最优化方法导论

主讲人: 杨林

https://optimization-2025.github.io/

第0讲:课程导论

杨林

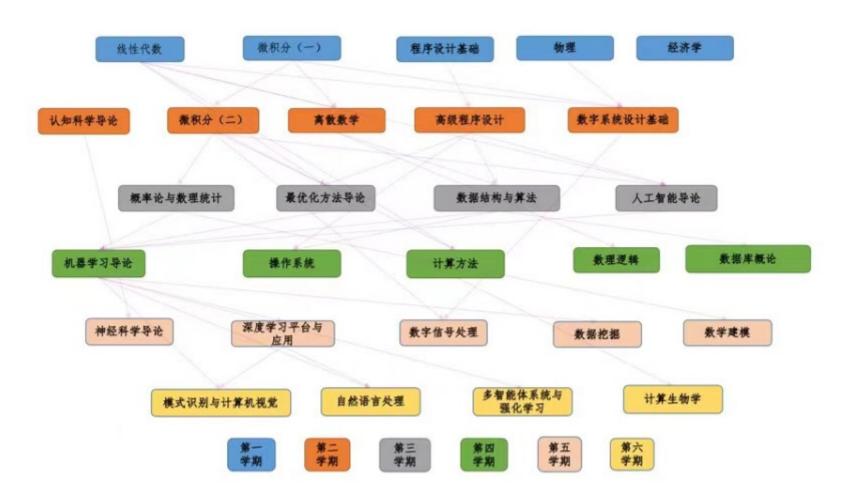
任课老师



杨林,助理教授,特聘研究员,博导主要研究机器学习、大模型(推理、部署)、计算机系统建模与优化

邮箱: linyang@nju.edu.cn

关于本课程?



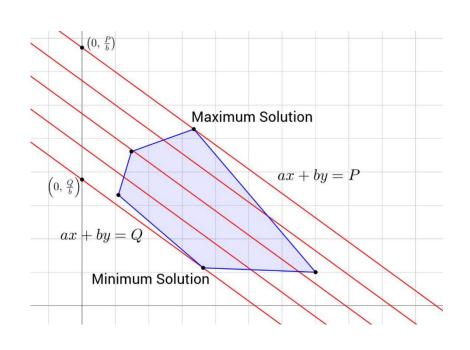
生活中的优化问题



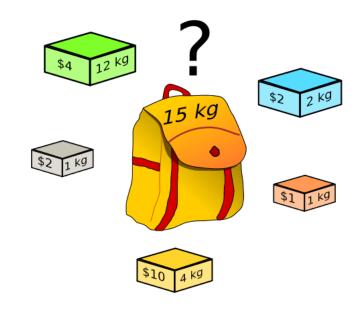
在 体 积 $V=\pi r^2h=330cm^3$ 的 约 束 条 件 下 , 求 表 面 积 $S=2\pi r^2+2\pi rh$ 的最小值?

进一步考虑:人手握的舒适度(约束条件增加)、罐子叠放运输的稳定性、成本

优化问题的可解性



$$f(x,y) = ax + by$$



$$x_i \in \{0,1\} \qquad f(x) = \sum x_i v_i$$

多项式时间内可以找到精确的最优解

要找到最优解,需要执行大量的"操作"

凸优化问题

"In fact the great watershed in optimization isn't between linearity and nonlinearity, but convexity and nonconvexity." -----Rockafellar(洛克菲拉),1993

关于本课程?

1 助教:

李怡璠、李紫微、陈浩旭、唐恒俊

2课程时间:

周三、周五(双)5-6节

3课程考核(适量微调):

- ▶ 期末考试(闭卷)50%
- ▶ 期中考试(闭卷)25%
- ➤ 课堂测验(4次)10%;作业(6次, optimize2023@163.com)15%

4参考书:

"Convex Optimization" Stephen Boyd and Lieven Vandenberghe 关键字"优化"相关教材

第一讲: 数学优化的要素

优化问题及其范式

杨林

大 纲

- 1.数学优化的要素
- 2.优化方法建模实例
- 2.1.生活中的优化问题
- 2.2.运筹学中经典的优化的例子
- 2.3.网络优化
- 2.4.大模型加速推理

大 纲

1.数学优化的要素

2.优化方法建模实例

- 2.1.生活中的优化问题
- 2.2.运筹学中经典的优化的例子
- 2.3.网络优化
- 2.4.大模型加速推理

1 数学优化的要素

- "优化"作为工程上的一种工具:
- "在给定的决策集中(通过某种方式)寻找最优解"

最小化
$$f_0(x)$$
 约束条件 $f_i(x) \le b_i, i = 1, 2, ..., m$

- $\square x = (x_1, x_2, ..., x_n)$,优化变量
- □ $f_0: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$, 目标函数(目标)
- \square $f_i: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}, i = 1, 2, ..., m, 约束函数(约束)$

最优解 x^* 即为满足所有约束条件的向量中使 f(x) 取得最小值的向量.

大 纲

1.数学优化的要素

2.优化方法建模实例

- 2.1.生活中的优化问题
- 2.2.运筹学中经典的优化的例子
- 2.3.网络优化
- 2.4.大模型加速推理

■ 2.1 生活中的优化问题

- □ 例 1(零食采购问题): 为周末社团团建采购多种零食,在满足来自五湖四海同学的口味需求以及有限的预算和储物空间的前提下,最大化全体同学的总体满意度。假设:
- 1. 选择 n 种食物的数量分别为 x_1, \dots, x_n
- 2. s_j 表示采购一单位第 j 种零食所带来的满意度评分; c_j 表示第 j 种零食一单位的价格; v_j 表示第 j 种零食一单位的体积
- 3. 团建零食采购的预算为 W
- 4. 团建场地零食柜储物空间有限,最大储存空间为 $\it V$
- 5. 需要满足社员的最低糖果类零食 x_c 需求
- 6. 避免某种零食过多(薯片 x_p 不能超过总量的 30%)

可以得到

最大化
$$\sum_{j=1}^{n} s_{j}x_{j}$$
 约束条件 $\sum_{j=1}^{n} c_{j}x_{j} \leq W, j = 1, 2, ..., n$ $\sum_{j=1}^{n} v_{j}x_{j} \leq V, j = 1, 2, ..., n$ $x_{c} \geq \alpha$ $x_{p} - 0.3 \sum_{j=1}^{n} x_{j} \leq 0$ $x_{j} \geq 0, j = 1, 2, ..., n$

■ **优化变量**: $x_1, x_2, ..., x_n$ (每种零物的购买量)

■ **目标函数**:最大化 $\sum_{j=1}^{n} S_j x_j$ (最大化满意度)

最大化
$$\sum_{j=1}^{n} s_{j}x_{j}$$
 约束条件 $\sum_{j=1}^{n} c_{j}x_{j} \leq W, j = 1, 2, ..., n$ $\sum_{j=1}^{n} v_{j}x_{j} \leq V, j = 1, 2, ..., n$ $x_{c} \geq \alpha$ $x_{p} - 0.3 \sum_{j=1}^{n} x_{j} \leq 0$ $x_{j} \geq 0, j = 1, 2, ..., n$

■ 约束条件:

- □ 预算约束: $\sum_{j=1}^{n} c_j x_j \leq W$ (不超过零食采购预算)
- \square 空间约束: $\sum_{i=1}^{n} v_i x_i \leq V$ (不超过团建场地零食放置空间)
- □ 最低糖果约束: $x_c \ge \alpha$
- **口最大薯片约束**: $x_p 0.3 \sum_{i=1}^n x_i \le 0$
- **口非负约束**: $x_j \ge 0, j = 1, 2, \cdots, n$ (零食量非负)

■ 2.2 运筹学中的经典优化例子

- □ 例 2 (饮食问题):设计一份满足所有基本营养需求的每日 饮食计划,要求对于给定食物在满足所有营养需求的前提下,使得每日的饮食总成本最低。假设:
- 1. 选择 n 种食物的数量分别为 x_1, \dots, x_n
- 2. 食物 j 的一单位成本为 c_j ,包含营养素 i 的数量为 a_{ij}
- 3. 健康饮食要求营养素 i 至少为 b_i

可以得到

最小化
$$z = \sum_{j=1}^{n} c_j x_j$$

约束条件 $\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j \ge b_i, i = 1, 2, ..., m$
 $x_j \ge 0, j = 1, 2, ..., n$

- **优化变量**: $x_1, x_2, ..., x_n$ (每种零物的购买量)
- 目标函数: 最小化 $z = \sum_{j=1}^{n} c_j x_j$ (最小化总成本)
- 约束条件:
- **口 营养约束:** $\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_{j} \geq b_{i}$, i = 1, 2, ..., m (确保每种营养达标)
- □ 非负约束: $x_j \ge 0, j = 1, 2, \cdots, n$ (食物量非负)

■ 2.3 网络优化

- □ 例 3 (互联网链路带宽分配): 一个简单网络有 3 个用户 (User 1,2,3)共享两条通信链路(Link *A, B*),在链路容量限制下,最大化所有用户的总效用(全局满意度)。假设:
- 1. 链路容量
- Link A: 带宽容量 $C_A = 10 \, Mbps$
- Link B: 带宽容量 $C_B = 15 Mbps$
- 2. 用户路径
- User 1: 仅使用 Link $A \to$ 速率 x_1
- User 2: 仅使用 Link $B \to$ 速率 x_2
- User 3: 同时使用 Link A 和 Link $B \to$ 速率 x_3
- 3. 用户 i 的满意度由其对速率的效用函数 $U_i(x_i)$ 衡量,假设采用公平性模型: $U_i(x_i) = \log(x_i)$ (对数效用函数)

2 应用实例

可以得到

最大化
$$\sum_{i=1}^{3} U_i(x_i) = \log(x_1) + \log(x_2) + \log(x_3)$$
 约束条件
$$x_1 + x_3 \le 10$$

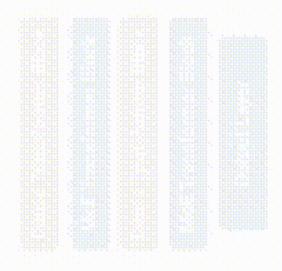
$$x_2 + x_3 \le 15$$

$$x_i \ge 0, j = 1,2,3$$

- **优化变量**: *x*₁, *x*₂, *x*₃ (分别表示 User 1, 2, 3 的分配速率 (Mbps))
- 目标函数: $\log(x_1) + \log(x_2) + \log(x_3)$
- 约束条件:
- □ 链路容量约束:
- Link A: User 1 和 User 3 共享 $\rightarrow x_1 + x_3 \le 10$
- Link B: User 2 和 User 3 共享 $\rightarrow x_2 + x_3 \le 15$
- **口** 非负约束: $x_j \ge 0, j = 1,2,3$

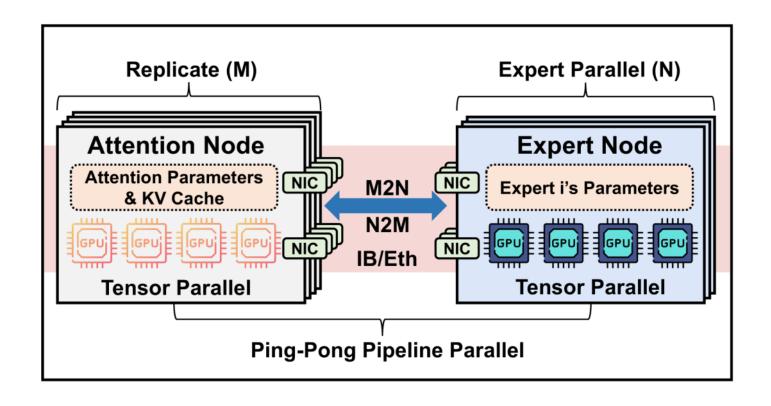
■ 2.4 大模型加速推理

- ✓ 混合专家模型(Mixture of Experts, 简称MoE是一种通过组合多个子模型(专家)来提升模型容量和效率的深度学习架构。其核心思想是"分而治之",即针对不同输入动态选择最相关的专家处理,而非所有参数同时参与计算
- ✓ 目前,多个知名的大语言模型都采用了MoE架构,例如: GPT-4, Deepseek V3, Qwen大模型等等



■ 2.4 大模型加速推理

✓ MoE分离:由于MoE大模型推理的稀疏激以及结构的差异性,在执行各部分LLM的推理过程中会存在"气泡"问题,因此将模型的MoE部分分离到其他(多个)节点去执行



■ 2.4 大模型加速推理

- □ 例 4: 在一个异构的多节点推理系统中:
- 每个节点 N_i 拥有:
- 单位调用推理时延 c_{ij}
- 单位调用计算时延 t_c^i
- 单位调用传输时延 t_t^i
- 最大缓存参数量 m_i
- 每个参数 P_i 具有:
- 参数量 ω_i
- 参数调用频率 λ_i
- □ 每个参数只能分配给一个节点处理
- \square 每个节点分配的总参数量不得超过最大缓存参数量 m_i
- □ 目标是在分配这些参数给不同节点的同时,最小化所有节点中完成任务所需的最大耗时(缓解瓶颈)

可以得到

最小化 T_{\max} 约束条件 $\sum_{i=1}^{n} x_{ij} = 1, \forall j = 1, ..., m$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} \omega_{j} \leq m_{i}, \forall i = 1, ..., n$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} c_{ij} \leq T_{\max}, \forall i = 1, ..., n$ $c_{ij} = \lambda_{j} t_{c}^{i} + \omega_{j} t_{t}^{i} \ \forall i, j$ $x_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j$

- 优化变量: $x_{ij} \in \{0,1\}$: 表示 P_j 是否分给配节点 N_i
- 中间变量:
- c_{ij} : 节点 N_i 的运行 P_j 耗时
- T_{max}: 所有节点中的最大耗时
- **目标函数**: 最小化 *T*_{max}

可以得到

最小化 T_{\max} 约束条件 $\sum_{i=1}^{n} x_{ij} = 1, \forall j = 1, ..., m$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} \omega_{j} \leq m_{i}, \forall i = 1, ..., n$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} c_{ij} \leq T_{\max} 1, \forall i = 1, ..., n$ $c_{ij} = \lambda_{j} t_{c}^{i} + \omega_{j} t_{t}^{i} \ \forall i, j$ $x_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j$

- 约束条件:
- 口 (物理)等式约束: $c_{ij} = \lambda_j t_c^i + \omega_j t_t^i$

可以得到

最小化 T_{\max} 约束条件 $\sum_{i=1}^{n} x_{ij} = 1, \forall j = 1, ..., m$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} \omega_{j} \leq m_{i}, \forall i = 1, ..., n$ $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} c_{ij} \leq T_{\max} 1, \forall i = 1, ..., n$ $c_{ij} = \lambda_{j} t_{c}^{i} + \omega_{j} t_{t}^{i} \ \forall i, j$ $x_{ij} \in \{0,1\}, \forall i, j$

■ 约束条件:

- **□ 参数唯一分配约束**: $\sum_{i=1}^{n} x_{ij} = 1, \forall j = 1, ..., m$ (每个参数 只能分配给一个节点)
- **□ 缓存容量约束**: $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} \omega_{j} \le m_{i}, \forall i = 1, ..., n$ (节点所处理 参数的缓存总量不得超过其缓存上限)
- □ 最大耗时定义约束: $\sum_{j=1}^{m} x_{ij} c_{ij} \leq T_{\max} 1, \forall i = 1, ..., n$

思考和讨论

- 1. 熟悉优化问题的三要素
- 2. 掌握优化问题建模方法
- 3. 除了线性规划,还有那些典型的优化问题?

谢 谢!