

运筹学课程实验说明

宋艳枝

中国科学技术大学
数学科学学院

2022-12-14

1 概述

2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

1 概述

2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

- 如下题目三选二，编程语言不限。
 - 调研并实现最小成本循环流问题的强多项式时间求解算法。
 - 实现动态规划的一种快速算法。
 - 编程实现基于 Wolfe-Powell 准则的非精确一维搜索 (line search) 的某一种 (搜索方向) 迭代下降算法，并用于求解无约束最优化问题。
- 要求提交程序代码，用户指南及对应的测试报告。

提交要求

- 除程序本体外，需要完成报告文档，报告的提纲（包括但不限于）
 - 问题描述
 - 算法原理
 - 数据集（案例）说明
 - 程序输入输出说明
 - 程序测试结果
 - 分析总结
- 在课程网站上提交一个包含程序代码和报告文档的 zip 压缩包文件。
- **提交截止日期：2023 年 1 月 6 日 23:59:59.**
- 提交网址：http://www.smartchair.org/ustc_or_class_2022/

1 概述

2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

1 概述

2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

最小成本循环流

考虑有向图 $G = \{V, E\}$, 在各边上定义成本为 $c = (c(e)|e \in E)$, 并在各边 $e \in E$ 上引入流的下界值 $l = (l(e)|e \in E)$ 和上界值 $u = (u(e)|e \in E)$, 从而得到网络 $\mathcal{N} = (G, c, l, u)$. 求在这个网络上使成本达到最小的流, 即所谓的最小成本循环流问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{e \in E} c(e)x(e) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{e \in \text{Out}(v)} x(e) - \sum_{e \in \text{In}(v)} x(e) = 0, \quad v \in V \\ & l(e) \leq x(e) \leq u(e), \quad e \in E. \end{aligned}$$

作业要求

- 调研最小成本循环流问题的强多项式时间求解算法，在报告文末列出参考文献。
- 选定一种调研的算法，在报告中详细写出算法迭代过程，手动实现算法（允许调包）。
- 本作业需至少构造一个数据集，算法程序应至少在该数据集上进行测试；鼓励构造更多实例，充分测试。

1 概述

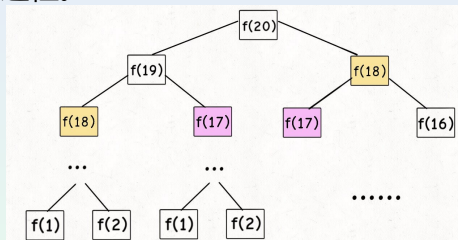
2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

动态规划三要素

下面以斐波那契数列为例辅助理解动态规划的原理，但是斐波那契数列不涉及求最值，所以严格意义上不是动态规划。

- 重叠子问题：划分为子问题时，存在重复求解的情况，需要 DP Table 优化穷举过程。



- 最优子结构：通过求得每个子问题最值，可以得到原问题最值。
- 状态转移方程：

$$f(x) = \begin{cases} 1, & n = 1, 2 \\ f(n-1) + f(n-2), & n > 2 \end{cases}$$

凑零钱问题

给定 k 种面值的硬币，面值分别为 c_1, c_2, \dots, c_k ，每种硬币的数量无限，再给一个总金额 $Amount$ ，问最少需要几枚硬币凑出这个金额；如果不可能凑出，算法返回-1。

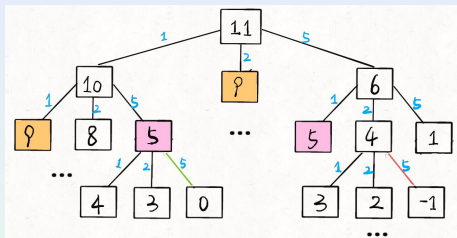
不妨以 $k = 3, c_1 = 1, c_2 = 2, c_3 = 5, Amount = 11$ 为例。

- 具有最优子结构：由于硬币数量无限制，所以子问题之间没有相互限制、相互独立。求 $Amount = 11$ 时的最少硬币数（原问题），若已知凑出 $Amount = 10$ 的最少硬币数（子问题），只需要把子问题的答案加一（再选一枚面值为 1 的硬币）。
- 状态转移方程

$$dp(n) = \begin{cases} 0, & n = 0 \\ -1, & n < 0 \\ \min\{dp(n - coin) + 1 \mid coin \in coins\}, & n > 0 \end{cases}$$

凑零钱问题

- 消除重叠子问题：构造 DP Table.



amount	0	1	2	3	4	5	...	9	10	11
index	0	1	2	3	4	5	...	9	10	11
dp	0	1	1	2	2	1	...	3	2	3

$1 + \min(\text{dp}[4], \text{dp}[3], \text{dp}[0])$ $1 + \min(\text{dp}[10], \text{dp}[9], \text{dp}[6])$

作业要求

- 调研一种动态规划的快速算法，在报告中详细写出算法迭代过程，手动实现算法（允许调包）。
- 本作业需至少构造一个实际案例（多重背包问题/凑零钱问题/投资问题/排序问题等），算法程序应至少在该案例上进行测试；鼓励构造更多实例，充分测试。

多重背包问题：一位旅行者能承受的背包最大重量是 b 千克，现有 n 种物品供他选择装入背包，第 i 种物品单件重量为 a_i 千克，最多有 s_i 件，每件的价值为 c_i , $1 \leq i \leq n$. 设第 i 种物品装载数量是 x_i , 问旅行者应该如何选择所携带的物品件数，以使得总装载价值最大.

1 概述

2 报告说明

- 网络最优化
- 动态规划
- 无约束优化

对于如下的无约束优化问题

$$\min_x f(x)$$

牛顿法的一般迭代格式

- (0) 初始化：选取适当的初始点 $x^{(0)}$ ，令 $k := 0$ 。
- (1) 计算搜索方向： $d^{(k)} = -\nabla^2 f(x^{(k)})^{-1} \nabla f(x^{(k)})$ 。
- (2) 确定步长因子：采用**非精确的一维搜索**确定步长因子 α_k 。
- (3) 更新迭代点：令 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k d^{(k)}$ 。置 $k := k + 1$ ，返回第 (1) 步。

拟牛顿法的一般迭代格式

(0) 初始化: 选取适当的初始点 $x^{(0)}$, 令 $H_0 = I, k := 0$.

(1) 计算搜索方向: $d^{(k)} = -H_k \nabla f(x^{(k)})$.

(2) 确定步长因子: 采用**非精确的一维搜索**确定步长因子 α_k

(3) 更新迭代点: $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k d^{(k)}$

(4) 基于 $x^{(k)}$ 到 $x^{(k+1)}$ 的梯度变化, 更新 Hesse 矩阵逆的近似, 即确定满足正割条件的 H_{k+1} . 置 $k := k + 1$, 返回第 (1) 步.

共轭梯度法的一般迭代格式

(0) 初始化: 给定正定矩阵 G , 选取初始点 $x^{(0)}$, 计算 $g^{(0)} = \nabla f(x^{(0)})$ 并构造 $d^{(0)}$ 使得 $g^{(0)T}d^{(0)} < 0$. 令 $k := 0$.

(1) 确定步长因子: 采用**非精确的一维搜索**确定步长因子 α_k .

(2) 更新迭代点: $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k d^{(k)}$

(3) 构造 $d^{(k+1)} = -g^{(k+1)} + \beta_k d^{(k)}$ 使得 $d^{(k+1)T}Gd^{(j)} = 0, j = 0, 1, \dots, k$, 其中 β_k 选择不唯一. 置 $k := k + 1$, 返回第 (1) 步.

对于非二次函数, 共轭梯度法迭代 n 步后所产生的搜索方向 $d^{(k+1)}$ 可能不再是下降方向, 需要采用重启策略.

- 精确一维搜索：通过求解下面一维最优化问题确定步长

$$\min_{\alpha \geq 0} \phi(\alpha) = f(x^{(k)} + \alpha d^{(k)})$$

- 非精确一维搜索：找出满足某些适当条件的粗略近似解作为步长，提升算法的整体计算效率。

Wolfe-Powell conditions:

$$\varphi(\alpha) \leq \varphi(0) + \rho\alpha\varphi'(0)$$

$$\varphi'(\alpha) \geq \sigma\varphi'(0)$$

其中 $\rho \in (0, 1/2)$, $\sigma \in (\rho, 1)$ 是固定参数。

非精确一维搜索算法

设 $\bar{\alpha}_k$ 是使得 $f(x^{(k)} + \alpha d^{(k)}) = f(x^{(k)})$ 的最小正数 α .

基于 Wolfe-Powell 准则的非精确一维搜索算法:

(0) 给定初始一维搜索区间 $[0, \bar{\alpha}]$, 以及 $\rho \in (0, \frac{1}{2}), \sigma \in (\rho, 1)$. 计算 $\varphi_0 = \varphi(0) = f(x^{(k)})$, $\varphi'_0 = \varphi'(0) = \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)}$. 并令 $a_1 = 0, a_2 = \bar{\alpha}, \varphi_1 = \varphi_0, \varphi'_1 = \varphi'_0$. 选取适当的 $\alpha \in (a_1, a_2)$.

(1) 计算 $\varphi = \varphi(\alpha) = f(x^{(k)} + \alpha d^{(k)})$. 若 $\varphi(\alpha) \leq \varphi(0) + \rho \alpha \varphi'(0)$, 则转到第 (2) 步. 否则, 由 $\varphi_1, \varphi'_1, \varphi$ 构造二次插值多项式 $p^{(1)}(t)$, 并得其极小点 $\hat{\alpha}$. 令 $a_2 = \alpha, \alpha = \hat{\alpha}$, 重复第 (1) 步.

(2) 计算 $\varphi' = \varphi'(\alpha) = \nabla f(x^{(k)} + \alpha d^{(k)})^T d^{(k)}$. 若 $\varphi'(\alpha) \geq \sigma \varphi'(0)$, 则输出 $\alpha_k = \alpha$, 并停止搜索. 否则由 $\varphi, \varphi', \varphi'_1$ 构造两点二次插值多项式 $p^{(2)}(t)$, 并求得极小点 $\hat{\alpha}$. 令 $a_1 = \alpha, \alpha = \hat{\alpha}$, 返回第 (1) 步.

作业要求

- 实现基于 Wolfe-Powell 准则的非精确一维步长搜索算法.
- 基于非精确一维步长搜索, 从牛顿法、拟牛顿类方法 (DFP/BFGS)、共轭梯度法中选择一种算法, 手动实现.
- 本作业需至少构造一个函数 (例如 Rosenbrock 函数), 应用算法在不同初始值下求解无约束最优化问题, 并分析不同初值点对结果的影响.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], \quad x \in \mathbb{R}^d$$

Thanks for your attention!