# Генеративные модели на основе диффузии Домашнее задание №1

# Задача 1

Пусть  $X_0 \sim p_{\rm data}$  — объект из распределения данных,  $t=0,1,\ldots,T$  — последовательность моментов времени, а  $(X_t,t=0,\ldots,T)$  — одномерный процесс зашумления (с сохраняющейся или взрывающейся дисперсией). Найдите условное распределение перехода от момента времени t к моменту времени t-1 при известном начальном объекте  $X_0=x_0$ . Покажите, что данное распределение имеет вид

$$p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0) := p_{X_{t-1}|X_t,X_0}(x_{t-1}|x_t,x_0) = \mathcal{N}\left(x_{t-1} \mid A_t x_t + B_t x_0, C_t^2\right).$$

В частности,

1. Если  $X_t = X_{t-1} + g(t)\varepsilon_t$  — процесс с взрывающейся дисперсией, то

$$A_t = \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}; \quad B_t = 1 - \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}; \quad C_t^2 = \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2} g^2(t),$$

где 
$$\sigma_t^2 = \sum_{s=1}^t g^2(s);$$

2. Если  $X_t = \sqrt{1-\beta_t}\,X_{t-1} + \sqrt{\beta_t}\,\varepsilon_t$  — процесс с сохраняющейся дисперсией, то

$$A_{t} = \frac{\sqrt{1 - \beta_{t}}(1 - \alpha_{t-1})}{1 - \alpha_{t}}; \quad B_{t} = \frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}\beta_{t}}{1 - \alpha_{t}}; \quad C_{t}^{2} = \frac{1 - \alpha_{t-1}}{1 - \alpha_{t}}\beta_{t},$$

где 
$$\alpha_t = \prod_{s=1}^t (1 - \beta_s).$$

#### Решение

1. Распишем плотность  $p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0)$  по формуле Байеса:

$$p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0) \propto p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) \times p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0)$$

Можем рассмотреть только числитель в формуле Байеса, т.к. знаменатель не зависит от  $x_{t-1}$  и должна выполняться нормировка. Также с точностью до константы можем расписать и произведение в числителе формулы Байсе и рассматривать только экспоненты из нормального распределения:

$$p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) = \mathcal{N}(x_t|x_{t-1}, g^2(t)I)$$

$$p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0) = \mathcal{N}(x_{t-1}|x_0, \sigma_{t-1}^2 I)$$

$$p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) \times p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0) \propto \exp\{-\frac{1}{2} \frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)}\} \times \exp\{-\frac{1}{2} \frac{||x_{t-1} - x_0||^2}{\sigma_{t-1}^2}\} = \exp\{-\frac{1}{2} \frac{x_t^2 - 2x_t x_{t-1} + x_{t-1}^2}{g^2(t)} - \frac{1}{2} \frac{x_{t-1}^2 - 2x_{t-1} x_0 + x_0^2}{\sigma_{t-1}^2}\} = \exp\{-\frac{1}{2} ([\frac{x_{t-1}^2}{g^2(t)} + \frac{x_{t-1}^2}{\sigma_{t-1}^2}] + [\frac{2x_t x_{t-1}}{g^2(t)} + \frac{2x_{t-1} x_0}{\sigma_{t-1}^2}])\} \times \exp\{C\} \propto \exp\{-\frac{1}{2} (x_{t-1}^2 [\frac{1}{g^2(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^2}] - 2x_{t-1} [\frac{x_t}{g^2(t)} + \frac{x_0}{\sigma_{t-1}^2}])\}$$

Можем заметить, что выражение под экспонентой похоже на квадрат разности, поэтому вынесем множитель  $\frac{1}{g^2(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^2}$  и выделим полный квадрат:

$$\exp\{-\frac{1}{2}\left[\frac{1}{g^{2}(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^{2}}\right](x_{t-1}^{2} - 2x_{t-1}\left[\frac{x_{t}}{g^{2}(t)} + \frac{x_{0}}{\sigma_{t-1}^{2}}\right] / \left[\frac{1}{g^{2}(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^{2}}\right] \pm \left(\left[\frac{x_{t}}{g^{2}(t)} + \frac{x_{0}}{\sigma_{t-1}^{2}}\right] / \left[\frac{1}{g^{2}(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^{2}}\right]\right)^{2}\right)\} \propto \exp\{-\frac{1}{2}\left[\underbrace{\frac{1}{g^{2}(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^{2}}}_{\Sigma^{-1}}\right] ||x_{t-1} - \underbrace{\left[\frac{x_{t}}{g^{2}(t)} + \frac{x_{0}}{\sigma_{t-1}^{2}}\right] / \left[\frac{1}{g^{2}(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^{2}}\right]}_{\mu}||^{2}\}$$

Получили квадратичное по  $x_{t-1}$  выражение под экспонентой  $\Rightarrow p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0)$  имеет вид нормального распределения с параметрами мат. ожидания  $\mu$  и дисперсией  $\Sigma$ 

$$\mu = [\frac{x_t}{g^2(t)} + \frac{x_0}{\sigma_{t-1}^2}] / \frac{\sigma_t^2}{g^2(t)\sigma_{t-1}^2} =$$
 
$$\frac{x_t g^2(t)\sigma_{t-1}^2}{g^2(t)\sigma_t^2} + \frac{x_0 g^2(t)\sigma_{t-1}^2}{\sigma_{t-1}^2\sigma_t^2} = x_t \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2} + x_0 \frac{\sigma_t^2 - \sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2} =$$
 
$$x_t \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2} + x_0 \underbrace{\left(1 - \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}\right)}_{B_t}$$
 
$$\Sigma^{-1} = \frac{1}{g^2(t)} + \frac{1}{\sigma_{t-1}^2} = \frac{\sigma_t^2}{g^2(t)\sigma_{t-1}^2} \Rightarrow$$
 
$$\Sigma = \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2} g^2(t) = C_t^2$$
 Получилось, что  $p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0) = \mathcal{N}\left(x_{t-1} \mid \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}x_t + \left(1 - \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}\right)x_0, \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_t^2}g^2(t)\right)$ 

## 2. Аналогично воспользуемся формулой Байеса:

$$p_{t-1|t,0}(x_{t-1}|x_t,x_0) \propto p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) \times p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0)$$

Однако теперь мы рассматриваем VP процесс  $\Rightarrow$  плотности  $p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1})$  и  $p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0)$  имеют другой вид:

$$p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) = \mathcal{N}(x_t|\sqrt{1-\beta_t}x_{t-1}, \beta_t I)$$
$$p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0) = \mathcal{N}(x_{t-1}|\sqrt{\alpha_{t-1}}x_0, (1-\alpha_{t-1})I)$$

Подставим данные плотности в числитель формулы Байеса:

$$p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1}) \times p_{t-1|0}(x_{t-1}|x_0) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{||x_t - \sqrt{1 - \beta_t}x_{t-1}||^2}{\beta_t}\right\} \times \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{||x_{t-1} - \sqrt{\alpha_{t-1}}x_0||^2}{1 - \alpha_{t-1}}\right\} = \exp\left\{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_t^2 - 2\sqrt{1 - \beta_t}x_t x_{t-1} + (1 - \beta_t)x_{t-1}^2}{\beta_t} + \frac{x_{t-1}^2 - 2\sqrt{\alpha_{t-1}}x_0 x_{t-1} + \alpha_{t-1}x_0^2}{1 - \alpha_{t-1}}\right)\right\}$$

Избавляемся от слагаемых, которые не зависят от  $x_{t-1}$  и получаем пропорциональное выражение

$$\begin{split} \exp\{-\frac{1}{2}(x_{t-1}^2(\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}) - 2x_{t-1}(x_t\frac{\sqrt{1-\beta_t}}{\beta_t} + x_0\frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}}{1-\alpha_{t-1}}))\} = \\ \exp\{-\frac{1}{2}[\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}](x_{t-1}^2 - 2x_{t-1}[x_t\frac{\sqrt{1-\beta_t}}{\beta_t} + x_0\frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}}{1-\alpha_{t-1}}]/[\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}]\\ & \underbrace{\pm([x_t\frac{\sqrt{1-\beta_t}}{\beta_t} + x_0\frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}}{1-\alpha_{t-1}}]/[\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}])^2)\} = \\ \exp\{-\frac{1}{2}[\underbrace{\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}}_{\Sigma^{-1}}]||x_{t-1} - \underbrace{[x_t\frac{\sqrt{1-\beta_t}}{\beta_t} + x_0\frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}}{1-\alpha_{t-1}}]/[\frac{1-\beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1-\alpha_{t-1}}]||^2\}}_{\mu} \end{split}$$

Пересчитаем параметры получившегося распределения

$$\Sigma^{-1} = \frac{1 - \beta_t}{\beta_t} + \frac{1}{1 - \alpha_{t-1}} = \frac{(1 - \beta_t)(1 - \alpha_{t-1}) + \beta_t}{\beta_t(1 - \alpha_{t-1})} = \frac{1 - \beta_t - \alpha_t + \beta_t}{\beta_t(1 - \alpha_{t-1})}$$

$$\Rightarrow \Sigma = \beta_t \frac{1 - \alpha_{t-1}}{1 - \alpha_t} = C_t^2$$

$$\mu = \left[ x_t \frac{\sqrt{1 - \beta_t}}{\beta_t} + x_0 \frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}}{1 - \alpha_{t-1}} \right] \times \frac{\beta_t(1 - \alpha_{t-1})}{1 - \alpha_t} =$$

$$x_t \frac{\sqrt{1 - \beta_t}(1 - \alpha_{t-1})}{A_t} + x_0 \frac{\sqrt{\alpha_{t-1}}\beta_t}{1 - \alpha_t}$$

## Задача 2

Пусть  $X_0 \sim p_{\rm data}$  — объект из распределения данных,  $t=0,1,\ldots,T$  — последовательность моментов времени, а  $(X_t,t=0,\ldots,T)$  — процесс с взрывающейся дисперсией

$$X_t = X_{t-1} + g(t)\varepsilon_t.$$

Обозначим за  $p_t(x_t) := p_{Xt}(x_t)$  распределение процесса в момент времени t. Пользуясь в выводе равенством  $p_{t-1}(x) = p_t(x)$ , покажите, что

$$p_{t-1|t}(x_{t-1}|x_t) \propto \mathcal{N}(x_{t-1} \mid x_t + g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t), \ g^2(t)I) \cdot \exp(\tilde{o}(x_t - x_{t-1})),$$

где  $\propto$  обозначает равенство с точностью до мультипликативной константы, то есть  $f(x_{t-1}) \propto g(x_{t-1})$ , если  $f(x_{t-1}) = cg(x_{t-1})$  для некоторой положительной константы c, не зависящей от  $x_{t-1}$ .

### Решение

Распишем плотность  $p_{t-1|t}(x_{t-1}|x_t)$  по формуле Байеса и с точностью до константы выпишем числитель:

$$p_{t-1|t}(x_{t-1}|x_t) \propto p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1})p_{t-1}(x_{t-1})$$

Для VE процесса известно, что плотность  $p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1})$  имеет вид  $\mathcal{N}(x_t|x_{t-1}, g^2(t)I)$ . Также пользуясь предположением, что  $p_{t-1}(x) \approx p_t(x)$ , заменим  $p_{t-1}(x_{t-1})$  на  $p_t(x_{t-1})$  и представим получившуюся плотность как  $\exp\{\log p_t(x_{t-1})\}$ , чтобы "прокинуть" ее в экспоненту из нормального распределения:

$$p_{t|t-1}(x_t|x_{t-1})p_{t-1}(x_{t-1}) \propto \exp\{-\frac{1}{2} \frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)}\} \exp\{\log p_t(x_{t-1})\} = \exp\{-\frac{1}{2} \frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)} + \log p_t(x_{t-1})\}$$

Воспользуемся разложением  $\log p_t$  в ряд Тейлора в окрестности точки  $x_t$ :

$$\log p_t(x_{t-1}) \approx \log p_t(x_t) + \nabla_{x_t} \log p_t(x_t)^T (x_t - x_{t-1}) + \tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)$$

Подставим получившееся разложение в экспоненту и перепишем ее с точностью до константы (отбросим  $\log p_t(x_t)$ ), а также вынесем  $\tilde{o}$  в отдельную экспоненту:

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)} + \frac{2g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t)^T(x_t - x_{t-1})}{2g^2(t)}\right\} \exp\left\{\tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)\right\} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)} + \frac{2g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t)^T(x_t - x_{t-1})}{2g^2(t)}\right\} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)} + \frac{2g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t)^T(x_t - x_{t-1})}{2g^2(t)}\right\} = \exp\left\{\tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)\right\} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_t - x_{t-1}||^2}{g^2(t)} + \frac{2g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t)^T(x_t - x_{t-1})}{2g^2(t)}\right\} = \exp\left\{\tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)\right\} = \exp\left\{\tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)\right\}$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_{t-1}-x_t||^2 - 2g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t)^T(x_{t-1}-x_t)\pm g^4(t)||\log p_t(x_t)||^2}{g^2(t)}\right\}\exp\left\{\tilde{o}(||x_t-x_{t-1}||^2)\right\} \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{||x_{t-1}-x_t-g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t))||^2}{g^2(t)}\right\}\exp\left\{\tilde{o}(||x_t-x_{t-1}||^2)\right\}$$

В итоге из первой экспоненты получилось нормальное распределение  $\mathcal{N}(x_{t-1}|x_t+g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t),g^2(t)I)$  и в итоге получилось выражение:

$$\mathcal{N}(x_{t-1}|x_t + g^2(t)\nabla_{x_t}\log p_t(x_t), g^2(t)I) \exp{\{\tilde{o}(||x_t - x_{t-1}||^2)\}}$$