

考虑如下形式的随机微分方程

$$\partial_t x = f(x) + \xi(t) \quad (1)$$

其中, $f(x)$ 是动力学过程中的非线性函数, $\xi(t)$ 是噪声。采用 Ito 约定, 将方程离散化为

$$\psi(x_t) \equiv x_t - \left[x_{t-1} + f(x_{t-1})\Delta t + \xi_t \Delta t + x_0 \delta_{t0} \right] = 0 \quad (2)$$

我们的目标是得到 x 的动力学路径的概率分布 $P[x(t)]$, 其离散化形式可以写为

$$p(x_1, \dots, x_N) = \prod_{t=1}^N \int d\xi_t \rho(\xi_t) \delta(x_t - x_t^*(x_{t-1}, \xi_t)) \quad (3)$$

其中 $x_t^*(x_{t-1}, \xi_t)$ 是方程 (2) 的解, 也就是函数 $\psi(x_t) = 0$ 的零点, 并且是唯一的。利用狄拉克 δ 函数的复合性质以及其傅里叶积分表示, 可以得到

$$\delta(x_t - x_t^*(x_{t-1}, \xi_t)) = |\psi'(x_t)| \delta(\psi(x_t)) = \delta(\psi(x_t)) = \int \frac{d\tilde{x}_t}{2\pi i} e^{\tilde{x}_t \psi(x_t)} \quad (4)$$

因此可以将式 (3) 改写为

$$p(x_1, \dots, x_N) = \prod_t \int d\xi_t \rho(\xi_t) \int \frac{d\tilde{x}_t}{2\pi i} e^{\tilde{x}_t \psi(x_t)} \quad (5a)$$

$$= \prod_t \int \frac{d\tilde{x}_t}{2\pi i} \left[\int d\xi_t e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \rho(\xi_t) \right] \exp \left[\tilde{x}_t (x_t - x_{t-1} - f(x_{t-1})\Delta t - x_0 \delta_{t0}) \right] \quad (5b)$$

$$= \int \left[\prod_t \frac{d\tilde{x}_t}{2\pi i} \right] \left[\prod_t \int d\xi_t e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \rho(\xi_t) \right] \exp \left[\sum_t \tilde{x}_t \left(\frac{x_t - x_{t-1}}{\Delta t} - f(x_{t-1}) - x_0 \frac{\delta_{t0}}{\Delta t} \right) \Delta t \right] \quad (5c)$$

在 $N \rightarrow \infty, \Delta t \rightarrow 0$ 的极限下, 利用 $\frac{x_t - x_{t-1}}{\Delta t} \rightarrow \partial_t x$, $\frac{\delta_{t0}}{\Delta t} \rightarrow \delta(t)$ 和 $\sum_{t=1}^N \Delta t \rightarrow \int dt$, 并且定义噪声过程的矩生成泛函

$$Z_\xi[-\tilde{x}(t)] = \lim_{N \rightarrow \infty} \prod_t \int d\xi_t e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \rho(\xi_t) \quad (6)$$

可以将 $p(x_1, \dots, x_N)$ 重新写回连续形式

$$p[x(t)] = \int D\tilde{x} Z_\xi[-\tilde{x}(t)] \exp \left[\int dt \tilde{x} (\partial_t x - f(x) - x_0 \delta(t)) \right] \quad (7)$$

为了得到概率分布 $p[x(t)]$ 中的统计量, 我们可以定义所谓的矩生成泛函

$$Z[j(t)] \equiv \int Dx e^{\int j(t)x(t) dt} p[x(t)] \quad (8a)$$

$$= \int Dx \int D\tilde{x} Z_\xi[-\tilde{x}(t)] \exp \left\{ \int dt \left[\tilde{x} (\partial_t x - f(x) - x_0 \delta(t)) + jx \right] \right\} \quad (8b)$$

其中 $j(t)$ 被称为源场。更一般地, 我们可以给系统 (1) 施加一个扰动场 $\tilde{j}(t)$, 动力学方程改写为

$$\partial_t x = f(x) - \tilde{j}(t) + \xi(t) \quad (9)$$

通过替换 $f(x) \rightarrow f(x) - \tilde{j}(t)$ ，可以得到包含扰动场的矩生成泛函

$$Z[j, \tilde{j}] = \int Dx \int D\tilde{x} Z_\xi[-\tilde{x}] \exp \left\{ \int dt \left[\tilde{x} (\partial_t x - f(x) - x_0 \delta(t)) + jx + \tilde{j}\tilde{x} \right] \right\} \quad (10)$$

将与动力学方程本身有关的项定义为作用量

$$S[x, \tilde{x}] = \int dt \tilde{x} (\partial_t x - f(x) - x_0 \delta(t)) \quad (11)$$

将噪声的矩生成泛函用其累积生成泛函表示

$$W_\xi[-\tilde{x}(t)] = \ln Z_\xi[-\tilde{x}(t)] = \lim_{N \rightarrow \infty} \ln \prod_t \int d\xi_t e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \rho(\xi_t) \quad (12)$$

这样，生成泛函写为

$$Z[j, \tilde{j}] = \int D[x, \tilde{x}] \exp \left(S[x, \tilde{x}] + W_\xi[-\tilde{x}] + j^\top x + \tilde{j}^\top \tilde{x} \right) \quad (13)$$

*** *** *** *** ***

对于常见的高斯白噪声，我们一般写为如下形式

$$\langle \xi(t) \rangle = 0 \quad \langle \xi(t) \xi(t') \rangle = g^2 \delta(t - t') \quad (14)$$

采用 $\delta(t - t') \rightarrow \frac{1}{\Delta t}$ 的离散化方案， ξ_t 的方差为 $g^2/\Delta t$ ，概率密度写为

$$\rho(\xi_t) = \frac{\sqrt{\Delta t}}{\sqrt{2\pi g}} \exp \left(-\frac{\xi_t^2 \Delta t}{2g^2} \right) \quad (15)$$

因此噪声的矩生成泛函为

$$Z_\xi[-\tilde{x}] = \lim_{N \rightarrow \infty} \prod_t \int \frac{\sqrt{\Delta t}}{\sqrt{2\pi g}} d\xi_t e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \exp \left(-\frac{\xi_t^2 \Delta t}{2g^2} \right) \quad (16a)$$

$$= \lim_{N \rightarrow \infty} \prod_t \int \frac{1}{\sqrt{2\pi g}} d(\xi_t \sqrt{\Delta t}) e^{-\tilde{x}_t \xi_t \Delta t} \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{1}{g^2} (\xi_t \sqrt{\Delta t})^2 - \tilde{x}_t \sqrt{\Delta t} (\xi_t \sqrt{\Delta t}) \right] \quad (16b)$$

$$= \lim_{N \rightarrow \infty} \prod_t \exp \left(\frac{1}{2} g^2 \tilde{x}_t^2 \Delta t \right) \quad (16c)$$

$$= \exp \left(\frac{1}{2} g^2 \int \tilde{x}^2(t) dt \right) \quad (16d)$$

噪声累积生成泛函为

$$W_\xi[-\tilde{x}] = \frac{1}{2} g^2 \int \tilde{x}^2(t) dt \quad (17)$$

考虑一个具有如下形式动力学方程的随机循环神经网络

$$\frac{dx_i}{dt} = -x_i + \sum_{j=1}^N J_{ij} \phi(x_j) + \xi_i \quad (1)$$

其中非线性函数 $\phi(x) = \tanh(x)$, J_{ij} 是神经元之间的耦合强度, ξ_i 是高斯白噪声, 满足

$$J_{ii} = 0 \quad \langle J_{ij} \rangle = 0 \quad \langle J_{ij}^2 \rangle = (1 - \delta_{ij}) \frac{J^2}{N} \quad (2)$$

$$\langle \xi_i(t) \rangle = 0 \quad \langle \xi_i(t) \xi_j(t') \rangle = g^2 \delta_{ij} \delta(t - t') \quad (3)$$

给定一个耦合矩阵 J , 可以写出矩生成泛函

$$Z[\mathbf{j}, \mathbf{j}](\mathbf{0}) = \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp \left\{ \mathbf{s} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} - \sum_i \int dt \tilde{x}_i(t) \sum_j J_{ij} \phi(x_j(t)) \right\} \quad (4)$$

其中定义了

$$\mathbf{s} = \sum_i \int dt \left[\tilde{x}_i(\partial_t + 1)x_i + \frac{1}{2}g^2 \tilde{x}_i^2 \right] \quad (5)$$

将矩生成泛函做关于 J 的无序平均, 可以得到

$$\overline{Z[\mathbf{j}, \mathbf{j}]} \equiv \langle Z[\mathbf{j}, \mathbf{j}](\mathbf{0}) \rangle_J = \int \prod_{i,j} dJ_{ij} P(J_{ij}) Z[\mathbf{j}, \mathbf{j}](\mathbf{0}) \quad (6a)$$

$$= \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp \left(\mathbf{s} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} \right) \underbrace{\int \prod_{i,j} dJ_{ij} e^{-\sum_{i,j} J_{ij} \int dt \tilde{x}_i \phi(x_j)} P(J_{ij})}_{\equiv Z_0} \quad (6b)$$

其中

$$Z_0 = \prod_{i \neq j} \int dJ_{ij} \exp \left\{ -\frac{J_{ij}^2}{2J^2/N} - J_{ij} \int dt \tilde{x}_i \phi(x_j) \right\} \quad (7a)$$

$$= \exp \left\{ \frac{J^2}{2N} \sum_{i \neq j} \left(\int dt \tilde{x}_i \phi(x_j) \right)^2 \right\} \quad (7b)$$

$$= \exp \left\{ \frac{J^2}{2N} \sum_{i \neq j} \iint dt dt' \tilde{x}_i^t \phi_j^t \tilde{x}_i^{t'} \phi_j^{t'} \right\} \quad (7c)$$

$$= \exp \left\{ \frac{1}{2} \iint dt dt' \left[\left(\sum_i \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'} \right) \left(\frac{J^2}{N} \sum_j \phi_j^t \phi_j^{t'} \right) \right] \right\} \quad (7d)$$

式 (7c) 中的被积函数可以利用 $\sum_{i \neq j} x_i y_j = \sum_{i,j} x_i y_j - \sum_i x_i y_i = \sum_i x_i \sum_j y_j - \sum_i x_i y_i$ 拆分为两项, 第二项相比第一项是一个 $O(1/N)$ 的小量, 可以略去。因此

$$\overline{Z[\mathbf{j}, \mathbf{j}]} = \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp \left\{ \mathbf{s} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2} \iint dt dt' \left[\left(\sum_i \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'} \right) \left(\frac{J^2}{N} \sum_j \phi_j^t \phi_j^{t'} \right) \right] \right\} \quad (8)$$

引入序参量

$$Q(t, t') = \frac{J^2}{N} \sum_j \phi_j^t \phi_j^{t'} \quad (9)$$

可以得到

$$\begin{aligned} & \overline{Z[j, \tilde{j}]} \\ &= \int \mathcal{D}Q \delta\left(-\frac{N}{J^2}Q(t, t') + \sum_j \phi_i^t \phi_i^{t'}\right) \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp\left(\mathbf{S} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x}\right) \\ & \quad \times \exp\left\{\frac{1}{2} \iint dt dt' \left[\left(\sum_i \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'}\right) \left(\frac{J^2}{N} \sum_j \phi_i^t \phi_i^{t'}\right)\right]\right\} \end{aligned} \quad (10a)$$

$$\begin{aligned} &= \int \mathcal{D}[Q, \widehat{Q}] \exp\left\{\iint dt dt' \widehat{Q}(t, t') \left[-\frac{N}{J^2}Q(t, t') + \sum_j \phi_i^t \phi_i^{t'}\right]\right\} \\ & \quad \times \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp\left\{\mathbf{S} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2} \iint dt dt' Q(t, t') \sum_i \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'}\right\} \end{aligned} \quad (10b)$$

$$= \int \mathcal{D}[Q, \widehat{Q}] \exp\left(-\frac{N}{J^2}Q^\top \widehat{Q}\right) \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp\left(\mathbf{S} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2}(\mathbf{x}^t)^\top Q \mathbf{x}_{t'} + (\phi^t)^\top \widehat{Q} \phi^{t'}\right) \quad (10c)$$

注意到式 (10c) 的第二项积分中已经将不同神经元解耦，可以将其写为

$$N \ln Z[j, \tilde{j}; Q, \widehat{Q}] = \sum_i \ln \int \mathcal{D}[\tilde{x}_i, x_i] \exp\left(S_i + j_i^\top x_i + \tilde{j}_i^\top \tilde{x}_i + \frac{1}{2}(\tilde{x}_i^t)^\top Q \tilde{x}_i^{t'} + (\phi_i^t)^\top \widehat{Q} \phi_i^{t'}\right) \quad (11)$$

因此有

$$\overline{Z[j, \tilde{j}]} = \int \mathcal{D}[Q, \widehat{Q}] e^{N\mathcal{L}[j, \tilde{j}; Q, \widehat{Q}]} \quad (12)$$

其中

$$\mathcal{L}[j, \tilde{j}; Q, \widehat{Q}] = -\frac{N}{J^2}Q^\top \widehat{Q} + \ln Z[j, \tilde{j}; Q, \widehat{Q}] \quad (13)$$

在 $N \rightarrow \infty$ 的极限下，利用 Laplace 方法可以求解式 (12) 中的积分

$$\overline{Z[j, \tilde{j}]} = e^{N\mathcal{L}[j, \tilde{j}; Q^*, \widehat{Q}^*]} \quad (14)$$

其中 Q^* 和 \widehat{Q}^* 满足鞍点方程

$$\left.\frac{\delta \mathcal{L}}{\delta Q}\right|_{Q=Q^*} = -\frac{1}{J^2} \iint dt dt' \widehat{Q}^* + \frac{1}{2} \iint dt dt' \langle \tilde{x}(t) \tilde{x}(t') \rangle_{\mathcal{L}} = 0 \quad (15a)$$

$$\left.\frac{\delta \mathcal{L}}{\delta \widehat{Q}}\right|_{\widehat{Q}=\widehat{Q}^*} = -\frac{1}{J^2} \iint dt dt' Q^* + \iint dt dt' \langle \phi(x(t)) \phi(x(t')) \rangle_{\mathcal{L}} = 0 \quad (15b)$$

即

$$Q^*(t, t') = J^2 \langle \phi(x(t)) \phi(x(t')) \rangle_{\mathcal{L}} = J^2 C(t, t') \quad (16a)$$

$$\widehat{Q}^*(t, t') = \frac{J^2}{2} \langle \tilde{x}(t) \tilde{x}(t') \rangle_{\mathcal{L}} = 0 \quad (16b)$$

其中 $\langle \bullet \rangle_{\mathcal{L}}$ 是对 \mathcal{L} 的最小值决定的 x 和 \hat{x} 的所有轨迹做平均：

$$\langle \bullet \rangle_{\mathcal{L}} = \frac{1}{Z[j, \tilde{j}; Q, \widehat{Q}]} \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \bullet e^{\mathbf{S} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \mathbf{j}^\top \mathbf{x} + \frac{1}{2}(\mathbf{x}^t)^\top Q \mathbf{x}_{t'} + (\phi^t)^\top \widehat{Q} \phi^{t'}} \quad (17)$$

因此积分的结果为

$$\overline{Z[j, \tilde{j}]} = \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp \left\{ \frac{1}{2} \sum_i \iint dt dt' Q^* \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'} + \sum_i \int dt \left[\tilde{x}_i(\partial_t + 1)x_i + \frac{g}{2} \tilde{x}_i^2 + j_i x_i + \tilde{j}_i \tilde{x}_i \right] \right\} \quad (18a)$$

$$= \int \mathcal{D}[\mathbf{x}, \mathbf{x}] \exp \left\{ \sum_i \int dt \left[\tilde{x}_i(\partial_t + 1)x_i + j_i x_i + \tilde{j}_i \tilde{x}_i \right] + \frac{1}{2} \sum_i \iint dt dt' \left(J^2 C(t, t') + g \delta(t - t') \right) \tilde{x}_i^t \tilde{x}_i^{t'} \right\} \quad (18b)$$

式 (18b) 中的第一项对应动力学方程 $\partial_t x = -x$ ，第二项对应噪声项。因此 $\overline{Z[j, \tilde{j}]}$ 是动力学方程

$$\frac{dx}{dt} = -x + \xi(t) + \eta(t) \quad (19)$$

的生成泛函，其中 $\xi(t)$ 是高斯白噪声，另一个噪声项 η 满足

$$\langle \eta(t) \eta(t') \rangle = J^2 C(t, t') \quad (20)$$