

# Diffusion Process

赵尉辰

南开大学 统计与数据科学学院

# 目录

- 1 扩散过程
- 2 Markov半群理论
- 3 扩散算子
- 4 Ornstein–Uhlenbeck过程
- 5 Langevin Dynamics

# 目录

1 扩散过程

2 Markov半群理论

3 扩散算子

4 Ornstein–Uhlenbeck过程

5 Langevin Dynamics

# 扩散过程

扩散是一种物理现象，指任何物质（如原子、离子、分子、能量）从浓度较高的区域向浓度较低的区域的净移动。例如，颜料滴进水中，在水里扩散开来的运动过程，扩散过程并没有统一的数学定义，但其核心是轨道连续的马氏过程。

历史上，研究扩散过程主要有两种方法：

- 通过建立转移概率满足的方程来刻画其宏观性质的演化，例如，将墨水滴入水中，墨水浓度在不同时刻和位置遵从的规律，这是 Kolmogorov 的分析方法。
- 利用追踪每个花粉粒子或墨水粒子的轨迹，构造概率空间，建立随机微分方程从微观角度描述其服从的运动规律，这是 Itô 的随机分析方法。

# Itô 扩散过程

## 定义 1 (Itô 扩散过程)

*Itô* 扩散过程为一个随机过程  $X_t(\omega) = X(t, \omega) : [0, \infty) \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  满足如下形式的随机微分方程

$$dX_t = b(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dB_t, \quad t \geq s; \quad X_s = x$$

其中  $B_t$  为一个  $m$  维布朗运动，并且  $b : [0, \infty) \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ ,  $\sigma : [0, \infty) \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n}$  满足随机微分方程的强解存在唯一性条件

- (1) 存在常数  $C$ , 使得  $|b(t, x)| + |\sigma(t, x)| \leq C(1 + |x|)$ ,  $\forall x \in \mathbb{R}^n, t \in [0, T]$ ,
- (2) 存在常数  $K$ , 使得

$$|b(t, x) - b(t, y)| + |\sigma(t, x) - \sigma(t, y)| \leq K|x - y|, \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^n, t \in [0, T].$$

如果  $b, \sigma$  只依赖于  $X_t$ , 并且满足

$$|b(x) - b(y)| + |\sigma(x) - \sigma(y)| \leq D|x - y|, \quad x, y \in \mathbb{R}^n,$$

我们称  $X_t$  为一个时齐的 *Itô* 扩散过程。

# Markov性

Markov过程：设 $\{X_t : t \in \mathcal{T}\}$ 为一个 $(\Omega, \mathcal{F}, (\mathcal{F}_t), P)$ 上 $\mathcal{F}_t$ 适应过程，状态空间为 $(E, \mathcal{E})$ ，称 $X$  为一个Markov过程，如果对所有 $E$ 上有界可测函数 $f$ ， $s < t \in \mathcal{T}$

$$\mathbb{E}[f(X_t) | \mathcal{F}_s] = \mathbb{E}[f(X_t) | X_s] \quad a.s.$$

## 定理 1

*Itô* 扩散过程是一个 Markov 过程。

# 目录

1 扩散过程

2 Markov半群理论

3 扩散算子

4 Ornstein–Uhlenbeck过程

5 Langevin Dynamics

# Markov半群

对状态空间为  $(E, \mathcal{E})$  的 Markov 过程  $(X_t)$ , 定义:

$$(P_t f)(x) \triangleq \mathbb{E}[f(X_t) | X_0 = x] = \int f(y) p(t, x, y) dy.$$

其中

$$P_t : \mathcal{M}_b(E) \rightarrow \mathcal{M}_b(E), f \mapsto P_t f$$

为  $\mathcal{M}_b(E)$  上的算子,  $\mathcal{M}_b(E)$  为  $E$  上所有有界可测函数的集合。那么由KC方程,  $P_t$  满足半群(semigroup)性质

$$P_{t+s} f = P_t \circ P_s f.$$

称  $(P_t)$  为一个 Markov 半群。

设  $P_t$  为一个 Markov 半群, 定义

$$\mathcal{L} f := \lim_{t \downarrow 0} \frac{P_t f - f}{t}.$$

我们称  $\mathcal{L}$  为  $P_t$  的无穷小生成元, 简称生成元。

# 伴随半群

## 定义 2 (伴随半群)

设 $\mu$ 为 $X_0$ 的分布, 定义算子:

$$(P_t^* \mu)(A) \triangleq \int P(X_t \in A | X_0 = x) d\mu(x) = \int p(t, x, A) d\mu(x).$$

那么 $P_t^*$ 满足

$$\int (P_t f)(x) d\mu(x) = \int f(x) d(P_t^* \mu)(x)$$

我们称算子 $P_t$  和  $P_t^*$ 是伴随的,  $P_t^*$ 为Markov半群 $P_t$ 的伴随半群。记  $\mu_t \triangleq P_t^* \mu$ , 那么 $\mu_t$ 为Markov过程 $X_t$ 的分布。

**注.** 设  $T$  为内积空间  $H$  上的算子, 则  $T$  的伴随算子  $T^*$  是满足以下关系的唯一算子:

$$\langle T(x), y \rangle = \langle x, T^*(y) \rangle, \quad \forall x, y \in H,$$

把  $d\mu(x)$  写成密度函数  $g(x)dx$ , 则  $d(P_t^* \mu)(x) = P_t^* g(x)dx$ , 伴随性质即为

$$\int P_t f(x) g(x) dx = \int f(x) P_t^* g(x) dx.$$

# 不变测度

## 定义 3 (不变测度)

给定一个 *Markov* 半群  $P_t$ , 我们称测度  $\pi$  是  $P_t$  不变的, 如果对任意正有界可测函数  $f : E \rightarrow \mathbb{R}$  以及任意  $t \geq 0$ , 有

$$\int_E P_t f d\pi = \int_E f d\pi.$$

或者等价地,

$$P_t^* \pi = \pi$$

# 目录

1 扩散过程

2 Markov半群理论

3 扩散算子

4 Ornstein–Uhlenbeck过程

5 Langevin Dynamics

# 扩散算子

## 定义 4 (扩散算子)

一个Markov扩散算子(*diffusion operator*)  $\mathcal{L}$ 为一个如下形式的二阶微分算子

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

其中  $\Sigma(x) = (\Sigma_{ij}(x))_{1 \leq i,j \leq n}$  和  $b(x) = (b_i(x))_{1 \leq i \leq n}$  分别为  $x$  的光滑  $n \times n$  对称矩阵值和  $\mathbb{R}^n$  值函数。有时也记  $\Sigma : \nabla^2 f \triangleq \text{Tr}(\Sigma(x)^T \nabla^2 f)$  为矩阵的 *Frobenius* 内积。

# 经典扩散过程

## 定义 5 (经典一维扩散过程)

一个 $\mathbb{R}$ 上转移函数为 $p(s, x; t, A)$  的 *Markov* 过程  $X_t$  称为一个扩散过程, 如果:

(1) (连续性 *Continuity*). 对于任意  $x$  和  $\epsilon > 0$ ,

$$\lim_{t-s \downarrow 0} \frac{1}{t-s} p(s, x; t, \{|X_t - x| > \epsilon\}) = 0.$$

(2) (漂移系数的定义). 存在函数  $b(s, x)$  使得, 对于任意  $x$  和  $\epsilon > 0$ ,

$$\lim_{t-s \downarrow 0} \frac{1}{t-s} \int_{|y-x| \leq \epsilon} (y-x)p(s, x; t, dy) = b(s, x).$$

(3) (扩散系数的定义). 存在函数  $\Sigma(x, s)$  使得, 对于任意  $x$  和  $\epsilon > 0$ ,

$$\lim_{t-s \downarrow 0} \frac{1}{t-s} \int_{|y-x| \leq \epsilon} (y-x)^2 p(s, x; t, dy) = \Sigma(x, s).$$

注. 在物理学上, 一阶矩主要描述动力学趋势, 二阶矩主要给出随机波动。

## Itô扩散过程

接下来我们看看Itô用SDE构造的Itô扩散过程和经典的是否一致，也就是说我们下面的定理：它说明了Itô扩散过程的生成元就是扩散算子。

### 定理 2

设  $X_t$  为一个生成元为  $\mathcal{A}$  的时齐 Itô 扩散过程

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

那么对于所有的二次连续可微函数  $f$ ，有

$$\mathcal{A}f = \mathcal{L}f,$$

其中

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

并且  $\Sigma_{ij}(x) = \sum_{k=1}^n \sigma_{ik}(x) \sigma_{kj}(x) = \sigma(x) \sigma^T(x)$ .

## Itô 扩散过程

注. 之后我们继续使用记号  $\mathcal{L}$  表示 Itô 扩散过程  $X_t$  的生成元。记

$$u(t, x) \triangleq \mathbb{E}[f(X_t) | X_0 = x]$$

那么  $u(t, x)$  满足 Kolmogorov 向后方程

$$\frac{\partial u(t, x)}{\partial t} = \mathcal{L}u(t, x) = b(x) \cdot \nabla u(t, x) + \frac{1}{2} \text{Tr}(\Sigma^T(x) \nabla^2 u(t, x)), \quad t > 0.$$

回忆连续时间 Markov 链  $X_t$  的 Kolmogorov 向前方程:

$$\frac{d}{dt} P(t) = P(t)Q$$

设  $\mu_t$  为  $X_t$  在  $t$  时刻的概率分布,  $\mu_t = \mu_0 P(t)$ , 于是向前方程可以写成关于分布的演化:

$$\frac{d}{dt} \mu_t = \mu_t Q.$$

这即是物理学家常说的 Fokker-Planck 方程。

# Fokker-Planck 方程

## 定理 3 (Fokker-Planck 方程)

设  $X_t$  为一个时齐  $Itô$  扩散过程

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

并且  $\mu_t(x) = \mu(x, t)$  为  $X_t$  在  $t$  时刻的概率分布, 且  $\mu_t(x)$  关于  $x$  和  $t$  二次连续可微, 设  $\mu(x)$  为初始概率分布, 那么  $\mu(x, t)$  是下面方程的解

$$\partial_t \mu(x, t) = \mathcal{L}^* \mu(x, t) \quad (t > 0), \quad \mu(x, 0) = \mu(x),$$

其中算子

$$\begin{aligned} \mathcal{L}^* g &\triangleq - \sum_j \frac{\partial}{\partial x_j} (b_j(x)g) + \frac{1}{2} \sum_{i,j} \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} (\Sigma_{ij}(x)g) \\ &= -\nabla \cdot (b(x)g) + \frac{1}{2} \nabla \cdot \nabla \cdot (\Sigma(x)g) \end{aligned}$$

为  $\mathcal{L}$  的伴随算子。

## Fokker-Planck 方程

注. 运用 Fokker-Planck 方程, 我们可以快速计算不变测度。由不变测度的定义:

$$\int_E P_t f d\pi = \int_E f d\pi.$$

等价地,

$$P_t^* \pi = \pi$$

那么由 Fokker-Planck 方程

$$\mathcal{L}^* \pi = 0$$

由此可以解得不变测度  $\pi$ .

# 目录

- 1 扩散过程
- 2 Markov半群理论
- 3 扩散算子
- 4 Ornstein–Uhlenbeck过程
- 5 Langevin Dynamics

## 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

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

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的OU过程,

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

那么它的解为

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

# OU算子

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

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

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

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

(按生成元定义证明, 留作作业), 其伴随算子为

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

# OU过程的不变测度

解方程

$$\mathcal{L}_{OU}^* \pi = \nabla \cdot (x\pi) + \Delta\pi = 0,$$

可以得到OU过程的不变测度

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

这即是标准高斯测度  $N(0, I)$ 。

注. 一维情形课后练习:

$$\frac{d}{dx}(x\pi(x)) + \frac{d^2\pi(x)}{dx^2} = 0.$$

# 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向前向后方程

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：

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

更多参考：Bakry D, Gentil I, Ledoux M. Analysis and geometry of Markov diffusion operators[M]. Springer Science & Business Media, 2013.

# 目录

1 扩散过程

2 Markov半群理论

3 扩散算子

4 Ornstein–Uhlenbeck过程

5 Langevin Dynamics

# Langevin Dynamics

## 定义 6 (Langevin Dynamics)

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

$$dX_t = -\nabla V(X_t)dt + \sqrt{2}dB_t, \quad (3)$$

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:

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

Fokker-Planck方程:

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

# Langevin Dynamics的不变测度

## 命题 1

*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.

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  $X_T$ 。

## Mixing 速度

我们首先给出刻画分布之间距离的数学量：

**定义 7 (Wasserstein 距离)**

概率测度  $\mu$  和  $\nu$  之间的 2-Wasserstein 距离定义为：

$$W_2(\mu, \nu) := \inf_{\gamma \in \mathcal{C}(\mu, \nu)} \left( \int \|x - y\|^2 \gamma(dx, dy) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (4)$$

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  $W_p$

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

# Mixing 速度

**Condition.** 设  $\alpha > 0$  为一个常数, 称一个测度  $\mu \propto e^{-V}$  是  $\alpha$ -强 log-concave 的, 如果  $V$  是  $\alpha$ -强凸的, 即

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

## 定理 4

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-concave 的, 那么

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

## Proof.