

# Advanced Macroeconomics Notes

## Chapter 2: Continuous Time Optimization

Nerta | Fall 2025

编写于 2025 年秋季学期，仅供学习与交流参考，请勿用于商业用途。

### 目录

<b>1 连续时间下的最优控制 (Optimal Control in Continuous Time)</b>	<b>2</b>
1.1 定义 (Definition)	2
1.2 一般性问题 (General Problem)	3
1.2.1 1. 一般优化问题 (The General Optimization Problem)	3
1.2.2 2. 静态库恩-塔克问题与汉密尔顿函数的推导	3
1.2.3 3. 无限期问题 (Infinite Horizon)	4
1.3 现值 vs. 当前值汉密尔顿函数	4
1.4 示例：求解新古典增长模型 (Ramsey Model)	5
<b>2 微分方程 (Differential Equations)</b>	<b>6</b>
2.1 1. 定义与示例	6
2.2 2. 一阶 ODE 的图解法 (Graphic Solutions)	6
2.3 3. 一阶 ODE 的解析解 (Analytical Solutions)	7
2.4 4. 一阶微分方程组 (System of 1st-order Differential Equations)	7
2.4.1 对角化示例 (解耦系统, Diagonal Example)	7
2.4.2 非对角化示例 (Non-diagonal Example) 与相图	8

# 1 连续时间下的最优控制 (Optimal Control in Continuous Time)

## 1.1 定义 (Definition)

考虑一个仁慈的社会计划者 (benevolent social planner)，其目标是最大化经济中代表性家庭的折现效用总和。

我们的优化问题可以定义为如下过程，即在一定约束条件下（例如生产能力与资本折旧等的约束）的最大化问题：

### 优化问题设定

#### 1. 目标函数 (Objective Function):

$$\max_{c_t} v(0) = \int_0^T e^{-\rho t} u(c_t) dt \quad (1)$$

#### 2. 约束条件 (Subject to):

##### • 转换方程 / 运动方程 (Law of Motion):

$$\dot{k}(t) = f[k(t), t] - c(t) - \delta k(t) \quad (2)$$

- 状态变量 (State variable)  $k(t)$ : 系统的存量状态 (Stock variable)。
- 控制变量 (Control variable)  $c(t)$ : 在当前时刻可自由决定的流量变量 (Flow variable)。
- 注: 对应的离散时间形式为  $k_{t+1} = (1 - \delta)k_t + I_t$ 。

- 初始条件 (Initial Condition):  $k(0) = k_0$  (给定)。
- 无庞氏骗局条件 (No Ponzi-Game Condition, NPG):

$$k(T)e^{-\rho T} \geq 0 \quad (3)$$

庞氏骗局 (Ponzi-game): 指通过不断借新债还旧债来维持运作。NPG 条件意味着期末资产的折现值必须非负；本质上，这意味着终身消费的折现值不能超过收入流的折现值。

## 1.2 一般性问题 (General Problem)

### 1.2.1 1. 一般优化问题 (The General Optimization Problem)

一般性优化问题可以描述为：

$$\begin{aligned} \max_{c(t)} \quad & v(0) = \int_0^T v[x(t), c(t), t] dt \\ \text{s.t.} \quad & \dot{x}(t) = g[x(t), c(t), t], \quad \forall t \\ & x(0) = x_0 \quad (\text{给定}) \\ & x(T)e^{-\bar{r}(T) \cdot T} \geq 0 \quad (\text{终端条件}) \end{aligned}$$

注： $e^{-\bar{r}(T) \cdot T}$  代表  $T$  时刻的折现因子。

### 1.2.2 2. 静态库恩-塔克问题与汉密尔顿函数的推导

该动态问题的拉格朗日函数 (Lagrangian) 可以写为：

$$\mathcal{L} = \int_0^T v[x(t), c(t), t] dt + \int_0^T \lambda(t) \{g[x(t), c(t), t] - \dot{x}(t)\} dt + \eta x(T) e^{-\bar{r}(T)T} \quad (4)$$

其中  $\lambda(t)$  是 **协态变量 (co-state variable)** (或影子价格)，代表在  $t$  时刻额外增加一单位资本存量（以 0 时刻价值衡量）的价值。

**推导步骤：** 1. 重新整理各项：

$$\mathcal{L} = \int_0^T \{v[x, c, t] + \lambda(t)g[x, c, t]\} dt - \int_0^T \lambda(t)\dot{x}(t) dt + \eta x(T) e^{-\bar{r}(T)T}$$

2. 定义 **汉密尔顿函数 (Hamiltonian Function)**：

$$H[x(t), c(t), \lambda(t), t] \equiv v[x(t), c(t), t] + \lambda(t)g[x(t), c(t), t] \quad (5)$$

3. 对  $\int \lambda \dot{x} dt$  项使用 **分部积分法 (Integration by Parts)**：

$$\int_0^T \lambda(t)\dot{x}(t) dt = [\lambda(T)x(T) - \lambda(0)x(0)] - \int_0^T \dot{\lambda}(t)x(t) dt$$

4. 代回拉格朗日函数：

$$\mathcal{L} = \int_0^T \{H[x, c, \lambda, t] + \dot{\lambda}(t)x(t)\} dt - [\lambda(T)x(T) - \lambda(0)x(0)] + \eta x(T) e^{-\bar{r}(T)T}$$

**一阶条件 (First Order Conditions, F.O.C.)**

为了最大化  $\mathcal{L}$ , 我们分别对  $c, x, \lambda$  求导:

1. 最优化条件:  $\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial c} = 0 \Rightarrow \frac{\partial H}{\partial c} = 0$
2. 协态方程 / 欧拉方程:  $\frac{\partial H}{\partial x} = -\dot{\lambda}$
3. 状态方程:  $\dot{x} = \frac{\partial H}{\partial \lambda} = g(x, c, t)$
4. 横截性条件 (TVC):  $\eta x(T)e^{-\bar{r}(T)T} = \lambda(T)$ 
  - 通常简化为:  $x(T)\lambda(T) = 0$  (意味着在规划期结束时, 剩余资产的价值为零)。

**1.2.3 3. 无限期问题 (Infinite Horizon)**

一般的无限期问题可以描述为:

$$\max_{c_t} v(0) = \int_0^{\infty} v[x, c, t] dt \quad \text{s.t.} \quad \dot{x} = g[x, c, t], \quad x(0) = x_0, \quad \lim_{T \rightarrow \infty} [x(T)e^{-\bar{r}(T)T}] \geq 0$$

一阶条件与有限期相同, 唯有横截性条件变为:  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t)\lambda(t) = 0$ 。

**1.3 现值 vs. 当前值汉密尔顿函数**

1. 现值汉密尔顿函数 (Present Value, PV,  $H$ ): 所有价值都折现回 0 时刻进行评估。

$$H = v(x, c, t) + \lambda(t)g(x, c, t) = e^{-\rho t}u(x, c, t) + \lambda(t)g(x, c, t)$$

2. 当前值汉密尔顿函数 (Current Value, CV,  $\hat{H}$ ): 以  $t$  时刻的价值进行评估 (不折现)。定义当前值乘子  $q(t) = e^{\rho t}\lambda(t)$ 。

$$\hat{H} = u(x, c, t) + q(t)g(x, c, t)$$

关系:  $\hat{H} = e^{\rho t}H$

当前值汉密尔顿函数的一阶条件推导:

• 控制变量:

$$\frac{\partial \hat{H}}{\partial c} = e^{\rho t} \frac{\partial H}{\partial c} = 0$$

• 协态变量:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{H}}{\partial x} &= e^{\rho t} \frac{\partial H}{\partial x} = e^{\rho t}(-\dot{\lambda}) = -e^{\rho t} \frac{d}{dt}[e^{-\rho t}q(t)] \\ &= -e^{\rho t}[-\rho e^{-\rho t}q(t) + e^{-\rho t}\dot{q}(t)] = \rho q(t) - \dot{q}(t) \\ &\Rightarrow \dot{q}(t) = \rho q(t) - \frac{\partial \hat{H}}{\partial x} \end{aligned}$$

• 横截性条件:  $\lim_{t \rightarrow \infty} [e^{-\rho t}q(t)x(t)] = 0$

## 1.4 示例：求解新古典增长模型 (Ramsey Model)

问题设定：

$$\max \int_0^{\infty} e^{-\rho t} \ln(c(t)) dt \quad \text{s.t.} \quad \dot{k}(t) = k(t)^\alpha - c(t) - \delta k(t), \quad k(0) = 1$$

使用 现值汉密尔顿函数 (PV) 求解：

$$H = e^{-\rho t} \ln[c(t)] + \lambda(t)[k(t)^\alpha - c(t) - \delta k(t)]$$

$$\text{一阶条件 (F.O.C.):} \begin{cases} (1) \quad \frac{\partial H}{\partial c} = e^{-\rho t} \frac{1}{c(t)} - \lambda(t) = 0 \\ (2) \quad \dot{\lambda}(t) = -\frac{\partial H}{\partial k} = -\lambda(t)[\alpha k(t)^{\alpha-1} - \delta] \end{cases}$$

推导欧拉方程 (Keynes-Ramsey Rule):

1. 对 (1) 式取对数：

$$\lambda(t) = e^{-\rho t} c(t)^{-1} \Rightarrow \ln \lambda(t) = -\rho t - \ln c(t)$$

2. 对时间求导：

$$\frac{\dot{\lambda}}{\lambda} = -\rho - \frac{\dot{c}}{c}$$

3. 由 (2) 式：

$$\frac{\dot{\lambda}}{\lambda} = -[\alpha k^{\alpha-1} - \delta]$$

4. 联立两个表达式：

$$-\rho - \frac{\dot{c}}{c} = -[\alpha k^{\alpha-1} - \delta]$$

### 结论：欧拉方程

$$\frac{\dot{c}(t)}{c(t)} = \underbrace{\alpha k(t)^{\alpha-1} - \delta}_{\text{资本净回报率}} - \underbrace{\rho}_{\text{不耐程度}} \quad (6)$$

经济学解释：

- **回报率 > 不耐程度**：公式右边为正。储蓄动力强，推迟消费值得，消费路径随时间增长 ( $\dot{c}/c > 0$ )。
- **回报率 < 不耐程度**：公式右边为负。未来回报不足以弥补等待成本，消费路径随时间下降 ( $\dot{c}/c < 0$ )。
- **稳态 (Steady State)**：回报率 = 不耐程度，经济达到稳态，人均消费不变 ( $\dot{c}/c = 0$ )。

## 2 微分方程 (Differential Equations)

### 2.1 1. 定义与示例

我们一般研究常微分方程，一些概念介绍如下所示：

#### 基本定义

包含变量导数的方程称为常微分方程 (Ordinary Differential Equation, ODE)。

- **阶数 (Order):** 最高阶导数  $n$  决定了 ODE 的阶数。
- **自治 (Autonomous):** 如果驱动函数  $x(t)$  是常数。
- **齐次 (Homogeneous):** 如果  $x(t) = 0$ 。

示例:

- 示例 1:  $a_1 y'(t) + a_2 y(t) + x(t) = 0$  (其中  $x(t)$  是驱动函数)。
- 示例 2 (二阶):  $a_1 \ddot{y}(t) + a_2 \dot{y}(t) + a_3 y(t) + x(t) = 0$ 。

### 2.2 2. 一阶 ODE 的图解法 (Graphic Solutions)

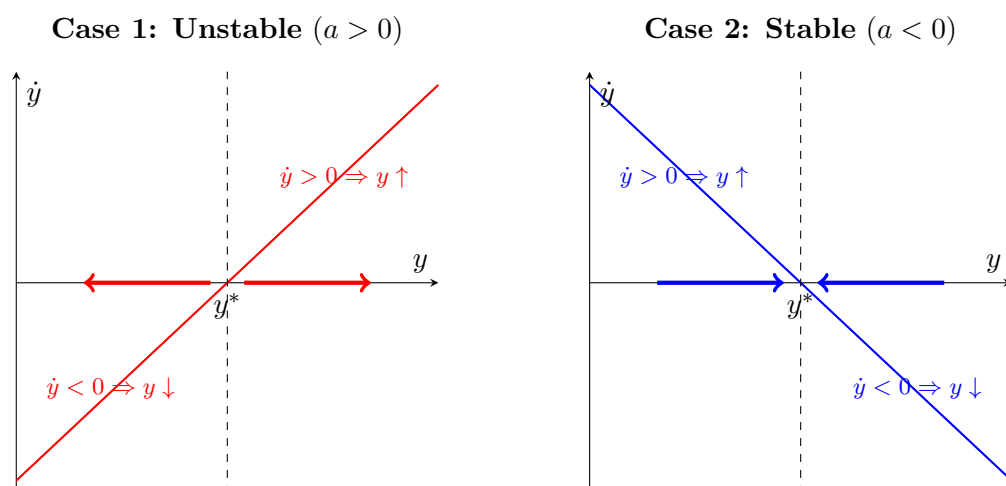
考虑一阶 ODE:  $\dot{y}(t) = ay(t) - x$ 。

**稳态 (Steady State, SS):** 发生在  $\dot{y}(t) = 0$  时。

$$0 = ay^* - x \Rightarrow y^* = \frac{x}{a}$$

如果系统从  $y^*$  开始，它将永远保持在  $y^*$  (稳态的含义)。下面分类讨论不从稳态点开始的情况：

**稳定性分析 (Stability Analysis):**



- 情况 1: 不稳定 (Unstable,  $a > 0$ )

- 如果  $y > y^*$ :  $\dot{y} = ay - x > ay^* - x = 0 \Rightarrow \dot{y} > 0$ ,  $y$  进一步远离  $y^*$  (向上发散)。
- 如果  $y < y^*$ :  $\dot{y} < 0$ ,  $y$  进一步远离  $y^*$  (向下发散)。

• **情况 2: 稳定 (Stable,  $a < 0$ )**

- 如果  $y > y^*$ :  $\dot{y} < 0$ ,  $y$  减小并趋向于  $y^*$ 。
- 如果  $y < y^*$ :  $\dot{y} > 0$ ,  $y$  增加并趋向于  $y^*$ 。

### 2.3 3. 一阶 ODE 的解析解 (Analytical Solutions)

求解常系数一阶线性 ODE:  $\dot{y}(t) + ay(t) = -x(t)$ 。

**求解步骤:** 1. 移项整理:  $\dot{y}(t) + ay(t) = -x(t)$ 。2. 乘以积分因子  $e^{at}$  并积分:

$$\int e^{at}[\dot{y} + ay]dt = \int -e^{at}x(t)dt$$

$$e^{at}y(t) + b_0 = - \int e^{at}x(t)dt \Rightarrow y(t) = -e^{-at} \int e^{at}x(t)dt + Ce^{-at}$$

3. 使用初始/终端条件确定常数  $C$ 。

**示例计算:** 求解  $a = -1, x(t) = -1$  的情况 ( $\dot{y} - y = 1$ )。

$$y(t) = -e^t \int (-1)e^{-t}dt = -e^t[e^{-t}(-1) + b]$$

注意  $-e^{-t}$  的积分是  $e^{-t}$ 。

$$y(t) = -e^t[e^{-t} + b] = -1 - be^t$$

### 2.4 4. 一阶微分方程组 (System of 1st-order Differential Equations)

形如下方的方程组被称为一阶微分方程组:

$$\begin{cases} \dot{y}_1(t) = a_{11}y_1 + a_{12}y_2 + \cdots + a_{1n}y_n + x_1(t) \\ \vdots \\ \dot{y}_n(t) = a_{n1}y_1 + a_{n2}y_2 + \cdots + a_{nn}y_n + x_n(t) \end{cases}$$

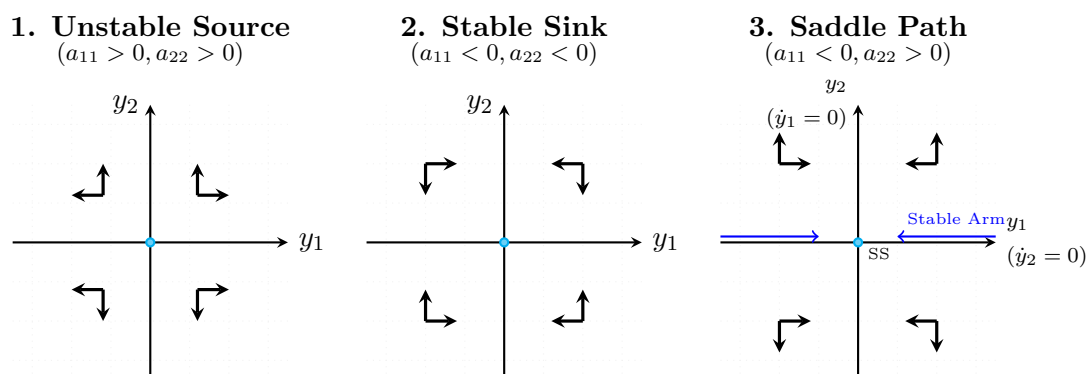
矩阵形式:

$$\dot{Y}(t) = A \cdot Y(t) + X(t)$$

#### 2.4.1 对角化示例 (解耦系统, Diagonal Example)

考虑  $2 \times 2$  对角矩阵  $A$  且  $X(t) = 0$ :  $\dot{y}_1 = a_{11}y_1$ ,  $\dot{y}_2 = a_{22}y_2$ 。 **稳态:**  $y_1^* = 0, y_2^* = 0$ 。

## 稳定性分类:



- **不稳定源 (Unstable Source,  $a_{11} > 0, a_{22} > 0$ ):** 两个变量都向外发散, 远离 0 点。
- **稳定汇 (Stable Sink,  $a_{11} < 0, a_{22} < 0$ ):** 两个变量都收敛于 0 点。
- **鞍点路径 (Saddle Path, 符号相反):**
  - 若  $a_{11} < 0, a_{22} > 0$ :  $y_1$  收敛 (稳定臂),  $y_2$  发散 (不稳定臂)。只有严格位于水平轴上的点才会趋向原点。
  - 若  $a_{11} > 0, a_{22} < 0$ :  $y_2$  收敛,  $y_1$  发散。

## 2.4.2 非对角化示例 (Non-diagonal Example) 与相图

$$\begin{cases} \dot{y}_1(t) = 0.06y_1(t) - y_2(t) + 1.4 \\ \dot{y}_2(t) = -0.004y_1(t) + 0.04 \end{cases}$$

1. 寻找稳态 ( $\dot{y}_1 = 0, \dot{y}_2 = 0$ ):

- 由  $\dot{y}_2 = 0 \Rightarrow y_1^* = 10$ 。
- 由  $\dot{y}_1 = 0 \Rightarrow y_2^* = 0.06(10) + 1.4 = 2$ 。
- 稳态:  $(10, 2)$ 。

## 2. 相图动态分析 (Isocline Analysis):

- $\dot{y}_2 = 0$  等倾线 ( $y_1 = 10$ ): 线右侧 ( $y_1 > 10$ ),  $\dot{y}_2 < 0$  ( $\downarrow$ ); 线左侧  $\dot{y}_2 > 0$  ( $\uparrow$ )。
- $\dot{y}_1 = 0$  等倾线 ( $y_2 = 0.06y_1 + 1.4$ ): 线上方 ( $y_2$  大),  $\dot{y}_1 < 0$  ( $\leftarrow$ ); 线下方  $\dot{y}_1 > 0$  ( $\rightarrow$ )。
- **结论:** 系统表现出 **鞍点路径稳定性 (Saddle Path Stability)**。



