

# 觅食算法

---

May 15, 2018

## 1. 分解定理

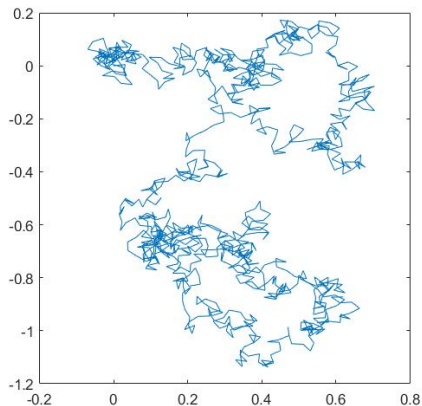
## 分解定理

---

多说站在食物链顶端的动物们，例如狮子、老虎等主要靠视觉来搜寻猎物，和靠气味觅食（大白鲨）不同，视觉不存在所谓的梯度差，看不见就是看不见，没有动物具有透视眼。所以觅食策略对于狮子老虎这样的陆地动物是很重要的。在不知道猎物位置的情况下，**布朗运动**或许是最自然的方法了。布朗运动是一个随机过程，它的步长服从**正态分布**。

离散版的布朗运动叫做**随机游走**（Random walk），它的步长和方向都是离散的。尽管布朗运动和随机游走是两个概念，也各自发展出了一套不同的理论，但两者的数学本质是一样的。

# 布朗运动轨迹



**Figure 1:** 布朗运动轨迹图

现在提供一个布朗运动的轨迹图。

在物理学家眼里，布朗运动可以用郎之万方程（Langevin Equation。提出人保罗·郎之万是法国物理学家，居里夫人丈夫皮埃尔·居里的博士生，并且后来给皮埃尔·居里戴了绿帽子）来描述：

$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = f(t) + F'(t). \quad (1)$$

其中  $f(t)$  分成两部分，一部分为阻力  $-\alpha v$ ；一部分为随机作用力  $F(t)$ 。粘滞阻力仍来自介质分子对颗粒的碰撞，将颗粒看作半径为  $a$  的小球，在粘滞系数为  $\eta$  的流体中运动，则有  $\alpha = 6\pi\eta a$ 。

$$m\ddot{x} = -\mu\dot{x}(t) + \eta(t). \quad (2)$$

其中  $\eta(t)$  是均值为 0，方差为常数的随机过程。更确切地讲，是白噪声过程。

因此郎之万方程本质上就是考虑了随机误差的牛顿第二定律，这样的方程又叫做随机微分方程（Stochastic Differential Equation）。尽管郎之万是第一个提出随机过程的人，但作为物理学家，他更关心这些方程是否符合实际物理现象，而不关心数学上的严谨性。因此这种模型并没有立即受到数据家的重视。

到了二十世纪中叶，日本数学家伊藤清和苏联数学家 Stratonovich 先后使用概率论的方法，把随机微分方程发展成严谨的数学概念。尽管如此，但两人对随机微分方程定义各有不同，这也显示了随机性和确定性的本质差异。此外，随机微分方程多用于对一些多样化现象进行建模，比如不停变动的股票价格、部分物理现象如热扰动等。

如果捕食者像无头苍蝇一样漫无目的的做布朗运动，真的能很有效的寻找到猎物吗？在数学上可以证明，布朗运动和分子自由扩散一样，单位速度的分子在时间  $t$  内平均只有  $\sqrt{t}$  的位移量。捕食者若采用此种策略，可能需要踏遍千山万水才能成功了。

那么有没有比布朗运动更高效的搜索方法呢？一组巴西物理学家于 1999 年提出了一个设想，认为“莱维飞行”比布朗运动有更高的搜索效率，因此自然会偏向与采用“莱维飞行”捕食的生物。



# 莱维分布

莱维分布 (Levy Distribution) 是由 P.Levy 在 19 世纪 30 年代提出的一类分布, 这种分布有两个参数:  $\alpha$  和  $\gamma$ 。参数  $\gamma > 0$ , 参数  $\alpha$  用于控制分布的形状, 且满足  $0 < \alpha \leq 2$ 。事实上当  $\gamma = 1$  时, 莱维分布就转换为柯西分布, 而当  $\gamma = 2$  时, 莱维分布则为正态分布。莱维分布的概率密度函数为

$$L_{\alpha, \gamma} = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} e^{-\gamma q^{\alpha}} \cos(qy) dq, y \in \mathcal{R}. \quad (3)$$

上述积分很难积, 因此现有的莱维分布基本上使用数值方法计算。设  $x, y$  是两个独立同分布的随机变量, 且均为标准正态分布, 令随机变量  $v$  满足:

$$v = \frac{x}{\sqrt{y}} \quad (4)$$

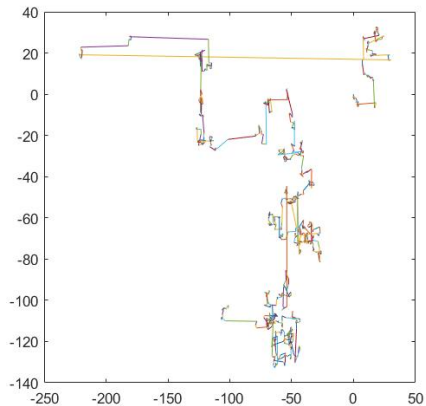
则随机变量  $\{z_n\}_{n=1}^{+\infty}$  为

$$z_n = \frac{1}{\alpha \sqrt{n}} \sum_{j=1}^n v_j \quad (5)$$

收敛于莱维分布。

# 莱维分布

现在提供一个 matlab 例子。轨迹如下：



**Figure 2:** Levy 分布轨迹图

莱维过程  $\{X(t), t \geq 0\}$  是一种随机过程，它满足的条件比布朗运动宽松：

1.  $X(0)$  几乎处处为 0；
2. 独立增量性；
3. 稳定增量性；
4. 样本轨道右连续。

连续的布朗运动和离散的泊松过程都是莱维过程的特例。因此可以大胆猜测，莱维过程就是带“跳跃”的布朗运动。正是这些不连续性的“跳跃”给予莱维过程“重尾”的特性。

## 独立增量：

设  $X(t)$  是一个连续时间上的随机过程。也就是说，对于任何固定的  $t \geq 0$ ， $X(t)$  是一个随机变量。过程的增量为差值  $X(s) - X(t)$ 。独立增量意味着对于任意时间  $s > t > u > v$ ， $X(s) - X(t)$  与  $X(u) - X(v)$  相互独立。

## 稳定增量：

如果增量  $X(s) - X(t)$  的分布只依赖于时间间隔  $s - t$ ，则称增量是稳定的。例如对于维纳过程，增量  $X(s) - X(t)$  服从均值为 0，方差为  $s - t$  的正态分布。对于泊松过程，增量  $X(s) - X(t)$  服从指数为  $s - t$  的泊松分布。

**定理 1**(莱维 - 辛钦公式): 莱维过程  $\{X(t), t \geq 0\}$  的特征函数 (傅里叶变换) 表达如下:

$$\phi_X(\theta)(t) := E[e^{i\theta X(t)}] = \exp\left(t\left(ai\theta - \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2 + \int_{\mathcal{R} \setminus \{0\}} (e^{i\theta x} - 1 - i\theta x I_{|x| < 1}) \prod(dx)\right)\right). \quad (6)$$

这个定理的证明比较复杂, 依赖于测度论中的一系列结果。

**定理 2(莱维 -伊藤分解):** 每个莱维过程  $\{X(t), t \geq 0\}$  都可以分解为  $\{S(t), t \geq 0\}, \{Y(t), t \geq 0\}$  和  $\{Z(t), t \geq 0\}$  三个子过程, 其中:

1.  $S(t)$  是维纳过程 (就是布朗运动, 莱维过程的连续部分);
2.  $Y(t)$  是复合泊松过程 (刻画了较极端的“跳跃”现象);
3.  $Z(t)$  是平方可积的离散鞅 (刻画了较小的“跳跃”现象)。

随机变量 (r.v.)  $X \sim \mu$  的特征函数是映射  $\Phi : \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbb{C}$ , 定义如下

$$\Phi(u) = \mathbb{E}(e^{iu \cdot X}) = \int_{\mathbf{R}^d} e^{iu \cdot y} \mu(dy). \quad (7)$$

随机变量  $X$  是无限可分的, 除非它的该率分布  $p_x$  是无限可分的, 例如,  $X = Y_1^{(n)} + \dots + Y_n^{(n)}$ , 其中  $Y_1^{(n)}, \dots, Y_n^{(n)}$  是独立同分布。那么  $X$  的特征函数可以写成  $\Phi_X(u) = (\Phi_{Y_1^{(n)}}(u))^n$ .

**定义 1:**

莱维可测是满足如下条件的  $\mathbb{R}^d \setminus \{0\}$  上的测度  $\nu$ , 使得

$$\int (|y|^2 \wedge 1) \nu(dy) < \infty. \quad (8)$$

其中  $|y|^2 \wedge 1 = \begin{cases} 1, & |x| > 1 \\ y^2, & |x| \leq 1 \end{cases}$

定义函数  $X: \mathbf{R}^+ \rightarrow \mathbf{R}$  是 Cadlag 过程, 即  $X$  是右连续左极限存在。令  $\Delta X(t) = X(t) - X(t-)$  (由于左极限的存在) 且定义如下泊松随机测度

$$N(t, A) = \#\{\Delta X(s) \in A : s \in [0, t]\}. \quad (9)$$

那么有如下结论:

$$(1) N(1, B_\varepsilon^c(0)) < \infty.$$

$$(2) N(1, \mathbf{R} \setminus \{0\}) \text{ 是可数的.}$$

令  $A$  是有下界的, i.e.,  $0 \notin \bar{A}$ . 那么  $N(t, A), t \geq 0$  是泊松过程且强度为  $\mu(A) = \mathbf{E}[N(1, A)]$ . 很明显有结论  $\mu(A) < \infty$  不管  $A$  是否有下界。所以测度  $\mu$  是  $\sigma$ -有限的。



**推论 1:** (1) 对任意的  $t > 0, \omega \in \Omega$ ,  $N(t, \cdot)(\omega)$  在  $\mathcal{B}(\mathbf{R}^d \setminus \{0\})$  上是计数可测的。

(2) 对于任意的有下界的  $A, N(t, A), t \geq 0$  是泊松过程且具有如下强度  $\mu(A) = \mathbf{E}[N(1, A)]$ .

(3) 补  $\tilde{N}(t, A) = N(t, A) - t\mu(A)$  是值鞅可测的。对于有下界的  $A$ ,  $\tilde{N}(t, A)$  是一个鞅。

令  $f: \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$  是波莱尔可测函数,  $A$  有下界, 那么对任意  $t > 0, \omega \in \Omega$ , 我们定义如下关于  $f$  泊松积分通过一个随机有限和。

$$\int_A f(x) N(t, dx)(\omega) = \sum_{x \in A} f(x) N(t, \{x\})(\omega). \quad (10)$$

# Levy-Ito decomposition

定理 2: 令  $A$  有下界, 则

(1) 对任意的  $\int_A f(x)N(t, dx), t \geq 0$  是复合泊松过程, 带有如下特征函数:

$$\mathbf{E}[\exp\{iu \cdot \int_A f(x)N(t, dx)\}] = \exp\{t \int_A (e^{iu \cdot x} - 1)\mu_f(dx)\}. \quad (11)$$

其中  $u \in \mathbf{R}^d, \mu_f = \mu \circ f^{-1}$ .

(2) 如果有  $f \in L^1(A, \mu_A)$ , 那么有

$$\mathbf{E}[\int_A f(x)N(t, dx)] = t \int_A f(x)\mu(dx). \quad (12)$$

(3) 如果有  $f \in L^2(A, \mu_A)$ , 那么有

$$\text{Var}[\int_A f(x)N(t, dx)] = t \int_A |f(x)|^2 \mu(dx). \quad (13)$$

## Levy-Ito decomposition

从定理 2 可以看出, 如果  $f \in L^1(A, \mu_A)$ , 一个泊松积分也许不一定全都有有限期望。对于此, 我们定义如下补泊松积分:

$$\int_A f(x) \tilde{N}(t, dx) = \int_A f(x) N(t, dx) - t \int_A f(x) \mu(dx). \quad (14)$$

则有如下结论:

(1)  $\int_A f(x) \tilde{N}(t, dx), t \geq 0$  是一个鞅。

(2) 特征函数:

$$\mathbf{E}[\exp\{iu \cdot \int_A f(x) \tilde{N}(t, dx)\}] = \exp\{t \int_A (e^{iu \cdot x} - 1 - iu \cdot x) \mu_f(dx)\}. \quad (15)$$

其中  $u \in \mathbf{R}^d, \mu_f = \mu \circ f^{-1}$ .

(3) 如果有  $f \in L^2(A, \mu_A)$ , 那么有

$$\text{Var}[\int_A f(x) \tilde{N}(t, dx)] = t \int_A |f(x)|^2 \mu(dx). \quad (16)$$

对于有下界的  $A$  和任意的  $t > 0$ ,  $\int_A xN(t, dx) \sum_{0 \leq u \leq t} \Delta X(u) 1_A(\Delta X(u))$  是集合  $A$  中不超过时间  $t$  的所有跳变值和。由于轨迹  $X$  是 Cadlag, 所以上述是个有限随机和。特别地,  $\int_{|x| \geq 1} xN(t, dx)$  是所有大于 1 的跳变之和。也就是说是一个带有有限次扰动的复合泊松过程。相反地, 也可以证明  $X(t) - \int_{|x| \geq 1} xN(t, dx)$  带有有限次有次序动作的莱维过程。但是也许有无界扰动。所以我们可以定义

$$b = \mathbf{E}[X(1) - \int_{|x| \geq 1} xN(1, dx)]. \quad (17)$$

现在把关注度放在小跳变上来。引入  $M(t, A) = \int_A f(x) \tilde{N}(t, dx)$ . 令  $A_m = \{x : \frac{1}{m+1} < |x| \leq 1\}$ . 可以证明在  $L^2$  里, 当  $m \rightarrow \infty$  时, 我们有  $M(t, A_m) \rightarrow \int_{|x|<1} x \tilde{N}(t, dx)$ . 所以  $\int_{|x|<1} x \tilde{N}(t, dx)$  是一个鞅。取极限得

$$\mathbf{E}[\exp\{iu \cdot \int_A x \tilde{N}(t, dx)\}] = \exp\{t \int_A (e^{iu \cdot x} - 1 - iu \cdot x) \mu(dx)\}. \quad (18)$$

最后考虑如下随机过程

$$W_A(t) = X(t) - bt - \int_{|x|<1} x \tilde{N}(t, dx) - \int_{|x|\geq 1} x N(t, dx). \quad (19)$$

那么随机过程  $W_A(t)$  是带有连续采样路径的中心鞅。利用布朗运动的莱维特征化, 我们有  $W_A(t)$  就是协方差为  $A$  的布朗运动。

# Levy-Ito decomposition

**Levy-Ito Decomposition**  $X$  是莱维过程。那么存在  $b \in \mathbf{R}^d$ , 协方差为  $A$  的布朗运动  $W_A(t)$ ,  $\mathbf{R}^+ \times \{\mathbf{R}^d \setminus \{0\}\}$  独立的泊松随机测度  $N$  使得下式成立:

$$X(t) = bt + W_A(t) + \int_{|x|<1} x \tilde{N}(t, dx) + \int_{|x|\geq 1} x N(t, dx). \quad (20)$$

其中平方可积鞅 ( $L^2$ -鞅)  $\int_{|x|<1} x \tilde{N}(t, dx)$  是所有小跳变的补和。上述跳变是以 1 为界的, 可以推广至任意实数  $R > 0$ , 我们有

$$X(t) = b_R t + W_A(t) + \int_{|x|<R} x \tilde{N}(t, dx) + \int_{|x|\geq R} x N(t, dx). \quad (21)$$

其中  $b_R = \mathbf{E}[X(1) - \int_{|x|\geq R} x N(1, dx)]$ . 可以计算如下:

- (1) 如果  $1 < R < \infty$ , 有  $b_R = b + \int_{1 \leq |x| < R} x \mu(dx)$ .
- (2) 如果  $0 < R < 1$ , 有  $b_R = b - \int_{R \leq |x| < 1} x \mu(dx)$ .

是否可以去除上届约束  $R$  呢？此时我们有

$$X(t) = b_{\infty}t + W_A(t) + \int_{|x| \geq 0} x \tilde{N}(t, dx). \quad (22)$$

结论是可以的，如果我们有  $\mathbf{E}[X(1)] < \infty$ 。此时，我们有  $b_{\infty} = \mathbf{E}[X(1)] < \infty$ 。