

§1.2 随机模拟算法与 tau-leaping 方法（原文摘录）

随机模拟算法与方法 §1.2 tau-leaping 随机模拟算法 SSA 是随机模拟空间均匀化学系统的一种精确策略它 () 由 Daniel T. Gillespie 首次提出 SSA 利用蒙特卡洛方法来近似模拟随机化学系统的时间演化. 对于当前时刻 t , 系统状态 $X(t)$ 且系统具有 K 个反应通道, 每个通道在当前时刻的反应速率为 ν_i 为实现状态向量的更新算法需., 要确定两个关键问题即下一个反应发生的时间 $t + T$ 与该时刻发生何种反应 $\%?$. 为此, Daniel T. Gillespie 证实可以通过生成两个随机数将这两个随机数带入与倾向函数相关的方程来确定 $t + r$ 与大量实验表明 SSA 可以精确的完成化学反应系统的随机模拟. 随后, 科学家们利用此方法对生化系统进行了大量模拟 [22]. 为使得 SSA 更加有效的应用到各种系统中科学家们对 SSA 作出了诸多改进例., 如为了减少运算量, Michael A. Gibson 等人提出了 NRM 法, 排序直接法等 [26], 为提高精确度 Haluk Resat 提出了具有概率权重的 PSSA 算法等虽然 SSA 精确地模拟了离散随机微观模型但由于 SSA 需要跟踪每一个反应事件这对于含有., 大量分子物种与反应通道的系统来说模拟是非常耗时的因而无法应用到实际生., 活当中. Daniel T. Gillespie 意识到 IJ 可以采用一个近似方案, 以确定的时间步长来推进该过程, 而不是对每个反应进行采样. 为了加快离散随机模拟的速度, Daniel T. Gillespie 提出了 tau-leaping 方法 [28] 通过设定一些跳跃条件来选定时间步长 τ 由, τ 确定跳跃区间然后根据每个反应发生的倾向函数与选定的时间步长 τ 来产生., 泊松随机数利用这些随机数来近似跳跃区间内可能发生的化学反应次数这样就., 可以跳过许多反应而不需要跟踪每一个反应事件. 在某些情况下, tau-leaping 方法可以在模拟速度上产生显著的增益, 但在精度上有可接受的损失. tau-leaping 方法提供了从离散随机状态下的 SSA 到动力学状态下的化学朗之万方程和连续确定性状态下的反应速率方程的天然桥梁%为了使这种加速策略成功应用到化学反应系统. 统的模拟中, Abhijit Chatterjee 等人对原始的 tau-leaping 方法做出了改进, 提出了更有效, 更稳健的跳跃步长选择策略, 如: 二项 tau-leaping 方法、R-tau-leaping 方法、K-tau-leaping 方法等. 针对刚性系统 Muruhan Rathinam、Yang Cao 等人还提出了隐式 tau-leaping 算法、自适应 tau 选择方法等等 [29]. Desmond J. Higham 等人将这种方法与计算机软件相结合编译出了模拟随机化学反应系统的 MATLAB 代码, 极大提高了计算效率%. 这种 tau 跳跃方法在化学动力学和系统生物学领域中发挥重要作用科学家们将其应用到随机系统的模拟算法中进行加速对于由化., 学朗之万方程 (CLE) 生成的一类 SDE, 这种基于 tau-leaping 的模拟方法会加速处理此类随机微分方程更加便捷有效的获取各类统计数据近些年来一些数学家., 们针对不同的随机系统在 tau-leaping 方法的基础上进行推广提出了不同的跳跃., 方法, 如: Abdulle Assyr 等人提出了 tau-Rock 方法 [38] 对于带有离散噪声的刚性随机系统, tau-Rock 方法可以显著的加速. Xinjun Peng 等人提出了加快时滞随机微分方程 (DSSA) 的 DtL 方法和 DK-Leap 算法 [39, 40]. 对于具有快速和慢速时间尺度为特征的随机系统, Chih-He B. Hammoda 提出了多级漂移__隐式 tau-leaping 方法 [41] 将 tau-leaping 方法应用到了随机反应网络 (SRN) ——某些特定的连续时间马尔可夫

链当中为了有效地估计SRN的各种统计量特别是罕件事件概率他. (), 们提出了基于tau-leaping的近似方案来提高蒙特卡洛估计器的效率.

§2.3 tau-leaping 原理 (原文摘录)

§. 3 tau-leaping 原理考虑在搅拌均匀的化学系统中具有 n 种反应物种 J 的化学系统, $\{, \}$, 该系统具有 M 种化学反应通道系统的状态 $X(t)$ 其中足(1)表示物种 i 在 t 时刻的分子数. 反应的动力学由倾向函数 a_j 和状态改变量 ν_j ($i=1, \dots, J$) 描述: $a_j(X(t))$ 表示对于给定的初始状态 $X(0)=X_0$, 反应在下一个时间段 $[t, t+\Delta t]$ 发生的概率, ν_j 表示物种 i 发生反应的改变量. 系统的动力学行为遵循化学主方程 CME ($X(t)$): $\frac{dP(X(t), t)}{dt} = \sum_j [a_j(X(t) - \nu_j) P(X(t) - \nu_j, t) - a_j(X(t)) P(X(t), t)]$, 其中 P 表示对给定初始时刻的初始状态 $X(0)=X_0$ 在 t 时刻 $X(t)=X$ 的概率然而除了一些简单的反应系统之外化学主方程在计算上是很难处理的因, 此数学家们采用随机模拟算法 SSA 来近似模拟系统的状态演化, ($X(t)$): 首先令, $M_0 = 1$; $Q_j = 1$, $j=1, \dots, M$ 下一个反应发生的时间 T 是期望值为 $\sum_j a_j(X(t))$ 的指数型随机变量反应发生的概率, 为了模拟系统在时间 t 从状态 X 发生的改变 SSA 生成两个均匀分布的随机数, u_1 和 u_2 . u_1 用来产生下一个反应的发生时间 $t+T$, $T = -\ln(u_1) / \sum_j a_j(X(t))$, (2.13) Q_j 用来确定发生何种反应 r $\sum_{j=1}^M Q_j a_j(X(t)) > \sum_{j=1}^{r-1} Q_j a_j(X(t)) \geq \sum_{j=1}^r Q_j a_j(X(t))$ 随后, 系统更新状态 $X(t+T) = X(t) + \nu_r$. SSA 模拟对每一个单独反应的细致跟踪让我们可以观察到 $X(t)$ 的完整变化但, 对于现实中存在大量化学反应的随机系统来说这种构造通常是非常耗时的因, 此, Gillespie 提出了 tau-leaping 思想, 他将时间轴分为一组连续的子区间, 在这些子区间中一些反应的发生对系统的改变是不明显的在这种情况下如果可以确定, 每个子区间每个反应发生的真实次数就可以放弃了解这些反应发生的精确时刻, 进而从一个子区间跳跃到下一个子区间而不是从一个反应事件跳到下一个反应事件. 假设令 Δt 表示在固定的时间段 $[t, t+\Delta t]$ 内, 发生 r 反应的真实次数. 对于任意的 T 直接计算是非常困难的因此可以选择合适的 T 使其满, 足跳跃条件: 跳跃条件这里我们要求 T 足够小以至于在 T 内倾向函数不会发生明显变化, 令 $\lambda(t) = \sum_j a_j(X(t))$ 为 $\lambda(T; X, t)$ 的近似, 其中 $P(a, T)$ 是带有均值 $\lambda(t)$ 的 Poisson 随机变量反应次数的近似平均值为本文的附录中将给出证明则尤在此, ($\lambda(t)$), 时间段内发生的变化期望值为 $\lambda(t)$. 三. (X, T) = 土 ($\lambda(t)$) $1 > \lambda(t)$ 其中办) = $E = i$ 疗 $0) 1$ 土, $\leq \lambda(t)$ 对于 T 的选择主要有两种方法一种是对每个时间段内的倾向函数的变化, $g(x+G, y, t(a; +i, j)) - g(x, y, t(a; +i, j))$, $j=1, \dots, M$ 进行检查, 若差异太大, 则尝试较小的 T 但这个过程可能会比较耗时对于第二种方法我们要求倾向函数在时间, $[t, t+T]$ 内的变化差值 $|g(x+G, y, t(a; +i, j)) - g(x, y, t(a; +i, j))|$, $j=1, \dots, M$, 由所有倾向函数的和的某个特定分数倍界定即 $e, q(x+u, y, f(x+u, j)) - q(x, y, f(x, j)) \leq e q(x, y, f(x, j))$, $j=1, \dots, M$. (2.15) 在等式左侧使用泰勒展开式 $q(x+u, y, f(x+u, j)) - q(x, y, f(x, j)) \approx u \cdot \nabla q(x, y, f(x, j)) + O(u^2)$ 定义 $\lambda(t) = \sum_j a_j(X(t))$ 由 (3.1) 可得 $n T(4)$ 喻(4)全喻(4). $i=1$ 因此 T 的选择为 $n T(4)$ /

(2.16) 利用等式 (2.16) 选择 r 显然需要耗费一定的计算精力, 因为这里需要计算 $2r$ 个和 $\sum_{j=1}^r (X_j - \lambda_j)$? 选定 T 之后, 由于在 $[M+T]$ 内反应次数呈泊松分布 [19], 因此可以通过使用泊松随机数模拟一段时间内的反应次数, 进而可以跳过许多反应. 令 $P(a_j; C, T)$ 作为 $P(a_j; C, T)$ 的近似, 其中 $P(a, T)$ 是带有均值 aT 的 poisson 随机变量. 所以, 对于 t 时刻的状态 $X(t) = x$ 我们选择合适的 t 满足跳跃条件, 即可更新 x 处的状态: $M^X(x+t) = x + y_j V_j P(a_j(x), T)$, (2.17) $j = i$ 其中对于每一个表示均值为 $a_j(a_j; C, T)$ 的独立泊松随机变量. 这样的计算过程被称为 tau-leaping 近似. [11]

§3.1 基于空间离散格式的 tau-leaping 算法 (原文摘录)

§. 1 tau-leaping 算法考虑带有加法噪声的维随机微分方程 $TZ dX_t = \sum_{i=1}^n (X_i) dt + dW_t$, (3.1) 其中 W_t 是 n 维的白噪声, R^n 和 $a: R^n \rightarrow R^n$ 分别为漂移项和常系数扩散项. SDE (3.1) 的解 $\{X_t \in [Q, T]\}$ 是一个随机过程, 其在时间连续下的空间离散过程可以看作是质点粒子从初始位置出发, 在 $[0, T]$ 内的运动过程. 对于 Nawaf Bou-Rabee 和 Eric Vandenberg 等人提出的空间离散 g 方法, 考虑在连续时间上的空间离散化质点尤在 n 维网格空间中进行随机游走在 t 时刻所处的位置为 $Y_t = (Y_t^1, \dots, Y_t^n)$. 下一时刻质点按照 Q 算法进行跳跃, 在任一维方向中选择前进或后退一步然而质点每跳跃一步算法都需要重新计算倾向函数和跳跃时间跳跃 τ , 方向等我们的模拟需要长时间观察解的动力学行为这对模拟工作来说是非常耗时的, 因此我们借助化学反应系统中的随机模拟方法将 n 维网格空间看成是包含 n 种化学物种 $\{X_i\}$ 的化学系统具有 m 个反应通道 $\{r_i\}$, 每次只有一个物种发生反应. 在每一个反应时刻, 第 i 个物种选择或者 A_i 反应通道进行反应. 从这个观点出发, 借助 David H. Gillespie 提出的随机模拟化学反应系统的加速 tau-leaping 算法. 我们提出了基于 ≤ 5 方法的加速策略. 首先, 根据空间离散 ≤ 3 算法计算出各个方向的倾向函数 $g_i(x) = 1, \dots, n$, 咖为土(4)(4)表示对于给定的初始状态文(4) = a ; 在下一个时间段 $[t, t + \Delta t]$, 质点由 z 跳跃到 $\#(t)$ 的概率. 计算状态改变量 $\Delta X_i = (X_i(t + \Delta t) - X_i(t))$, 其中 ΔX_i 表示质点跳跃到 $\#$ 后, 第 i 维的状态改变量. 选择满足跳跃条件的时间步长 T . 将时间轴分为多个连续的子区间使得在时间子区间 t 内一些跳跃的发生对系统的改变, 变是不明显的在这种情况下如果我们确定每个区间段内在各个方向的近, 似跳跃次数我们就可以放弃了解这些反应发生的精确时刻进而从一个时间子区, 间跳跃到下一个子区间计算多次跳跃的结果而不是每次都进行跳跃这样就可以, 大大加快模拟的速度. 令 $K_j(t)$ 表示在固定的时间段 t 内, 发生跳跃的真实次数对于时间步长 t 直接计算是非常困难的我们知道在每个时间, 区间内质点的跳跃次数是呈泊松分布 [28] 的且泊松分布的参数为 $(4) * t$, (证明见附录). 因此, 我们将通过使用泊松随机数 $\&(T; r, i)$ 来近似一段时间内的跳跃次数, 这样将会减少计算次数, 提高随机模拟的速度. 然后, 用 $7 + 4 = A + \text{巧}\%$ 来近似计算这段时间内的实际位移 $1(t + T)j =$. 更新状态和时间之后继续进行下一时间段内的跳跃. 算法的主要步骤为: 步骤 1: 选择符合跳跃条件的 T , 生成平均值为咖, $\#(0;))$ 的 poisson 随机数 A^i , ($i =$

$1, \dots, n$), 用来近似在时间 $[M + \Delta t]$ 内系统在第 i 个位置前进或后退的次数其中下一状态的倾向函数, $Q(x, y) = \exp(-\lambda \Delta t) \sum_{j=1}^n p_{ij} \exp(\lambda \Delta t \cdot \text{dir}(y-x))$, $Q(x, y) = \exp(-\lambda \Delta t) \sum_{j=1}^n p_{ij} \exp(\lambda \Delta t \cdot \text{dir}(y-x))$, $Q(x, y) = \exp(-\lambda \Delta t) \sum_{j=1}^n p_{ij} \exp(\lambda \Delta t \cdot \text{dir}(y-x))$

步骤更新状态: $X(t + \Delta t) = X(t) + A \cdot \Delta t / \Delta t = X(t) + (A \cdot \Delta t - \lambda \Delta t - A \cdot \Delta t, \dots, 4 - A \cdot \Delta t)$
 心 (3. 2) 步骤 3: 更新时间: $t = t + \Delta t$, 统计各个网格点处的数据, 继续下一次循环. 步骤 4 生成各个网格点处的概率密度函数: 在计算机中实现的主要代码如算法所示 1: Algorithm 1 维 SDE 数值平稳密度的 tau-leaping 算法输入: 状态下界 low_x , 样本容量 S_p , 网格数量 N , 停止时间 t^ , 初始状态 x_0 , 零矩阵 $data^w, \dots, xAr$ 计数 num , 输出: 不变概率密度 $data$: function tau-leaping (low_x, S_p, N, t^*, x_0) 2: while $t < t^*$ do 3: for $j: 1 \rightarrow n$ do 4 利用 Q 方法计算 Q 和: 5: 生成泊松随机数 $p \sim \text{poisson}(Q \cdot \Delta t)$; 6: 更新状态变化量 $\Delta x = \sum_{j=1}^n \Delta x_j \cdot V_j$; 7: 记录质点落入的网格点: $g_j = \text{round}((x_j - low_x) / h + 0.5)$; 8: end for 9: if $g_1 > 1$ and $g_1 \leq N$, $g_2 > 1$ and $g_2 \leq N, \dots, g_n > 1$ and $g_n \leq N$ then 10: $data(g_1, g_2, \dots, g_n) = data(g_1, g_2, \dots, g_n) + 1$; 11: $num = num + 1$; 12: end if 13: $t = t + \Delta t$; end while 15: 计算概率密度函数 $data = data / (h^n \cdot num)$; 16: end function

§3.3 中点格式的 tau-leaping 算法 (原文摘录)

§. 3 tau-leaping 在第 2. 3 节中, 我们给出了选择 T 的跳跃条件, 该条件要求倾向函数在时间 T 内无明显变化但是在实践中我们发现如果我们要采取较大的跳跃来产生比 g 算, 法更快的模拟总是会产生一些倾向函数的变化这些变化将会不可避免的引入一些误差. 当我们用简单的欧拉方法数值求解形如 $dX/dt = f(X)$ 的常微分方程时, 会出现类似的困难. 其中尤根据 $X(t) = X(0) + \int_0^t f(X(s)) ds$ 沿着时间轴跳跃时, 只要函数 f 在 Δt 增量期间发生变化, 就会产生误差. 减少这种误差的一种方法是使用估计中点的程序改进: $\Delta t = 1 / (f'(x) \cdot \Delta t)$, 令 $\Delta t = 1 / (f'(x) \cdot \Delta t)$ 为了使这种估计中点策略适应 tau-leaping 方法我们将状态的预期变化量 G , 类似欧拉增量 $f(x) \cdot \Delta t$, 在跳跃过程中取: $c = f(x) / 2$ 作为估计的中点状态, 因此我们在时刻 i , 从状态 x 跳跃的中点估计方法如下: 步骤 1: 对于符合跳跃条件的 T , 计算在 $k, t + T$ 状态的预期变化量 D 步骤 2: 令 $x = x + [i \cdot D / 2]$. 生成平均值为 $\lambda(4) \cdot 1$ 的 poisson 数 步骤 3: 计算实际状态变化量 $w = \sum_{j=1}^n \Delta x_j \cdot V_j$ 更新状态: $x(t + r) = X(4) = x + c \cdot j$. 步骤 4: 更新时间: $t = t + T$, 统计各个网格点处的数据, 继续下一次循环. 步骤生成各个网格点处的概率密度函数: 表 3. 6: SDE (3. 3) 在不同参数下 Qc -tau-leaping 与中点格式的 Qc -tau-leaping 方法的 P 误差及 CPU 运行时间的比较. $t_{test} \cdot \text{OpNMethod} \cdot \text{P-error} \cdot \text{CPU time (sec)}$ 0. 0120000030 Qc -tau-leaping 0. 01019. 950. 0120000030 Qc -mid-tau-leaping 0. 008411. 34. 0120000060 Qc -tau-leapi

ng 0. 007412. 210. 0120000060 Qc-mid-tau-leaping
 0. 005916. 280. 0520000030 Qc-tau-leaping 0. 0429
 1. 310. 0520000030 Qc-mid-tau-leaping 0. 02681. 9
 20. 0520000060 Qc-tau-leaping 0. 03283. 200. 0520
 000060 Qc-mid-tau-leaping 0. 01284. 78 $\circ - 3 * 4 r$

AA__t ■ i?? 迷^

車tQQrucce t m

asuiodlulettaaioupnilnegaping

\°-°5yOhtS-eCy-3-2-10123X图3. 6: SDE (3. 3) 基于中点格式的不变概率密度函数. 对于. 节中的带加法噪声的一维立方振荡器 (.), 为了减小 tau-leaping 算法的模拟误差, 我们采用了本节提出的中点格式的 tau-leaping 方法. 这里我们仍在基础上进行 tau-leaping 模拟模拟在 $7V=100$ 的网格点上进行状态空间,, $D=13$, 礼模拟的空间步长是均匀的 $h=0.$, 停止时间= 200000 , 初始状态= 2 , 选取跳跃步长 $T=0.05$. 图3. 6展示了中点格式算法的不变概率密度函数与原来的 Qc-tau-leaping 方法的比较, 其中带星号的曲线为中点算法, 带圆圈的曲线为 (5c-tau-leaping 方法, 红色曲线为真实的平稳密度曲线. 由图可见, 中点算法曲线更加贴合真实的平稳密度曲线. 在不同参数下, 我们与 Qc-tau-leaping 算法进行了100次数值模拟比较. 表. 21中的数据表明中点格式的方法明显缩小了误差但在模拟速度上由于中点格式的算, 法增加了计算步骤, 因此运行时间会比 Qe-tau-leaping 方法长. 结合表3. 1、3. 2可看出中点格式的 Qc-tau-leaping 方法仍然比方法要快. 22

§3.4 带拒绝机制的 tau-leaping 算法 (原文摘录)

§. 4 tau-leaping 我们的算法在进行步长跳跃时要求在+内倾向函数不会发生明显变化,. 然而在实际的模拟实验中往往会出现 Poisson 跳跃次数过大的情况此时显然不,, 满足跳跃条件此外跳跃次数过大也会使得质点跳跃时跑出边界从而跳跃无效.,,,. 在数值模拟化学系统时也出现过类似的问题, 为此 David F. Anderson 等人提出了跳跃后检查的机制受此启发为保证算法有效性我们提出了带有拒绝机制的,, tau-leaping 算法. 算法将基于前一次跳跃的成功或失败来自适应的选择 t. 首先, 明确时间步长 t 计算各个方向的倾向函数其次我们将通过使用泊松随,, 机数 $P_j(r; O:, t)? poisson(\% * t)$ 来近似一段时间内的跳跃次数, 这里我们对每个区间段+的跳跃次数加以上界限制上界的选择我们是根据对质点轨迹的多 |., 次观察得到的. 假如生成的 poisson 跳跃数小于上界, 我们将进行正常的 tau-leaping 跳跃. 用知 $+1^=尤$] + 巧. % 来近似计算这段时间内的实际位移文 ($t+4=4?$ 假如 poisson 跳跃数超过上界我们将选择一个更小的时间步长 $T' < T$ 使其在+, , 内跳跃次数不会太大并尝试在这个较短的时间段内进行跳跃已知在+内,, 泊松跳跃的次数为巧. 因此, 想要计算在+的跳跃次数片, 应该以巧为条件. 引理 3. 4. 1 令 $y(4)$ 是一个带有参数 A 的 poisson 过程, 且则在已知 $Y(4)$ 和: $K(4)$ 的条件下, $-1"(4)$ 具有二项式分布__

$Y(s), r)$, 其中 $r = (it_s) / (t_s)$. 由引理 3.1 (证明可见附录), 我们可知 p_l 的分布为二项分布 $\text{binomial}^{\wedge}, ? -)$, 其中 $r = t' / t$. 跳跃之后继续更新状态 + 巧%, 进行下一次循环__因此, 对于当前时刻 t , 质点位置 $y = O;$, 上界 bound , 我们的方法如下: 步骤 1: 选择满足跳跃条件的 t . 步骤 2: 由 Q 算法计算各个方向的倾向函数 $(a:))$. 步骤 3: 生成泊松随机数 $A'(T; a; , \text{幻? poisson}(g(: c, y f(: r))) * t)$. 步骤 4: 如果, $|A / -AJ < \text{bound}$, 更新状态 $4 = \& + (A / * < + A f * f)$; 否则 Ij , $t' = \max(l / Af, l / Af)$, $t = t'$, 生成二项分布的随机数 $f, Af? \text{binomial}^{\wedge} A^{\wedge} T' / T)$, 更新状态 $4 = \text{心} + (Af * < + Af * f)$. 步骤 5: 更新时间: $it + r$, 统计各个网格点处的数据, 继续下一次循环. 表 3.7: SDE (3.3) 在不同参数下 $\tau\text{-leaping}$ 与带拒绝机制的 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 的 P 误差及 CPU 运行时间的比较.

	$\text{rtstOpNMethod}^{\wedge} - \text{errorCPUtime}(\text{sec})$	0.012000	0.030000	$Q^{\wedge}z\text{-}\tau\text{-leaping}$	0.070912.890.	0.0120000030	$Q^{\wedge}\text{-}\tau\text{-leaping-reject}$	0.04589.330.	0.0120000060	$Q^{\wedge}\text{-}\tau\text{-leaping}$	0.030048.900.	0.0120000060	$Q^{\wedge}\text{-}\tau\text{-leaping-reject}$	0.026811.760.	0.0520000030	$Q^{\wedge}\text{-}\tau\text{-leaping}$	0.06772.030.	0.0520000030	$Q^{\wedge}\text{-}\tau\text{-leaping-reject}$	0.06961.100.	0.0520000060	$g^{\wedge}z\text{-}\tau\text{-leaping}$	0.070912.890.	0.0520000060	$Q^{\wedge}z\text{-}\tau\text{-leaping-reject}$	0.04914.05
步骤生成个各网格点处的概率密度函数:	0.40°35 / \ 0.30 / \																									

., 25__ / \ 030.20 ——— $\text{true soltuat uion leaping with reject distribution}^{\wedge} / \backslash .05^{\wedge} / \backslash' \backslash .-3-2-10123$ X 图 3.7: 基于带有拒绝机制的 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法进行模拟的不变概率密度函数. 我们仍然以带加法噪声的一维立方振荡器模型为例, 用 python 运行 3.1 节提出的 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法时我们发现此时质点大部分将会超出边界此时无法进, 行数模拟. 因此, 我们采用了本节提出的带有拒绝机制的 $Q\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法, 成功实现了模拟运行. 模拟在 $iV = 30$ 的网格点上进行, 状态空间 $D = [-3,]$, 模拟的空间步长是均匀的 $/i = 0.2$, 初始状态 $= 0$. 我们取 $= 200000$, $T = 0.05$. 如图 3.7, 我们给出了 SDE (3.3) 基于带有拒绝机制的 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法进行模拟的不变概率密度函数曲线与真实解的平稳密度曲线其中黄色曲线为真实解. 的不变概率密度函数蓝色线为基于带有拒绝机制的 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法进行模拟的不变概率密度函数. 由图可见我们的算法成功避免了 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 方法所出现的问题. 为了更好的比较误差, 我们取了 100 次平均, 由表格 3.7 可见, 在误差可以接受的范围内, 运行时间将 $Qf\text{-}\tau\text{-leaping}$ 的运行时间将大大缩减. 对于其他空间离散算法在运行过程中也会出现相同的问题我们提出的带拒, 绝机制的空间离散算法可以很好的避免此问题. 25


```
4: if x n >= 1 and x n <= N and y n >= 1 and y n <= N then 15: data  
a (x n, y n) — data (x n, y n) + 1; 16: num? <— num + 1; 17: end  
if 18: t — t + t; 19: end while 20: 计算概率密度函数 data — data /  
(h x h x num). 21: end function 27
```