:
    print("没有找到有效的训练指标数据")
    return

# 保存为CSV文件
df.to_csv("training_metrics.csv", index=False)
print("训练指标已保存到 training_metrics.csv")

# 可视化
plt.figure(figsize=(12, 5))

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(df["loss"])
plt.title("训练损失")
plt.xlabel("轮次")
plt.ylabel("损失值")

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(df["accuracy"])
plt.title("训练准确率")
plt.xlabel("轮次")
plt.ylabel("准确率")

plt.tight_layout()
plt.savefig("training_metrics.png")
plt.show()

return df

# 使用示例
# metrics_df = log_to_dataframe_and_visualize("logs/training.log")
```

Listing 3.4: 输出至表格

3.1.2 终端自动化调参

在深度学习（尤其是 PyTorch 训练）和日常开发中，shell 脚本（.sh 文件）是一种极其实用的工具，它的核心作用是自动化重复操作、批量执行命令、管理复杂工作流。

shell-基础语法

一些常见的语法可供查阅

声明变量

```
# 声明一个变量
name="John"
# 声明变量并设置默认值
name=${name:-zj}
# 使用变量
echo "Hello, $name!"  # 输出: Hello, John!
```

Listing 3.5: 声明变量

if-else

```
age=20
# -eq:等于,--ne:不等于,-gt:大于,-lt:小于,-ge:大于等于,-le:小于等于
if [ $age -ge 18 ]; then
echo "You are an adult."
elif
echo "You are a minor."
else
echo "NO."
fi
```

Listing 3.6: if-else 语法

case 嵌套

```
case $TASK in
    CB)
        DEV=100
        ;;
    Copa)
        DEV=100
        TASK_ARGS="--train_as_classification False"
        ;;
    MultiRC)
        GA=$(expr $BS / 2)
        BS=2
        TASK_ARGS="--gradient_accumulation_steps $GA"
        ;;
    ReCoRD)
        GA=$(expr $BS / 2)
        BS=2
        TASK_ARGS="--gradient_accumulation_steps $GA --train_as_classification False"
        ;;
    *)
        # 默认处理
        ;;
esac
```

Listing 3.7: case 嵌套循环示例代码

for 循环

```
# 输出 1 到 5 的数字
for i in {1..5}; do
    echo "Number $i"
```

```
done
```

Listing 3.8: for-循环语法

while 循环

```
# 输出 1 到 5 的数字
i=1
while [ $i -le 5 ]; do
    echo "Number␣$i"
    i=$((i + 1))
done
```

Listing 3.9: while-循环语法

until 循环

```
# 输出 1 到 5 的数字
i=1
until [ $i -gt 5 ]; do
    echo "Number␣$i"
    i=$((i + 1))
done
```

Listing 3.10: until-循环语法

函数语法

```
# 定义函数
greet() {
    echo "Hello,␣$1!"
}
# 调用函数
greet "Alice"  # 输出: Hello, Alice!
```

Listing 3.11: 函数

文件操作

```
touch myfile.txt  # 创建一个空文件
echo "This␣is␣a␣test." > myfile.txt  # 覆盖写入
echo "Another␣line." >> myfile.txt  # 追加写入
cat myfile.txt  # 显示文件内容
rm myfile.txt  # 删除文件
...
```

Listing 3.12: 文件操作

shell-参数自动化调整

自动化调参 python-part

```
import argparse
from transformers import Trainer, TrainingArguments

# 定义训练参数类
@dataclass
```

```python
    class OurArguments(TrainingArguments):
        task_name: str = "SST2"
        num_train: int = 0
        model_name: str = "facebook/opt-125m"
        # 其他参数...

    def parse_args():
        parser = argparse.ArgumentParser(description="Training script.")
        # 添加你的参数
        parser.add_argument("--task_name", type=str, default="SST2", help="Task name")
        parser.add_argument("--num_train", type=int, default=0, help="Number of training samples")
        parser.add_argument("--model_name", type=str, default="facebook/opt-125m", help="Model name")
        # 可以继续添加其他参数
        return parser.parse_args()

    def main():
        # 解析命令行参数
        args = parse_args()

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

Listing 3.13: 调参

自动化调参 shell-part

```bash
    #!/bin/bash

    # 定义任务、模型和训练样本数量的不同配置
    TASKS=("SST2" "RTE" "CB")
    MODEL_NAMES=("facebook/opt-125m" "google/bert-large-uncased")
    NUM_TRAIN_VALUES=(100 200 300)

    # 自动化调参
    for TASK in "${TASKS[@]}"
    do
        for MODEL in "${MODEL_NAMES[@]}"
        do
            for NUM_TRAIN in "${NUM_TRAIN_VALUES[@]}"
            do
                echo "Running for Task: $TASK, Model: $MODEL, Num_train: $NUM_TRAIN"

                # 执行 Python 脚本并传递参数
                python train.py --task_name $TASK --model_name $MODEL --num_train $NUM_TRAIN
            done
        done
    done
```

Listing 3.14: 调参

3.1.3 进度条设置

进度条需要采用 tqdm 包，基本使用方法如下：

基本用法

```python
from tqdm import tqdm
import time

## 1.基本用法
# 普通循环（没有进度条）
# for i in range(100):
#     time.sleep(0.05)  # 模拟耗时操作

# 用 tqdm 包装后（有进度条）
for i in tqdm(range(100), desc="Processing", unit="单位"):
    time.sleep(0.05)  # 模拟耗时操作

## 2.包装列表等可迭代对象
items = ["a", "b", "c", "d", "e"] * 20  # 构造一个列表

# 包装列表
for item in tqdm(items, desc="Processing␣items"):
    time.sleep(0.1)  # 模拟处理每个元素的耗时

## 3.手动更新进度条
# 创建进度条对象，总步数为 3
pbar = tqdm(total=3, desc="手动更新")
# 第一步
time.sleep(1)
pbar.update(1)  # 进度 +1
# 第二步
time.sleep(1)
pbar.update(1)  # 进度 +1
# 第三步
time.sleep(1)
pbar.update(1)  # 进度 +1
pbar.close()  # 关闭进度条

## 4.在嵌套循环中使用
epochs = 3  # 总轮次
batchs_per_epoch = 10  # 每轮的批次

# 外层循环：总训练进度
global_pbar = tqdm(total=epochs * batchs_per_epoch, desc="总进度")

for epoch in range(epochs):
    # 内层循环：当前epoch的进度（leave=False 表示完成后清除）
    epoch_pbar = tqdm(range(batchs_per_epoch),
    desc=f"第␣{epoch+1}␣轮",
    leave=False)

    for batch in epoch_pbar:
        time.sleep(0.2)  # 模拟训练一个批次
        global_pbar.update(1)  # 总进度 +1
```

```
            epoch_pbar.set_postfix(loss=0.5 - epoch*0.1)  # 显示额外信息（如损失）

        epoch_pbar.close()

    global_pbar.close()
```

Listing 3.15: 示例

3.1.4 查询服务器显卡属性设置

训练显存消耗记录

```
    import torch

    def track_gpu_memory(step_name):
        # 当前已分配显存
        current = torch.cuda.memory_allocated() / 1024**3
        # 历史最大显存（峰值）
        peak = torch.cuda.max_memory_allocated() / 1024**3
        # 重置峰值统计（可选，用于分阶段监控）
        # torch.cuda.reset_peak_memory_stats()
        print(f"[{step_name}] 显存: 当前 {current:.2f}GB | 峰值 {peak:.2f}GB")

    # 训练循环中关键节点调用
    for epoch in range(epochs):
        for inputs, labels in dataloader:
            # 前向传播前
            track_gpu_memory("前向传播前")

            # 前向传播
            outputs = model(inputs)
            loss = criterion(outputs, labels)
            track_gpu_memory("前向传播后")

            # 反向传播
            optimizer.zero_grad()
            loss.backward()
            track_gpu_memory("反向传播后")

            # 优化器更新
            optimizer.step()
            track_gpu_memory("优化器更新后")

            # 清空当前批次变量
            del inputs, labels, outputs, loss
            torch.cuda.empty_cache()  # 手动触发缓存清理（可选）
            track_gpu_memory("批次结束后")
```

Listing 3.16: 查询显存

训练时长消耗记录

```
    import time
    from datetime import timedelta

```

```
    # 记录开始时间
    start_time = time.time()

    # 训练代码...
    for epoch in range(epochs):
        # 训练过程
        pass

    # 计算总时长
    total_time = time.time() - start_time
    print(f"总运行时间:␣{timedelta(seconds=int(total_time))}")
```

Listing 3.17: 训练时长记录

3.1.5 wandb 学习

演示示例如下：

```
    import wandb
    import random
    import numpy as np
    import os

    def main():
        # 1. wandb登录过程
        print("=====␣登录到Weights␣&␣Biases␣=====")
        try:
            # 尝试检查登录状态
            api = wandb.Api()
            print("已登录到wandb")
        except Exception:
            print("未检测到登录状态，需要进行登录")
            # 优先从环境变量获取API密钥（适合服务器环境）
            api_key = os.getenv("WANDB_API_KEY")
            if api_key:
                wandb.login(key=api_key)
                print("通过环境变量成功登录")
            else:
                # 交互式登录（适合本地开发）
                print("请在弹出的浏览器中登录，或输入API密钥")
                wandb.login()

        # 2. 初始化wandb实验
        print("\n=====␣初始化实验␣=====")
            run = wandb.init(
            project="wandb-complete-demo",  # 项目名称
            name=f"demo-run-{random.randint(1000,␣9999)}",  # 实验名称，包含随机数避免重
                复
            notes="这是一个wandb完整功能演示",  # 实验备注
            tags=["demo", "tutorial"],  # 实验标签
            config={  # 超参数配置
                "learning_rate": 0.01,
                "epochs": 20,
```

```
            "batch_size": 32,
            "optimizer": "Adam",
            "dataset": "synthetic"
        }
    )

    # 获取配置
    config = wandb.config

    # 3. 模拟训练数据
    print("\n=====开始训练=====")
    # 生成模拟数据分布的参数
    true_mean = 0.5
    true_std = 0.2

    # 4. 训练循环
    for epoch in range(config.epochs):
        # 模拟训练过程中的指标
        # 随着epoch增加，损失应该下降，准确率应该上升
        loss = (true_mean + np.random.normal(0, true_std)) / (epoch + 1)
        accuracy = 0.5 + (epoch / config.epochs) * 0.4 + np.random.normal(0, 0.03)
        accuracy = min(accuracy, 0.98)  # 限制最大准确率

        # 记录指标到wandb
        wandb.log({
            "training/loss": loss,
            "training/accuracy": accuracy,
            "training/epoch": epoch,
            # 可以记录更多衍生指标
            "training/loss_derivative": loss * 0.1 if epoch > 0 else 0
        })

        # 打印进度
        if epoch % 5 == 0:  # 每5个epoch打印一次
            print(f"Epoch {epoch:2d}/{config.epochs}: "
                f"Loss = {loss:.4f}, "
                f"Accuracy = {accuracy:.4f}")

    # 5. 完成实验
    print("\n=====训练完成=====")
    wandb.finish()
    print(f"实验已成功记录，可在以下地址查看：")
    print(f"https://wandb.ai/{wandb.run.entity}/{config.project}/runs/{wandb.run.id}"
        )

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

Listing 3.18: wandb 记录

3.1.6 Github 项目管理

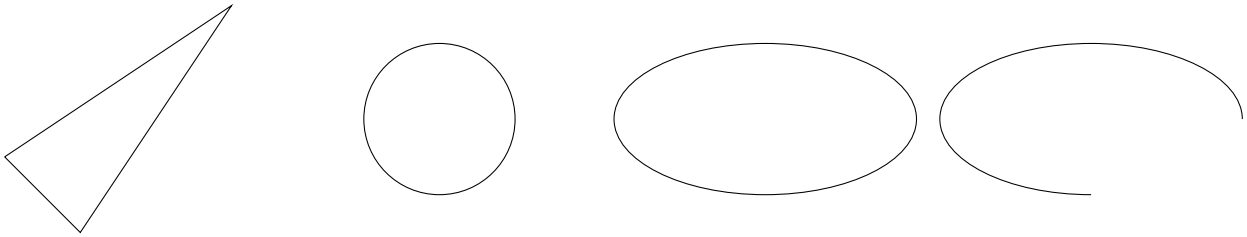
3.1.7 Tikz 的使用查询

基础环境

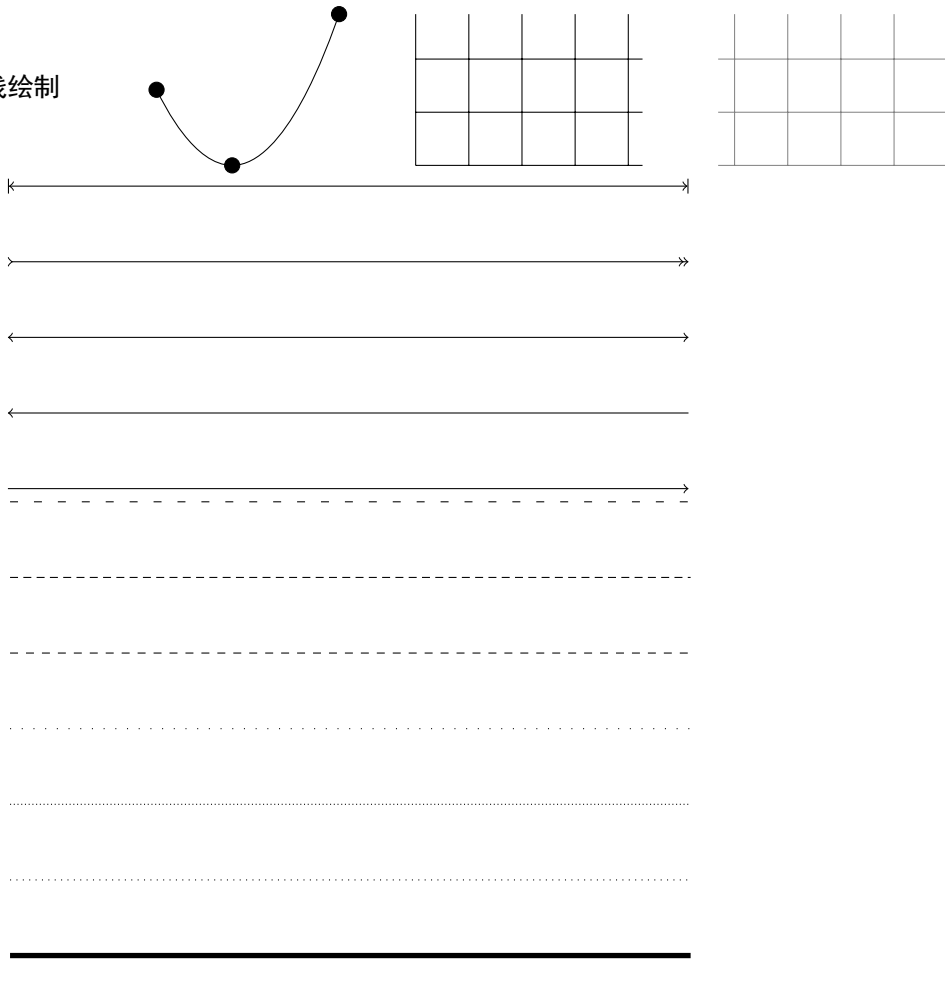
```
\usepackage{tikz}
\begin{tikzpicture}
    ...
\end{tikzpicture}
```

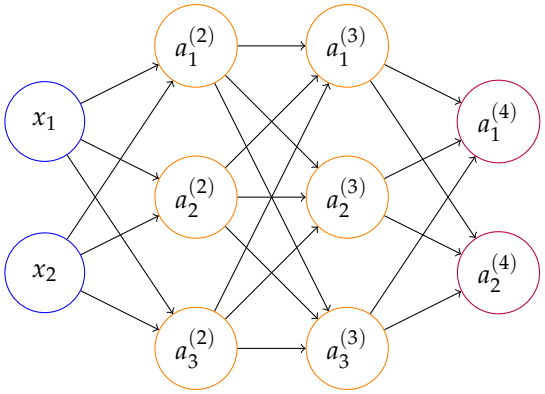
Listing 3.19: tikz 基础

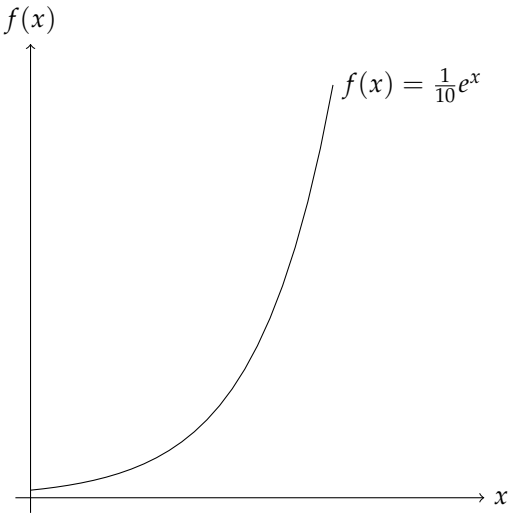
图形绘制 示例代码和图片：

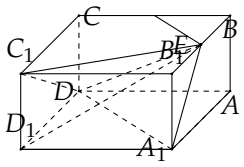


曲线绘制




x_1
x_2
$a_1^{(2)}$
$a_2^{(2)}$
$a_3^{(2)}$
$a_1^{(3)}$
$a_2^{(3)}$
$a_3^{(3)}$
$a_1^{(4)}$
$a_2^{(4)}$


$f(x)$
$f(x) = \frac{1}{10}e^x$
x


C
C_1
B_1
B
D
A
D_1
A_1

§3.2 训练模型的简易流程

3.2.1 基本流程

通常深度学习领域，我们将

1. 数据准备

1.1 数据收集

- 下载、抓取或者合成数据
- 公开数据集（ImageNet、COCO、MNIST 等）
- 定义数据集（遥感图像、医学图像、草图数据等）
- 数据增强（旋转、翻转、模糊等）

1.2 数据预处理

- 归一化
- 格式转换
- 数据储存形式等

1.3 数据加载

- 定义批处理

2. 定义模型

- 选择合适的架构
- 决定模型的层数，参数量
- 加载预训练模型

3. 定义损失函数和优化器

3.1 选择损失函数

- 分类任务：交叉熵，折页损失函数 (SVM)
- 回归任务：均方差 (MSE)
- 对象检测或者分割：交并比 (ioU)
- 策略优化：KL 散度
- 词嵌入：噪音对比估计 (NCE)
- 词向量：余弦相似度
- 等等

3.2 选择优化器

- SGD
- AdamW

3.3 学习率的调度

- StepLR
- Cosine Annealing

4. 训练模型在每个 epoch 中

训练阶段

- 前向传播
- 计算损失
- 反向传播

验证阶段

- 计算在验证集上的损失
- 评估指标

5. 评估和测试

- 计算指标
- 绘制 loss 曲线
- 生成可视化结果

6. 模型保存和记录

6.1 保存最佳模型

6.2 记录训练信息

- 日志信息
- wandb
- 记录训练时长
- 记录模型的显存峰值
- 等等

7. 部署和推理

- 导出 ONNX/TensorRT python
- 加载模型进行推理

8. 超参数调优

3.2.2 基本代码模块详解

A. 数据准备

在数据处理、编程开发或机器学习等领域，数据加载（Data Loading）是指将数据从存储位置（如文件、数据库、网络接口等）读取到程序的内存中，使其成为可被程序直接访问和处理的格式的过程。它是数据处理流程中的基础环节，为后续的清洗、分析、建模等操作提供数据支持。通常采用：

- RGB 数据、OR BGR 数据
- JPEG 编码后的数据
- torchvision.datasets 中 shuju
- torch.utils.data 下的 Dataset, Dataloader 自定义的数据集

在机器学习（尤其是计算机视觉、自然语言处理等领域）中，数据增强（Data Augmentation）是一种通过对原始训练数据进行合理的、有策略的变换或扩展，生成新的“虚拟样本”，从而扩大训练数据集规模、丰富数据多样性的技术。其核心目标是：让模型在训练时接触到更多样化的输入，增强模型对数据中各种变化（如噪声、变形、视角差异等）的鲁棒性，减少过拟合（即模型过度依赖训练数据的细节，在新数据上表现不佳）。通常采用：

```
    from torchvision import transforms

    # 定义数据增强
    train_transform = transforms.Compose([
        # 随机剪切
        transforms.RandomResizedCrop((28, 28)),
        # 随机水平翻转
        transforms.RandomHorizontalFlip(),
        # 随机垂直翻转
        transforms.RandomVerticalFlip(),
        # 随机旋转
        transforms.RandomRotation(90),
        # 随机转换为灰度图
        transforms.RandomGrayscale(p=0.1),
        # 颜色信息增强
        transforms.ColorJitter(brightness=0.3, contrast=0.3, saturation=0.3, hue=0.3),
        # 转换为Tensor
        transforms.ToTensor(),
        # 归一化
        # transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))
        # 等等
    ])
```

Listing 3.20: 数据增强格式

B. 定义模型

C. 定义损失函数和优化器

D. 训练模型

E. 训练和测试

3.2.3 定制代码模块详解

§3.3

研究领域和代码编写示例

3.3.1 图像识别 (Computer Vision)

3.3.2 自然语言处理 (Natural Language Processing)

3.3.3 生成时学习 (Generative Learning)

3.3.4 多模态 (Multimodal)

3.3.5 脉冲神经网络相关 (SNN)

Chapter 4

第四章：AI 知识整理

Chapter 5

第五章：文章汇总整理

§5.1
黑盒-零阶优化问题

§5.2
大模型微调相关

§5.3
SNN 相关 **[**校准**]**

§5.4
SNN 相关 **[**量化**]**

§5.5
SNN 相关 **[**马尔可夫**]**

§5.6
SNN 相关 **[**编码**]**

Chapter 6

第六章：技术汇总整理

Chapter 7

第七章：项目练习

参考文献