



# 2025 年数理经济学笔记

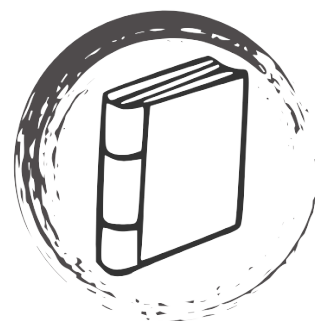
授课: 杨佳楠老师

作者: 徐靖

组织: PKU

时间: February 27, 2025

声明: 请勿用于个人学习外其他用途!



Pkuhub.cn

个人笔记, 如有谬误, 欢迎指正! 联系方式: 2200012917@stu.pku.edu.cn

# 目录

第 1 章 From Thick to Thin

1

# 第 1 章 From Thick to Thin

笔者的一些 insights, 便于理解和记忆数理经济学的体系, 也是考前的复习提纲

## 期中部分

**前三章** 介绍了前置数学工具, 包括线性代数, 欧式空间 (的拓扑性质), 以及多元微分. 其中相对核心的有:


- 正定矩阵及其判定
- 点集拓扑, 紧性
- 拉格朗日乘数法

### 1. 极值与零点

- 无约束优化:  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , 求  $x^*$  使  $f(x^*)$  最小
- 函数组零点:  $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ , 求  $x^*$  使  $F(x^*) = 0$

以上两个问题的交集在于 FOC:

$$F = \nabla f = 0$$

 **笔记** 换句话说, 优化问题求解的第一步是零点问题, 零点问题的一些特例可以还原成优化问题 (显然不是所有的方程组都是某个函数的 FOC), 假如  $F = \nabla f$ , 有:

- $f$  的 Hessian 矩阵是  $F$  的 Jacobian 矩阵, 他们都是对称矩阵

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial F_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial F_n}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

### 1.1 零点求解方法

**第四章** 介绍了五种方法

- **Bisection**: 二分法, 适用于单变量函数, 需要函数在区间上连续, 且两端异号
- **Secant**: 割线法, 适用于单变量函数, 需要函数在区间上连续, 且两端异号, 但不需要函数可微
- **False Position**: 假位法, 适用于单变量函数, 需要函数在区间上连续, 且两端异号, 但不需要函数可微, 但比割线法更快收敛
- **Newton Raphson**: 牛顿法, 适用于单变量函数, 需要函数在区间上连续, 且两端异号, 需要函数可微, 但不需要函数二阶可微
- **Gradient Descent**: 梯度下降法, 适用于多变量函数, 需要函数在区间上连续, 且两端异号, 需要函数可微, 但不需要函数二阶可微

## 1.2 极值点判定

规范方法: 判断 Hessian 矩阵的正定性, 本课程用顺序主子式法<sup>1</sup>来判断会比较快

| $H_f$ | $H_i$                   | $x^*$ |
|-------|-------------------------|-------|
| 正定    | $H_i > 0$               | 极小值   |
| 负定    | $H_i < 0$               | 极大值   |
| 不定    | $H_i \neq 0$ , 但不属于以上两种 | 鞍点    |

实用技巧:

- 正定矩阵的特征值都是正数, 负定矩阵的特征值都是负数
- 先代入临界点排除明显非极值情况
- 结合  $f$  的凹凸性判断, 如果严格凸或者严格凹, 则临界点一定是极小值或者极大值

## 2. 无约束优化与约束优化

约束优化是 **第五章** 的内容, 即在可微函数组  $g(x) = 0$  上求  $f$  的极值, 沟通二者的桥梁是拉格朗日乘数法与 **NDCQ**

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda^\top g(x)$$

然后  $(x^*, \lambda^*)$  是一阶条件  $\nabla L(x^*, \lambda^*) = 0$  的解, 我们似乎回到了无约束优化

### 2.1 非退化约束条件

NDCQ (非退化约束条件) 是让拉格朗日乘数法成立的条件

#### 定理 1.1

假设  $x$  是  $k$  维向量,  $\lambda$  是  $m$  维向量, 则  $L$  是  $k+m$  维向量, 考虑

$$Dg(x^*) = \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial x_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_m}{\partial x_k} \end{pmatrix}$$

**NDCQ:**  $\text{rank}(Dg(x^*)) = m$

- 假如 **NDCQ** 得到满足, 则  $(x^*, \lambda^*)$  可能是极值点
- 假如不满足, 即约束  $g$  是退化的, 此时可能仍然存在极值点, 但无法由拉格朗日乘数法得到



### 2.2 加边海色矩阵


加边海色矩阵是判断有约束优化问题极值点的工具:

$$\bar{H} = \begin{pmatrix} 0 & Dg(x^*) \\ Dg(x^*)^\top & H_f(x^*) \end{pmatrix}$$

<sup>1</sup>正小负大

加边后显然不正定了, 判断方法<sup>2</sup>也有变化:

| $\bar{H}$ | $H_i, i \in [2m+1, n+m]$          | $x^*$ |
|-----------|-----------------------------------|-------|
|           | $\text{sgn}H_i = (-1)^m$          | 极小值   |
|           | $\text{sgn}H_i = (-1)^{i-m}$      | 极大值   |
|           | $\text{sgn}H_i \neq 0$ , 但不属于以上两种 | 鞍点    |

 **笔记** 对加边海色矩阵的一个直观理解<sup>3</sup>: 假如  $f$  在  $g=0$  这个  $n-m$  维的嵌入  $\mathbb{R}^n$  的流形上表现出了类似正定负定的性质, 那么可以判断是极值还是鞍点, 比如我们在 3 维空间中的球面上找极值.

做题时如果从几何解释出发, 可以避免犯错

### 3. 内生与外生

**第六章** 的内容, 现在我们要探究变量间的相互影响, 实际上, 探究外生变量 (作为经济模型的输入) 对内生变量 (经济模型的输出) 的单对单的影响 (偏导数)

## 期末部分

<sup>2</sup>判断方法和完整证明参考Northwestern University 的笔记. 实际上, 课堂上只讲了  $m=1$  的情形, 在此情形下极小值对应主子式恒负, 极大值对应符号交替, 这样就不对称, 和无约束优化问题的海色矩阵对比起来显得不自然. 经济学中最简单的  $m=1, n=2$  的情形, 自然只需看  $|\bar{H}|$  的符号, 正大负小

<sup>3</sup>这个直观理解来自于 CMU 的笔记