

1. Show that the sliced score matching (SSM) loss can also be written as

$$L_{SSM} = \mathbb{E}_{x \sim p(x)} \mathbb{E}_{v \sim p(v)} [\|v^T S(x; \theta)\|^2 + 2v^T \nabla_x (v^T S(x; \theta))].$$

已知  $L_{SSM} = \mathbb{E}_{x \sim p(x)} \{ \|S(x; \theta)\|^2 + 2 \nabla_x \cdot S(x; \theta) \}$  ,  $x \in \mathbb{R}^n$

其中  $\nabla_x \cdot S(x; \theta) = \text{div } S(x; \theta)$  在每次訓練更新參數時, 要計算  $n$  個導數, 太貴

因此改用只沿著隨機方向  $v$  去求導, 每次更新只須計算 1 個方向導數

Hutchinson Trace Estimation :

計算矩陣  $vv^T$  每個 component 的期望值  
↓

Let  $v \in \mathbb{R}^n$  be a random vector such that  $\mathbb{E}[vv^T] = I_n$ ,

then  $\text{tr}(A) = \mathbb{E}_{v \sim p(v)} (v^T A v)$

Taking  $A = \nabla_x S(x; \theta)$ , then by Hutchinson Trace Estimation,

$$\text{tr}(\nabla_x S(x; \theta)) = \mathbb{E}_{v \sim p(v)} (v^T \nabla_x S(x; \theta) v) \quad \text{if } v \text{ satisfies } \mathbb{E}[vv^T] = I_n$$

$$\therefore \text{tr}(\nabla_x S(x; \theta)) = \text{div } S(x; \theta) = \nabla_x \cdot S(x; \theta)$$

and  $\mathbb{E}_{v \sim p(v)} [v^T \nabla_x S(x; \theta)^T v] = \mathbb{E}_{v \sim p(v)} [v^T \nabla_x (v^T S(x; \theta))]$

$$\begin{aligned} \therefore \|S(x; \theta)\|^2 &= S(x; \theta)^T S(x; \theta) \\ &= S(x; \theta)^T \mathbb{E}_{v \sim p(v)} [vv^T] S(x; \theta) \\ &= \mathbb{E}_{v \sim p(v)} [S(x; \theta)^T v v^T S(x; \theta)] \\ &= \mathbb{E}_{v \sim p(v)} [\|v^T S(x; \theta)\|^2] \end{aligned}$$

Hence, 
$$L_{SSM} = \mathbb{E}_{x \sim p(x)} \{ \|S(x; \theta)\|^2 + 2 \nabla_x \cdot S(x; \theta) \}$$
$$= \mathbb{E}_{x \sim p(x)} \mathbb{E}_{v \sim p(v)} \{ \|v^T S(x; \theta)\|^2 + 2 v^T \nabla_x (v^T S(x; \theta)) \}$$

## 2. Briefly explain SDE.

SDE:

$$dX_t = f(X_t, t)dt + G(X_t, t)dW_t$$

是一個符號化的表示 (如同 ODE 中用  $dx = f(x, t)dt$  去描述  $\frac{dx}{dt} = f(x, t)$ , 並不是嚴謹的定義), 真正嚴格的定義是

$$X_t = X_0 + \underbrace{\int_0^t f(X_s, s)ds}_{\rightarrow \text{固定的函數}} + \underbrace{\int_0^t g(X_s, s)dW_s}_{\rightarrow \text{是一隨機過程}}$$

其中第一個積分是 Lebesgue integral, 第二個積分是 Itô integral (stochastic integral 的一種)

在 SDE 中,

- $X_t$  表示一隨機過程

(隨機過程應是要寫成  $\{X_t\}_{t \in T}$ , 是以時間為 index 的隨機變數所成的集合。但就如在 ODE 中, 方程  $\frac{dx}{dt} = f(x, t)$  的解  $x$  我們會用在  $t$  時間的值  $x(t)$  來描述; 因此, 在 SDE 中也直接用  $X_t$  來代表整個過程)

- $dt$  表示微小時間的增量

- $dX_t$  表示  $X_t$  在微小時間  $dt$  內的隨機增量

(此  $d$  並不是求導, 而是根據 Itô integral 定義出的隨機增量符號)

- $W_t$  表示布朗運動 (Wiener process), 也是一種隨機過程, 可理解為隨機擾動隨時間累積的結果, 滿足

$$W_0 = 0$$

$$W_t - W_s \sim N(0, t-s)$$

等性質

- $dW_t$  表示  $W_t$  在微小時間  $dt$  內的隨機增量

Remark: SDE 的解  $X_t$  是一個隨機過程

$$X: \Omega \times T \longrightarrow \mathbb{R},$$

$$X(\omega, t) := X_t(\omega)$$

並不是一個隨機變數(函數)

當  $t$  是 fixed,  $X_t$  是隨機過程中的一個隨機變數

當樣本  $\omega$  是 fixed,  $X_t(\omega)$  是一個時間的函數

透過

$$X_t = X_0 + \int_0^t f(X_s, s) ds + \underbrace{\int_0^t g(X_s, s) dW_s}_{\rightarrow \text{是一隨機過程}}$$

可看出隨機過程  $X_t$  是初值  $X_0$  + 固定的值  $\int_0^t f(X_s, s) ds$  + Wiener process  
不同的隨機樣本  $\omega$ , 則會有不同的布朗運動路徑  $W_t(\omega)$ , 因此則會對應到不同的解曲線  $X_t(\omega)$  ( $\omega$  固定,  $t$  在變)

$\therefore$  SDE 找出的不是單一的函數, 而是一族隨機生成的時間函數

$$\{ t \mapsto X_t(\omega) \mid \omega \in \Omega \}$$

### 3. Unanswered Questions

There are unanswered questions from the lecture, and there are likely more questions we haven't covered.

- Take a moment to think about these questions.
- Write down the ones you find important, confusing, or interesting.
- You do **not** need to answer them—just state them clearly.

Q1: 什麼是 Itô integral?

Q2: 對於上課說的不同的初值  $x_0$  在某固定時間  $t$  時的值所符合的 pdf 是什麼意義? (還是不清楚)

(似乎與隨機動力系統有關?)

Q3: SDE 背後完整的理論架構是什麼?