

## STAT0041: Stochastic Calculus

### Lecture 14 - Ornstein–Uhlenbeck Process and Langevin Dynamics

Lecturer: Weichen Zhao

Fall 2025

**Key concepts:**

- OU过程;
- Langevin扩散。

## 14.1 Ornstein–Uhlenbeck过程

设 $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t), P)$ 为一个带流的概率空间,  $B_t$  为一个 $\mathcal{F}_t$ -布朗运动, 回顾OU过程

$$dX_t = -bX_t dt + \sigma dB_t X_0,$$

我们计算过它的解为

$$X_t = X_0 e^{-bt} + \sigma e^{-bt} \int_0^t e^{bs} dB_s$$

本节我们考察一个具体地OU过程,

$$dX_t = -X_t dt + \sqrt{2} dB_t. \quad (14.1)$$

那么它的解为

$$\begin{aligned} X_t &= e^{-t} X_0 + \sqrt{2} e^{-t} \int_0^t e^s dB_s \\ &\stackrel{d}{=} e^{-t} X_0 + e^{-t} B_{e^{2t}-1} \quad (\text{等号在分布意义下成立}) \\ &\stackrel{d}{=} e^{-t} X_0 + \sqrt{1 - e^{-2t}} z \quad (\text{令 } z \sim N(0, 1)) \\ &\sim N(e^{-t} X_0, 1 - e^{-2t}) \end{aligned}$$

验证第二个等号: 设  $Y_t \triangleq \sqrt{2} \int_0^t e^s dB_s$ , 由于 $e^s$ 不具有随机性, 由Itô积分的定义以及布朗运动增量的高斯性,  $Y_t$ 服从高斯分布。又Itô积分的均值为0, 我们只需要计算二阶矩。

由Itô等距

$$\mathbb{E}[Y_t^2] = 2 \int_0^t (e^s)^2 ds = 2 \cdot \frac{1}{2} e^{2s}|_0^t = e^{2t} - 1$$

因此，随机变量  $Y_t$  的分布为：

$$Y_t \sim \mathcal{N}(0, e^{2t} - 1) \stackrel{d}{=} B_{e^{2t}-1}.$$

**OU算子与不变测度.** 我们已经证明Itô扩散过程

$$dX_t = b(X_t)dt + \sigma(X_t)dB_t$$

的生成元为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}f &= \sum_i b_i(x) \frac{\partial}{\partial x_i} f + \frac{1}{2} \sum_{i,j} \Sigma_{ij}(x) \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} f \\ &= b(x) \cdot \nabla f + \frac{1}{2} \text{Tr}(\Sigma^T(x) \nabla^2 f) \end{aligned}$$

对于OU过程  $dX_t = -X_t dt + \sqrt{2} dB_t$ , 其生成元OU算子为

$$\mathcal{L}_{OU}f = -x \cdot \nabla f + \Delta f$$

其伴随算子为

$$\mathcal{L}_{OU}^*g = \nabla \cdot (xg) + \Delta g$$

解方程  $\mathcal{L}_{OU}^*\pi = 0$ , 可以得到OU过程的不变测度

$$d\pi(x) \propto e^{-\frac{1}{2}x^2} dx$$

这即是  $\mathbb{R}^n$  上的标准高斯测度  $N(0, 1)$ 。

**转移函数与OU半群.** 从OU过程的解

$$X_t = e^{-t} X_0 + \sqrt{1 - e^{-2t}} z \quad z \sim N(0, 1)$$

可以得到OU过程的转移函数

$$p(t, x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(1 - e^{-2t})}} \exp\left(-\frac{(y - xe^{-t})^2}{2(1 - e^{-2t})}\right).$$

那么转移半群为

$$\begin{aligned} P_t f(x) &= \mathbb{E}[f(X_t) \mid X_0 = x] = \int f(y)p(t, x, dy) \\ &= \mathbb{E}[f(e^{-t}x + \sqrt{1 - e^{-2t}}z)] \quad z \sim N(0, 1) \\ &= \int f(e^{-t}x + \sqrt{1 - e^{-2t}}z)d\pi(z) \end{aligned}$$

称为OU半群。

**Kolmogorov方程.** OU过程的Kolmogorov向后方程:

$$\frac{\partial}{\partial t}P_t f(x) = \mathcal{L}_{OU}P_t f(x) = -x \cdot \nabla P_t f(x) + \Delta P_t f(x)$$

Fokker-Planck方程:

$$\partial_t \mu(x, t) = \mathcal{L}_{OU}^* \mu(x, t) = \nabla \cdot (x\mu(x, t)) + \Delta \mu(x, t)$$

## 14.2 Langevin Dynamics

**Definition 14.1 (Langevin Dynamics)** 给定能量函数  $V(x)$ , *Langevin Dynamics* 是如下形式的SDE

$$dX_t = -\nabla V(X_t)dt + \sqrt{2}dB_t, \quad (14.2)$$

其解一般称为 *Langevin 扩散*。

Langevin 扩散的生成元为

$$\mathcal{L}_{LD}f = -\nabla V \cdot \nabla f + \Delta f$$

生成元的伴随为

$$\mathcal{L}_{LD}^*g = \nabla \cdot (g\nabla V) + \Delta g$$

Kolmogorov向后方程:

$$\frac{\partial}{\partial t}P_t f(x) = \mathcal{L}_{LD}P_t f(x) = -\nabla V(x) \cdot \nabla P_t f(x) + \Delta P_t f(x)$$

Fokker-Planck方程:

$$\partial_t \mu(x, t) = \mathcal{L}_{LD}^* \mu(x, t) = \nabla \cdot (\mu(x, t)\nabla V(x)) + \Delta \mu(x, t)$$

**Proposition 14.2** *Langevin 扩散*

$$dX_t = -\nabla V(X_t)dt + \sqrt{2}dB_t$$

的不变测度为

$$d\pi(x) \propto e^{-V(x)}dx$$

**Proof:** Langevin 扩散的不变测度  $\pi$  满足方程：

$$\begin{aligned} & \nabla \cdot (\pi \nabla V(x)) + \Delta \pi = 0 \\ \iff & \nabla \cdot (\pi \nabla V(x)) + \nabla \cdot \nabla \pi = 0 \\ \iff & \nabla \cdot (\pi \nabla V(x) + \nabla \pi) = 0 \\ \iff & \nabla \cdot (\pi \nabla V(x) + \pi \nabla \log(\pi)) = 0 \\ \iff & V(x) + \log(\pi) = 0 \end{aligned}$$

即

$$d\pi(x) \propto e^{-V(x)}dx$$

■

注. 事实上，对于任意给定连续分布  $p(x)$ ，我们可以把它写成

$$p(x) = e^{\log p(x)}$$

这表明通过适当的选取能量函数  $V(x)$ ，我们可以构造 Langevin 扩散使得它的不变测度是目标分布  $p(x)$ ，也就是说，通过 Langevin Dynamics 的迭代，我们可以从服从任意分布的样本  $X_0$  产生服从目标分布  $p(x)$  的样本  $X_T$ 。

我们除了关心 Langevin 扩散转移到最终的平稳分布的形式，另一个非常关心的问题是它收敛到平稳分布的速度，首先给出刻画分布之间距离的数学量。

**Definition 14.3 (Wasserstein 距离)** 概率测度  $\mu$  和  $\nu$  之间的  $2$ -Wasserstein 距离定义为：

$$W_2(\mu, \nu) := \inf_{\gamma \in \mathcal{C}(\mu, \nu)} \left( \int \|x - y\|^2 \gamma(dx, dy) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (14.3)$$

其中  $\mathcal{C}(\mu, \nu)$  是  $\mu$  和  $\nu$  的所有耦合 (Couplings) 构成的空间， $\|\cdot\|$  是欧式范数。

**注1.** 我们称 $\gamma(x, y)$ 是测度 $\mu(x)$ 和 $\nu(y)$ 的耦合，如果它关于 $x$ 的边缘分布是 $\mu$ ，关于 $y$ 的边缘分布是 $\nu$ 。

**注2.** 我们也可以把 $W_2$ 推广到 $W_p$

$$W_p(\mu, \nu) := \inf_{\gamma \in \mathcal{C}(\mu, \nu)} \left( \int \|x - y\|^p \gamma(dx, dy) \right)^{\frac{1}{p}}.$$

**Condition 14.4** 设 $\alpha > 0$ 为一个常数，称一个测度

$$\mu \propto e^{-V}$$

是 $\alpha$ -强 $log\text{-}concave$ 的，如果 $V$ 是 $\alpha$ -强凸的，即

$$\nabla^2 V \succeq \alpha I$$

**Theorem 14.5** 设 $X_t$ 为初值为 $X_0 \sim \mu_0$ ，平稳分布为 $\mu \propto e^{-V}$ 的Langevin扩散，假设 $\mu$ 是 $\alpha$ -强 $log\text{-}concave$ 的，那么

$$W_2^2(\mu_t, \mu) \leq \exp(-2\alpha t) W_2^2(\mu_0, \mu).$$

**Proof:** 设 $\gamma_0$ 是 $(\mu_0, \mu)$ 的最优耦合(最优耦合是存在的)，即

$$\left( \int \|x - y\|^2 \gamma_0(dx, dy) \right)^{\frac{1}{2}} = W_2(\mu_0, \mu)$$

设 $(X_0, X_0^*) \sim \gamma_0$ ，即 $X_0 \sim \mu_0$ ， $X_0^* \sim \mu$ ，随Langevin Dynamics演化 $t$ 时间，有以下两个Dynamics：

$$dX_t = -\nabla V(X_t)dt + \sqrt{2}dB_t, \quad dX_t^* = -\nabla V(X_t^*)dt + \sqrt{2}dB_t$$

记 $(X_t, X_t^*) \sim \gamma_t$ ， $X_t \sim \mu_t$ ， $X_t^* \sim \mu$ ，则 $\gamma_t$ 是 $(\mu_t, \mu)$ 的耦合。我们的目标是要控制 $\mathbb{E}_{(X_t, X_t^*) \sim \gamma_t} [\|X_t - X_t^*\|^2]$ 。

$$\begin{aligned} d\|X_t - X_t^*\|^2 \\ &= 2\langle X_t - X_t^*, dX_t - dX_t^* \rangle \\ &= 2\langle X_t - X_t^*, -\nabla V(X_t)dt + \nabla V(X_t^*)dt \rangle \quad (\text{同一个B.M.驱动}) \\ &= -2\langle X_t - X_t^*, \nabla V(X_t) - \nabla V(X_t^*) \rangle dt \\ &= -2\langle X_t - X_t^*, \nabla^2 V((1 - \tau)X_t + \tau X_t^*)(X_t - X_t^*) \rangle dt \quad (\text{中值定理}) \\ &\leq -2\alpha \|X_t - X_t^*\|^2 dt \end{aligned}$$

两边积分有

$$\|X_t - X_t^*\|^2 \leq \exp(-2\alpha t) \|X_0 - X_0^*\|^2$$

取期望

$$\begin{aligned} W_2^2(\mu_t, \mu) &\leq \mathbb{E}_{\gamma_t} [\|X_t - X_t^*\|^2] && (W_2 \text{是最优耦合}) \\ &\leq \exp(-2\alpha t) \mathbb{E}_{\gamma_0} \|X_0 - X_0^*\|^2 \\ &= \exp(-2\alpha t) W_2^2(\mu_0, \mu) && (\gamma_0 \text{是最优耦合}) \end{aligned}$$

■