Lecture 20: Black-box optimization and reinforcement learning

1. 问题背景

在本实验中,我们主要解决两个优化问题:

- 1. 最小二乘问题:目标是通过随机搜索找到最优解,最小化目标函数。
- 2. **Himmelblau 函数优化**:通过随机搜索与 Nelder-Mead 方法寻找全局最优解。 此外,实验实现了对 Flappy Bird 动态系统的模拟与策略优化,目标是通过优化奖励函数改进策略 性能。

这些问题的核心在于:设计和分析优化算法,验证其性能并解决实际优化问题中的挑战。

2. 模型分析

2.1 最小二乘问题

目标函数:

 $oldsymbol{eta} f(x) = rac{1}{2} \|Ax - b\|^2$

性质:

○ 凸函数:目标函数是二次型,其 Hessian 矩阵 AATA 为半正定,因此 f(x) 是凸函数。

○ 光滑函数: f(x) 对 x 可微, 且其梯度为

$$abla f(x) = A^T (Ax - b)$$

- ,梯度连续。
- **可行域**: 定义在整个 R_n 空间。

2.2 Himmelblau 函数

目标函数:

$$f(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2 - 11)^2 + (x_1 + x_2^2 - 7)^2$$

• 性质:

。 非凸函数: 目标函数存在多个局部极小值点, 不满足凸函数性质。

。 光滑函数: 梯度连续, 其一阶导数分别为:

$$rac{\partial f}{\partial x_1} = 4x_1(x_1^2 + x_2 - 11) + 2(x_1 + x_2^2 - 7)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x_2} = 2(x_1^2 + x_2 - 11) + 4x_2(x_1 + x_2^2 - 7)$$

• 可行域:

定义在二维空间 R 2。

2.3 Flappy Bird 动态系统

状态由速度和高度 (v, h) 表示,通过策略 π 控制向上的加速度 aaa。 奖励函数为:

$$R = \sum_{t} -a_{t}$$
 – penalty for negative heights

目标是通过优化策略参数 θ 最大化奖励函数。

3. 优化方法

3.1 随机搜索

• 描述:

在每次迭代中沿随机方向 d 搜索最优步长 η,使用黄金分割法在搜索区间内优化目标函数。

• 优点:

对目标函数的光滑性和凸性要求较低,适用于复杂和非凸问题。

缺点:

搜索效率较低,对初始点敏感。

3.2 Nelder-Mead 算法

• 描述:

通过单纯形顶点的扩展、收缩和缩放调整目标函数值, 找到局部最优解。

• 优点:

适用于非凸和不光滑函数, 无需计算梯度。

• 缺点:

局部搜索能力强,但容易陷入局部最优。

3.3 Flappy Bird 策略优化

策略为线性模型:

$$\pi(s) = \theta^T s$$

使用随机搜索优化参数 θ,目标是最大化奖励函数。

4. 数值实验

4.1 最小二乘问题

随机搜索算法用于求解:

• 初始点: 随机生成的向量 b。

• **步长选择**:通过黄金分割法确定最优步长 η。

• 结果:

目标函数值逐渐下降,收敛性较好。

4.2 Himmelblau 函数优化

比较两种算法:

- 随机搜索和 Nelder-Mead 的目标值下降趋势表明:
 - o Nelder-Mead 的收敛速度更快,但可能收敛到局部最优点。
 - 。 随机搜索能探索全局空间, 找到更优解。

4.3 Flappy Bird 模拟与优化

- 初始策略表现较差,系统频繁坠落。
- 通过优化参数 θ,新策略显著提高了飞行高度和时间,奖励函数值增加。

5. 遇到的问题及解决办法

1. Matplotlib 图像绘制错误

○ **问题**: 调用 gca(projection='3d') 时出现 TypeError。

○ **原因**: gca() 不支持 projection 参数。

○ 解决办法: 使用 add_subplot(111, projection='3d') 替代。

2. 随机搜索收敛性不足

· 问题: 初始点导致收敛较慢。

。 解决办法: 对搜索方向 d 和初始点进行标准化。

6. 结果分析

- 解的质量:
 - 。 随机搜索在非凸问题上表现良好, 找到较优解。
 - o Nelder-Mead 在光滑非凸问题中更高效,但易陷入局部最优。
- 计算代价:
 - 。 随机搜索对计算资源需求较高。
 - o Nelder-Mead 因无需梯度计算,整体代价较低。