



ODE

参考: [生成扩散模型漫谈 \(六\): 一般框架之ODE篇 - 科学空间|Scientific Spaces](#)

本文建立从SDE到ODE的过程

[Review SDE](#)

[Fokker-Planck Equation](#)

[Dirac Function](#)

[F-P Equation](#)

[Equivalent Transform](#)

[ODE](#)

[Review DDIM](#)

[Conclusion](#)

Review SDE

一个前向扩散过程由如下SDE给出

$$d\mathbf{x} = f_t(\mathbf{x}_t)dt + g_t d\mathbf{w} \quad (1)$$

其对应逆向SDE为

$$d\mathbf{x} = [f_t(\mathbf{x}_t) - g_t^2 \nabla_{\mathbf{x}_t} \log p(\mathbf{x}_t)]dt + g_t d\mathbf{w}$$

现在的问题是, 是否存在一个SDE, 使得该SDE对应的前向边缘分布与上式相同? 描述SDE前向边缘分布的方程为Fokker-Planck方程, 因此我们先推导F-P方程再利用其来解决上述问题, 进而得到ODE形式

Fokker-Planck Equation

Dirac Function

Dirac函数为一类广义函数, 满足

$$p(\mathbf{x}) = \int \delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})p(\mathbf{y})d\mathbf{y} = \mathbb{E}_{\mathbf{y}}[\delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})]$$

进一步

$$p(\mathbf{x})f(\mathbf{x}) = \int \delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})p(\mathbf{y})f(\mathbf{y})d\mathbf{y} = \mathbb{E}_{\mathbf{y}}[\delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})f(\mathbf{y})]$$

两边对 \mathbf{x} 求梯度得

$$\nabla_{\mathbf{x}}[p(\mathbf{x})f(\mathbf{x})] = \mathbb{E}_{\mathbf{y}}[f(\mathbf{y})\nabla_{\mathbf{x}}\delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})]$$

再求梯度有

$$\nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} [p(\mathbf{x})f(\mathbf{x})] = \mathbb{E}_{\mathbf{y}} [f(\mathbf{y}) \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{y})]$$

F-P Equation

SDE(1)对应的离散形式为

$$\mathbf{x}_{t+\Delta t} = \mathbf{x}_t + f_t(\mathbf{x}_t)\Delta t + g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon}$$

于是有

$$\begin{aligned} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{t+\Delta t}) &= \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t - f_t(\mathbf{x}_t)\Delta t - g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon}) \\ &= \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) - (f_t(\mathbf{x}_t)\Delta t + g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon}) \cdot \nabla_{\mathbf{x}} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) + \frac{1}{2}(g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^2 \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) \end{aligned}$$

这里用了二阶Taylor展开并舍去一阶以上的余项

两边求期望得

$$\begin{aligned} p_{t+\Delta t}(\mathbf{x}) &= \mathbb{E}_{\mathbf{x}_{t+\Delta t}} [\delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{t+\Delta t})] \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\epsilon}} \left[\delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) - (f_t(\mathbf{x}_t)\Delta t + g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon}) \cdot \nabla_{\mathbf{x}} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) + \frac{1}{2}(g_t\sqrt{\Delta t}\boldsymbol{\epsilon} \cdot \nabla_{\mathbf{x}})^2 \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) \right] \\ &= \mathbb{E}_{\mathbf{x}_t} \left[\delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) - f_t(\mathbf{x}_t)\Delta t \cdot \nabla_{\mathbf{x}} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) + \frac{1}{2}g_t^2\Delta t \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) \right] \\ &= p_t(\mathbf{x}) - \Delta t \nabla_{\mathbf{x}} \cdot [f_t(\mathbf{x})p_t(\mathbf{x})] + \frac{1}{2}g_t^2\Delta t \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

令 $\Delta t \rightarrow 0$ 得到

$$\frac{\partial}{\partial t} p_t(\mathbf{x}) = -\nabla_{\mathbf{x}} \cdot [f_t(\mathbf{x})p_t(\mathbf{x})] + \frac{1}{2}g_t^2 \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x})$$

此即Fokker-Planck Equation

Equivalent Transform

上面的F-P方程等价于

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} p_t(\mathbf{x}) &= -\nabla_{\mathbf{x}} \cdot [f_t(\mathbf{x})p_t(\mathbf{x})] + \frac{1}{2}g_t^2 \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \\ &= -\nabla_{\mathbf{x}} \cdot \left[f_t(\mathbf{x})p_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}g_t^2 \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \right] \\ &= -\nabla_{\mathbf{x}} \cdot \left[f_t(\mathbf{x})p_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}(g_t^2 - \sigma_t^2) \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \right] + \frac{1}{2}\sigma_t^2 \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \\ &= -\nabla_{\mathbf{x}} \cdot \left[p_t(\mathbf{x}) \left(f_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}(g_t^2 - \sigma_t^2) \nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x}) \right) \right] + \frac{1}{2}\sigma_t^2 \nabla_{\mathbf{x}} \cdot \nabla_{\mathbf{x}} p_t(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

其中 $\sigma_t^2 \leq g_t^2$

将 $f_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}(g_t^2 - \sigma_t^2) \nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x})$ 看成新的 $f_t(\mathbf{x})$, σ_t 看成新的 g_t , 则上述F-P方程亦对应如下SDE

$$d\mathbf{x} = \left[f_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}(g_t^2 - \sigma_t^2) \nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x}) \right] dt + \sigma_t d\mathbf{w} \quad (2)$$

也就是说，上述SDE对应的边缘分布 $p_t(\mathbf{x})$ 与(1)相同

对应的逆向SDE为

$$d\mathbf{x} = \left[f_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}(g_t^2 + \sigma_t^2)\nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x}) \right] dt + \sigma_t d\mathbf{w}$$

ODE

考虑 $\sigma_t \equiv 0$ ，则上述SDE(2)退化为ODE

$$d\mathbf{x} = \left[f_t(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}g_t^2\nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x}) \right] dt \quad (3)$$

称为Probability flow ODE(概率流ODE)

在拟合得到 $\nabla_{\mathbf{x}} \log p_t(\mathbf{x})$ 的估计值之后，便可以用ODE数值求解法来求解逆向过程的ODE，相比SDE更加高效和简洁

Review DDIM

✓ DDIM

SDE中有如下关系式(即线性解 $f_t(\mathbf{x}) = f_t\mathbf{x}$)

$$\begin{aligned} f_t &= \frac{1}{\bar{\alpha}_t} \frac{d\bar{\alpha}_t}{dt} \\ g_t^2 &= 2\bar{\alpha}_t\bar{\beta}_t \frac{d}{dt} \left(\frac{\bar{\beta}_t}{\bar{\alpha}_t} \right) \\ s_{\theta}(\mathbf{x}_t, t) &= -\frac{\epsilon_{\theta}(\mathbf{x}_t, t)}{\bar{\beta}_t} \end{aligned}$$

将其代入(3)后即可得到DDIM对应ODE

$$\frac{d}{dt} \frac{\mathbf{x}_t}{\bar{\alpha}(t)} = \epsilon_{\theta}(\mathbf{x}(t), t) \frac{d}{dt} \frac{\bar{\beta}(t)}{\bar{\alpha}(t)}$$

Conclusion

对DDIM，SDE，ODE作一个总结

1. SDE首先给出了扩散模型(DDPM)的连续形式(由SDE)描述
2. ODE利用F-P方程对SDE作了进一步推广(保持边缘概率密度不变)，得到了变方差采样形式。取零方差采样，即可得到对应的ODE形式
3. DDIM实际上利用非Markov过程推导得到了ODE的特殊情形(SDE线性解+ODE零方差)

这些推导中最核心的量便是

$$\boldsymbol{x}_t = \bar{\alpha}_t \boldsymbol{x}_0 + \bar{\beta}_t \boldsymbol{\epsilon}$$

即 $\bar{\alpha}_t, \bar{\beta}_t$ 的选择

从上述方程出发，我们可以推导得到对应的SDE，进而用F-P方程一般化；也可以直接推出线性解情形的ODE(DDIM实际上隐含假设了线性解： $\boldsymbol{x}_{t-1} = \kappa_t \boldsymbol{x}_t + \lambda_t \boldsymbol{x}_0 + \sigma_t \boldsymbol{\epsilon}$)