



東南大學
SOUTHEAST UNIVERSITY

数字通信的计算机仿真（研讨）

5 随机变量与随机过程

讲解人：王俊波

E-mail: jbwang@seu.edu.cn

Phone: 13770681926

QQ:308322767

主要内容

- 随机数与通信仿真
- 随机变量的产生
 - ✓ MATLAB内置随机变量函数
 - ✓ 随机变量的生成验证
 - ✓ 随机变量的函数
 - ✓ 任意随机变量的生成
- 相关随机变量的生成
 - ✓ 两个相关随机序列的生成
 - ✓ 多个相关随机序列的生成
- 随机过程的谱密度估计

随机数与通信仿真

- 在实际通信系统中，信源发出的信息、信道中的噪声、干扰和衰落等因素都是随机的。要想在准确仿真通信系统，就需要随机数
- “真正的真随机”是一种通过物理过程来生成随机数的设备
 - ✓ 这样的设备通常是基于一些能生成低等级、统计学随机的“噪声”信号的微观现象，如热力学噪声、光电效应和量子现象
 - ✓ 这些物理过程在理论上是完全不可预测的，并且已经得到了实验的证实
 - ✓ 硬件随机数生成器通常每秒只能产生很有限的随机比特，这意味着它是相对较慢的。
- 计算机通过确定性的算法生成随机数，这样生成的序列在本质上不是随机的，只是很好的模仿了随机数的性质(如可以通过统计检验)，称为伪随机数
 - ✓ 伪随机数并不是假随机数，这里的“伪”是有规律的意思
 - ✓ 随机数是由随机种子根据一定的计算方法计算出来的数值
 - ✓ 只要计算方法一定，随机种子一定，那么产生的随机数就不会变
 - ✓ 随机种子通常来自系统时钟，确切地说，是来自计算机主板上的定时/计数器在内存中的记数值，伪随机数也是某种对应映射的产物，这个自变量是系统的时间

蒙特卡洛仿真步骤

□ 构造或描述概率关系

- ✓ 对于本身就具有随机性质的问题，主要是正确描述和模拟这个概率过程

□ 从已知分布进行采样，即随机试验

- ✓ 产生已知概率分布的随机变量（或随机向量）
- ✓ 均匀分布是最简单的、最基本、最重要的分布

□ 建立估计量

- ✓ 确定一个随机变量，作为所要求的问题的解，我们称它为无偏估计
- ✓ 建立各种估计量，相当于对模拟实验的结果进行考察和登记，从中得到问题的解

□ 统计仿真结果，计算估计量的估计值

□ 通常计算量比较大，可以使用重要度采样技术简化仿真

数字通信系统的蒙特卡洛仿真

□ 数字通信过程可以建模为

- ✓ $Y = m + G$
- ✓ m 是某个常数, G 为标准正态随机变量

□ 假定给某个 m 值, 我们要估计出 $Y < 0$ 的概率

- ✓ $P(m) = P(Y < 0|m)$
- ✓ 利用计算机生成标准正态随机变量
- ✓ 测试每个 Y_i , 定义 $X_i = \begin{cases} 0 & Y_i \geq 0 \\ 1 & Y_i < 0 \end{cases}$
- ✓ 计算概率的估计为 $\hat{P}(m) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$

□ 仿真试验次数

- ✓ 数量级概念
- ✓ 至少高2个数量级, 可获得10%的相对精度
 - 相对精度: 误码率估计器的标准差除以实际误码率
- ✓ 10^{-6} 以上BER如何仿真?
 - 如遇到误码率低于 10^{-10} 的情况, 则需进行超过 10^{12} 次的试验, MC模拟完全不可行

□ 从已知分布采样的准确性!!!

- ✓ 可能造成有偏估计
- ✓ 严重影响仿真精度

□ 计算机只能按人的意志按照一定得程序产生数据, 因此必然不可能是纯随机的

伪随机数

- 伪随机数是用确定性的算法计算出来自 $[0,1]$ 均匀分布的随机数序列
 - ✓ 伪随机数并不真正的随机，但具有类似于随机数的统计特征，如均匀性、独立性等
 - ✓ 在计算机内，数的表示是有一定精度范围的，所以计算机能表示的数是有限多个离散的有理数，不可能有不可数无穷多个点
 - ✓ 计算机完全精确的仿真均匀分布是不可能的，实际应用也没有必要
- 实际上可以取 $a_j = j/n$ ，若能生成 $\{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 上的等概率分布，则当 n 越大，输出 a_j 越接近 $[0,1]$ 上均匀分布，但 n 有一定限度
 - ✓ 例如， $\{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 中的数都可以写成0和1组成的二进制数，若能等概率地生成0、1序列，就可以等概率地输出 $\{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 中的随机变量。
- MATLAB中可使用 rand和 randi 函数创建伪随机数序列，使用 rng 函数控制结果的可重复性和选择伪随机数生成算法

连续均匀分布

□ **rand**: 函数返回在 0 和 1 之间均匀分布的实数

- ✓ **rand(n)**: 生成n行n列的0~1均匀分布的随机数;
- ✓ **rand(m,n)**: 生成m行n列的0~1均匀分布的随机数;

□ **(b-a)*rand+a**: 生成a~b上均匀分布的随机数;

✓ **概率密度函数**

$$f_X(x) = \frac{1}{b-a}, \quad x \in (a, b)$$

✓ **概率分布函数**

$$F_X(x) = \frac{x-a}{b-a}, \quad x \in (a, b)$$

✓ **均值和方差**

$$\mu_X = \frac{b+a}{2}$$

$$\sigma_X^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$$

离散均匀分布

□ randi 函数返回离散均匀分布的整数值

- ✓ randi(iMax): 生成1:iMax之间均匀分布的随机整数;
- ✓ randi(iMax,m,n): 生成m行n列的1:iMax之间均匀分布的随机整数;
- ✓ randi([iMin,iMax],m,n): 生成m行n列的iMin:iMax之间均匀分布的随机整数;

□ randi([1,n]): 生成一个1,...,n之间的随机整数

- ✓ 概率质量函数

$$P(X = i) = \frac{1}{n}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

- ✓ 均值和方差

$$\mu_X = \frac{n+1}{2}$$
$$\sigma_X^2 = \frac{n^2-1}{12}$$

- ✓ 该分布常用于生产随机信源

MATLAB中的随机数生成控制

□ rng函数可控制随机数的生成

- ✓ `rng('default')`或`rng`: 将`rand`、`randi`和`randn`使用的随机数生成器的设置重置为其默认值（种子为0的梅森旋转生成器），这样会生成相同的随机数序列，控制程序的可重复性；
- ✓ `rng('shuffle')`: 根据当前时间为随机数生成器提供种子，生成非可重复随机数；
- ✓ `rng(seed)`: 非负整数`seed`为种子，使`rand`、`randi`和`randn`生成可预测的随机数序列；

□ MATLAB中的伪随机数来自一个或多个随机数流

- ✓ 生成随机数数组的最简单方法是直接使用 `rand`、`randn` 或 `randi`。这些函数全部都依赖于同一均匀随机数流，称为全局流
- ✓ 如果需要对随机数的生成进行更加高级的控制，可以使用 `RandStream` 类，可以创建与全局流分开使用的其他流，使用它们的 `rand`、`randi` 或 `randn` 方法生成随机数数组。

MATLAB中的随机数生成控制

□ 命令行输入RandStream.list, 返回可用随机数生成算法

```
>> RandStream.list
```

可以使用以下随机数生成器算法:

dsfmt19937:	面向 SIMD 的快速梅森旋转算法, 使用梅森质数 $2^{19937}-1$
mrg16807:	乘法同余生成器, 乘数为 7^5 , 模为 $2^{31}-1$
mlfg6331_64:	乘法 lagged Fibonacci 生成器, lags 为 63 和 31, 64 位(支持并行流)
mrg32k3a:	组合多递归生成器(支持并行流)
mt19937ar:	梅森旋转, 使用梅森质数 $2^{19937}-1$
philox4x32_10:	执行 10 轮的 Philox 4×32 生成器(支持并行流)
shr3cong:	SHR3 移位寄存器生成器与 CONG 线性同余生成器求和
swb2712:	修正的借位减法生成器, lags 为 27 和 12
threefry4x64_20:	执行 20 轮的 Threefry 4×64 生成器(支持并行流)

□ 使用方法

✓ 获取当前全局随机流使用的算法

➤ RandStream.getGlobalStream

✓ 设置算法:

➤ RandStream.setGlobalStream(RandStream('mlfg6331_64'));

➤ RandStream.setGlobalStream(RandStream('mlfg6331_64','seed',1));%设置种子

➤ rng('default'): the Mersenne Twister with seed 0.

➤ rng(seed, generator)

□ 注意

✓ rng是简便方法, 只有一个全局随机流

✓ RandStream可以设置多个随机流, 便于仿真控制

- 'twister': Mersenne Twister
- 'simdTwister': SIMD-oriented Fast Mersenne Twister
- 'combRecursive': Combined Multiple Recursive
- 'philox': Philox 4×32 generator with 10 rounds
- 'threefry': Threefry 4×64 generator with 20 rounds
- 'multFibonacci': Multiplicative Lagged Fibonacci
- 'v5uniform': Legacy MATLAB® 5.0 uniform generator
- 'v5normal': Legacy MATLAB 5.0 normal generator
- 'v4': Legacy MATLAB 4.0 generator

随机变量的产生——正态分布

□ 正态分布也被称为高斯分布，其概率密度函数为

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu_X)^2}{2\sigma^2}\right], \quad x \in (-\infty, +\infty)$$

✓ 该分布随机变量常用于描述白高斯随机噪声 (AWGN)

□ randn函数返回标准正态分布的随机数，常见的使用方法为：

✓ randn(n)：生成n行n列标准正态分布的随机数；

✓ randn(m,n)：生成m行n列标准正态分布的随机数；

✓ randn*var+mu：生成一个均值为mu，标准方差为var的正态分布随机数

✓ sqrt(var/2)*(randn + 1i*randn)：生成一个标准方差为var的复高斯分布随机数

□ Q函数

✓ 程序：simQfunc.m

$$Q(x) = \int_x^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{t^2}{2}\right] dt$$

```
01. function Q=qfunc(x)
02. Q = 0.5*erfc(x/sqrt(2));
```

```
1. x=-4:0.1:4;
2. y=qfunc(x);
3. plot(x,y);
4. title('Q 函数');
5. xlabel('x');ylabel('y');grid on
```

小练习

□ 考虑 $X_1 \sim N(1, 2)$, $X_2 \sim N(-2, 9)$, $X_3 \sim N(0, 4)$, $Y = X_1 + 3X_2 - 2X_3$, 请编写程序, 生成Y

```
01. clear
02. Nid=1000;
03. for n=1:Nid
04.     X1=sqrt(2)*randn+1 ;
05.     X2=sqrt(9)*randn-2 ;
06.     X3=sqrt(4)*randn+0 ;
07.     Y(n)= X1+3*X2-2*X3;
08. end
09. mY=sum(Y)/Nid
10. vY=sum(Y.^2)/Nid-mY^2
```

```
mY =
    -4.7849

vY =
    96.9412
```

伯努利 (Bernoulli) 分布

□ 伯努利分布也被称为0-1分布或两点分布，输出只有两个值的离散随机分布

✓ 伯努利分布主要描述某次随机试验中某事件是否发生的随机现象

□ 伯努利分布的概率质量函数为

$$P(x) = p^x (1-p)^{1-x} = \begin{cases} p & x=1 \\ 1-p & x=0 \end{cases}$$

✓ p为事件发生的概率

✓ 伯努利分布的均值和方差分别为

$$\mu_X = p$$

$$\sigma_X^2 = p(1-p)$$

□ 伯努利分布可用于二进制数据生成，也可用于描述通信接收二进制数据流中的随机错误位置

□ MATLAB没有直接提供伯努利分布随机数生成的函数，这里自定义生成函数

```
1. function X = bernoulliRV(L,p)
2. %生成参数为 p 的伯努利分布随机数
3. % 输入参数
4. % L: 生成的序列长度; p: 参数
5. % 输出参数
6. % X: 随机序列
7. U = rand(1,L);%生成长度为 L 的在(0,1)上均匀分布的随机序列
8. X = (U<p);
9. end
```

二项 (Binomial) 分布

- 二项分布常用于描述n次独立随机试验中某事件发生的次数，而每次试验中该事件发生的概率为

$$P(X = x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x}, \quad x = 0, 1, \dots, n$$

- ✓ 二项分布的概率质量函数为 $\binom{n}{x} = \frac{n!}{x!(n-x)!}$

- ✓ 二项分布的均值和方差分别为 $\mu_X = np$
 $\sigma_X^2 = np(1-p)$

- ✓ 二项分布可用于描述通信接收二进制数据流中的错误总数

- 在MATLAB中，二项分布随机变量可使用函数binornd(n,p)或函数random('Binomial',n,p)生成

指数（ Exponential ） 分布

□ 指数分布的概率密度函数为

$$f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad x > 0$$

✓ 参数 $\lambda > 0$

$$F_X(x) = 1 - e^{-\lambda x}, \quad x > 0$$

✓ 均值和方差

$$\mu_X = \lambda^{-1}$$
$$\sigma_X^2 = \lambda^{-2}$$

✓ 指数分布常用于描述业务的服务时间或信道衰落影响

□ 在MATLAB中，指数分布随机变量可使用函数`exprnd(λ^{-1})`或函数`random('Exponential', λ^{-1})`生成

泊松 (Poisson) 分布

□ 泊松分布的概率密度函数为

$$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

✓ 参数 $\lambda > 0$

✓ 均值和方差

$$\mu_X = \lambda$$

$$\sigma_X^2 = \lambda$$

✓ 泊松分布常用于描述业务的到达过程，如给定时间内服务到达的个数，也可用于一些特殊信道下光子、电子等粒子在给定时间内的发射数目

□ 在MATLAB中，泊松分布随机变量可使用函数`poissrnd(λ)`或函数`random('Poisson', λ)`生成

对数正态分布

□ 对数正态分布的概率密度函数为

$$f_X(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad x \in (0, +\infty)$$

✓ μ 和 σ 分别为对数正态分布的参数

✓ 均值和方差

$$\mu_X = \exp\left(\mu + \sigma^2 / 2\right)$$
$$\sigma_X^2 = \exp\left(2\mu + \sigma^2\right)\left(\exp\left(\sigma^2\right) - 1\right)$$

✓ 对数正态分布是随机变量的对数值服从正态分布

✓ 对数正态随机变量常用于描述无线通信中阴影衰落的影响

□ 在MATLAB中，对数正态分布随机变量可使用函数`lognrnd(μ, σ)`或函数`random('Lognormal', μ, σ)`生成

瑞利 (Rayleigh) 分布

□ 瑞利分布的概率密度函数为

$$f_X(x) = \frac{x}{b^2} \exp\left[-\frac{x^2}{2b^2}\right], \quad x \in (0, +\infty)$$

✓ 均值和方差

$$\mu_X = b\sqrt{\pi/2}$$

$$\sigma_X^2 = b^2(2 - \pi/2)$$

✓ 瑞利分布常用于无线通信中多径衰落对接收信号包络的影响

□ 在MATLAB中，瑞利分布随机变量可使用函数`raylrnd(b)`或函数`random('Rayleigh',b)`生成

莱斯 (Rician) 分布

□ 莱斯分布的概率密度函数为

$$f_X(x) = I_0\left(\frac{x\rho}{\sigma^2}\right) \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + \rho^2}{2\sigma^2}\right], \quad x \in (0, +\infty)$$

- ✓ I_0 是第一类零阶修正贝塞尔函数, $\rho > 0$ 为非中心参数, σ 为大于零参数
- ✓ 莱斯分布常被用于描述带有直达径的无线多径信道, 如空地无线信道
- ✓ 直达径与散射径上信号能量之比定义为K因子

$$K = \frac{\rho^2}{2\sigma^2}$$

- ✓ $\rho = 0$, 莱斯分布变成瑞利分布

□ 在MATLAB中, 莱斯分布随机变量可使用函数`random('Rician', ρ , σ)`生成

Nakagami分布

□ Nakagami分布的概率密度函数为

$$f_X(x) = \frac{2m^m}{\Gamma(m)\omega^m} x^{2m-1} \exp\left[-\frac{m}{\omega} x^2\right], \quad x \in (0, +\infty)$$

✓ m 是形状参数, ω 是接收功率

□ Nakagami分布常用于描述多径衰落的影响, 该分布与实验测试数据有较好的吻合, 改变 m 的值, Nakagami衰落还可以转变为多种衰落模型

✓ $m = 0$: Nakagami分布等效为瑞利分布

✓ $m \rightarrow \infty$: 无衰落

□ 在MATLAB中, Nakagami分布随机变量可使用函数 `random('Nakagami',m,ω)` 生成。

随机变量的生成验证

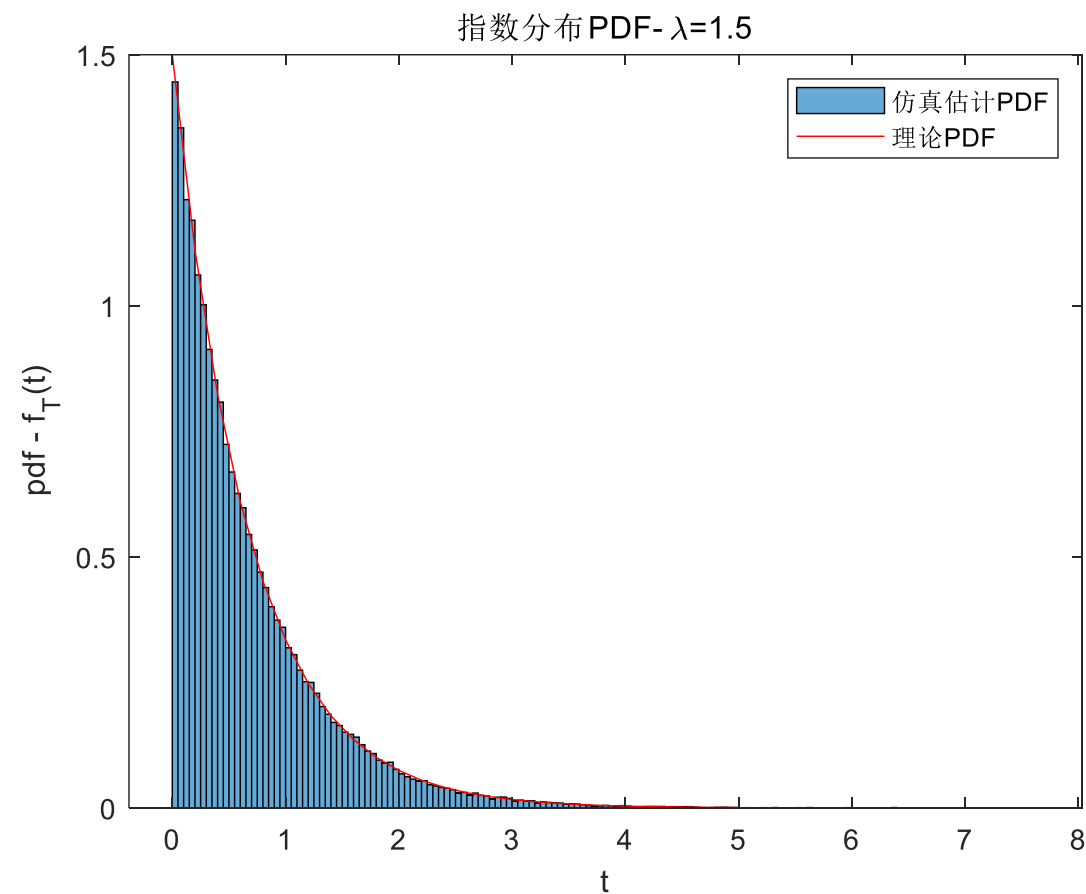
- 在通信系统仿真中，按概率分布或参数要求生成随机变量至关重要。当随机变量生成后，必须有方法能验证生成随机变量是符合设定的分布特性，通常有两种方法
 - ✓ 估计随机变量的均值和方差
 - ✓ 估计随机变量的PDF或PMF
- 将估计出的均值或方差，以及PDF或PMF与设定的分布特性进行比较，若两者之间误差在允许范围内，则生成的随机变量符合要求
- 在MATLAB中，函数mean和var可用于计算生成序列的均值和标准方差；函数histogram可用计算并绘制PDF

示例：随机变量的生成验证

□ 例 生成指数分布的随机变量，并验证其分布特性

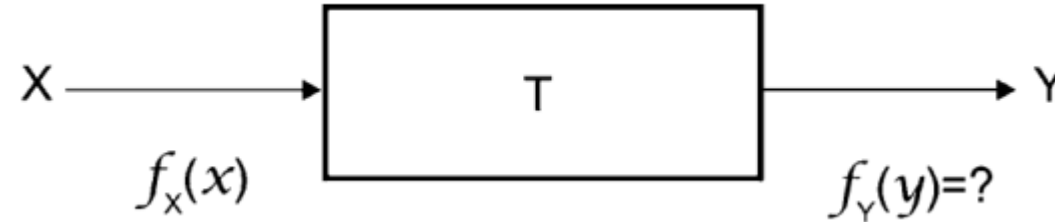
✓ 程序：simRVVerification.m

```
1. % 随机变量的验证
2. close all; clearvars;
3.
4. lambda=1.5;
5. L=1e5;
6. T = exprnd(1/lambda,L,1);%simulating the RV
7.
8. t_range=0:0.2:5;
9. T_pdf = lambda*exp(-lambda*t_range); %理论 PDF
10. histogram(T,'Normalization','pdf'); hold on;%从数据中估计 PDF
11. plot(t_range,T_pdf,'r'); % 绘制理论 PDF
12. xlabel('t');ylabel('pdf - f_T(t)');
13. title(['指数分布 PDF- \lambda=',num2str(lambda)]);
14. legend('仿真估计 PDF','理论 PDF');
15. fprintf('理论：均值[%2.2d]方差[%2.2d]\n',1/lambda,1/lambda^2)
16. fprintf('估计：均值[%2.2d]方差[%2.2d]\n',mean(T),var(T))
```



随机变量的变换

- 随机信号经常通过改变其特性的装置，如果变换前的随机变量的随机特性已知，变换后随机变量的随机特性如何获知？



- 假设变换前后的随机变量分别表示为 X 和 Y ，且有如下的函数关系

$$Y = g(X)$$

- ✓ X 可能是连续的随机变量，也可能是离散的随机变量
- ✓ 函数 g 可能是单调函数，也可能是非单调函数

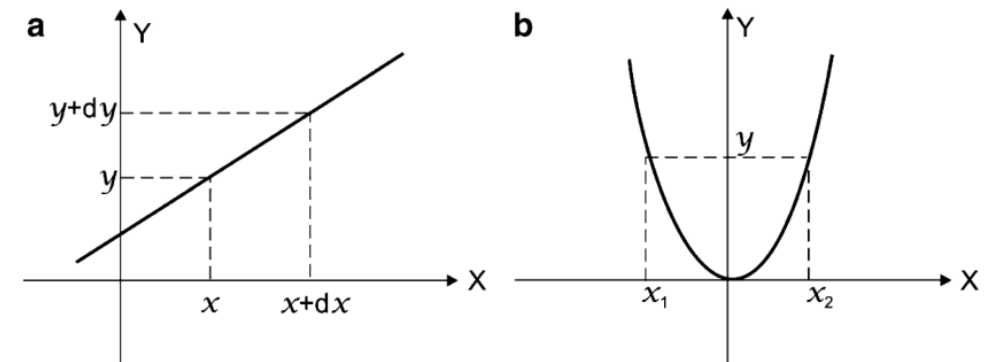
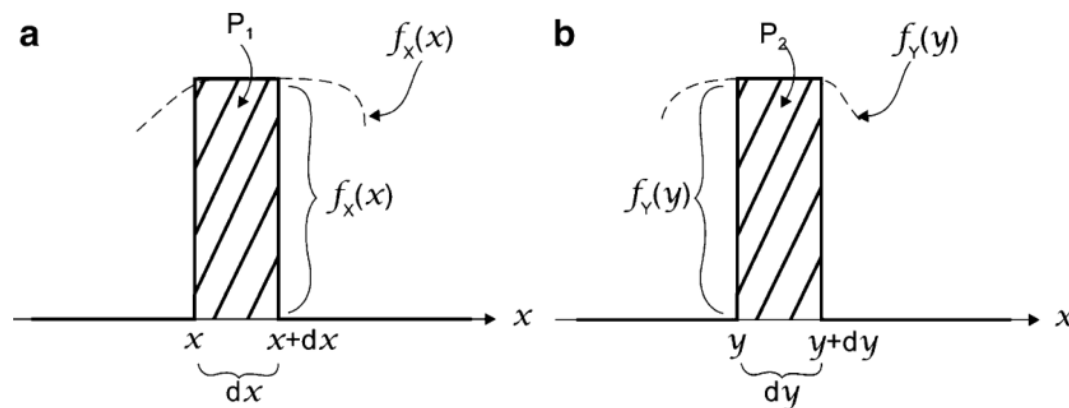


Fig. 2.29 (a) Monotone and (b) nonmonotone transformation

情况一： X 是连续随机变量， g 是单调函数



□ 由上图可以得到

$$P_1 = P\{x < X \leq x + dx\} = P_2 = P\{y < Y \leq y + dy\}. \quad \Rightarrow \quad f_X(x)dx = f_Y(y)dy. \quad \Rightarrow \quad f_Y(y) = \frac{f_X(x)}{dy/dx}.$$

□ 导出的 dy/dx 既可以是正的，也可以是负的，但密度函数只能是正的，
 dy/dx 加上绝对值符号

$$f_Y(y) = \frac{f_X(x)}{|dy/dx|}$$

□ 将等式右边的 x 换成 y 的函数 $g^{-1}(y)$

$$f_Y(y) = \left| \frac{f_X(x)}{dy/dx} \right|_{x=g^{-1}(y)}$$

随机变量的变换示例一

□ 例：X是 $[0,1]$ 上的均匀随机变量， $Y = -\ln X$ ，求随机变量Y的概率密度函数

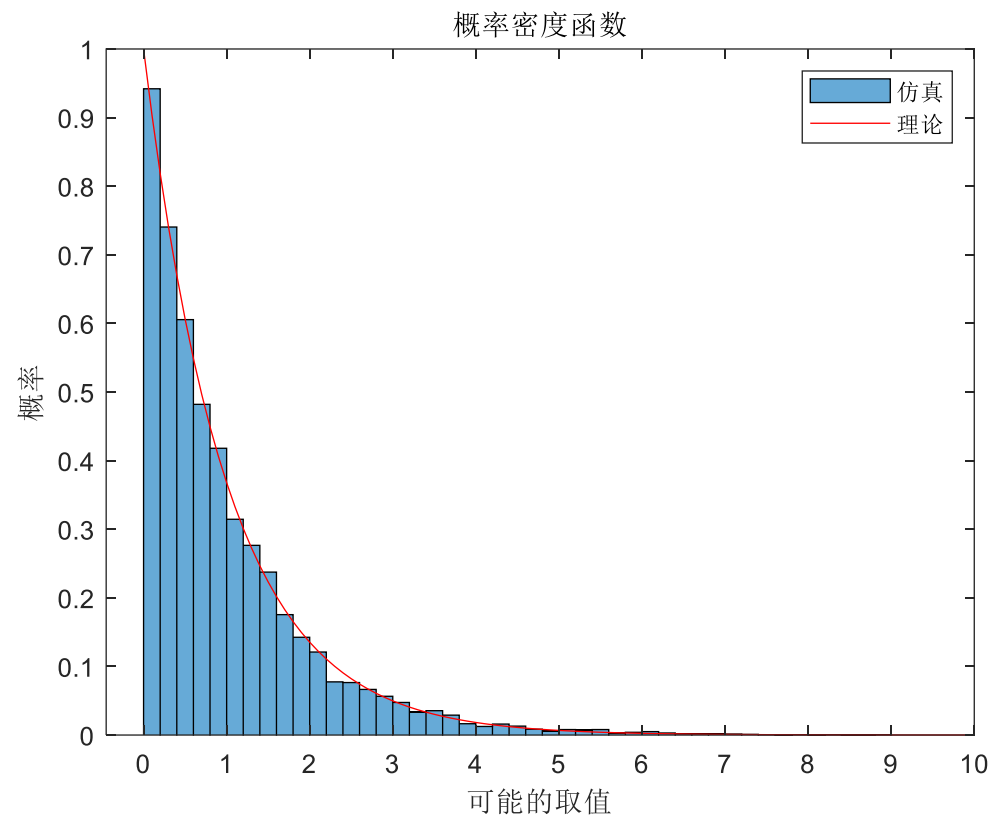
✓ $f_X(x) = 1 \quad x \in [0, 1]$

✓ $\left| \frac{dy}{dx} \right| \Big|_{x=g^{-1}(y)} = \left| -\frac{1}{x} \right| \Big|_{x=e^{-y}} = e^y$

✓ $f_Y(y) = \frac{f_X(x)}{\left| \frac{dy}{dx} \right|} \Big|_{x=g^{-1}(y)} = \frac{1}{e^y} = e^{-y} \quad y \in [0, +\infty]$

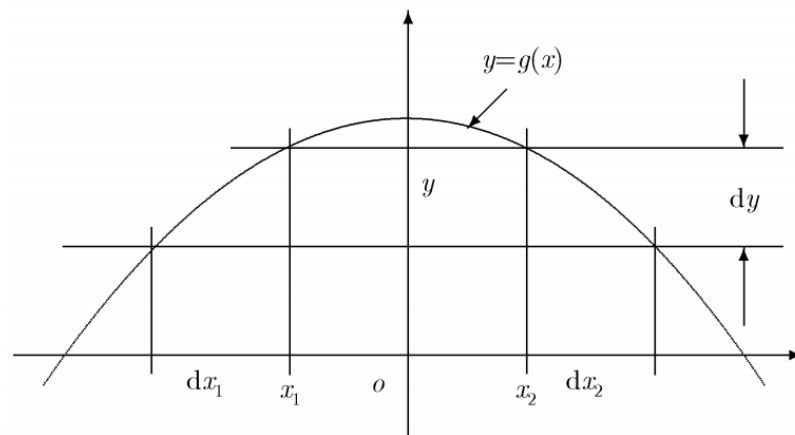
✓ 程序：simRVTrans1.m

```
1. % 随机变量的函数(情况 1)
2. close all; clearvars;
3.
4. N=1e4;
5. x=rand(1,N);
6. y=-log(x);
7. histogram(y,'Normalization','pdf');
8.
9. Y = 0:0.1:10;
10. fY_theory =exp(-Y); %理论 PDF
11. hold on; plot(Y,fY_theory,'r-'); %绘制理论 PDF
12. title('概率密度函数');legend('仿真','理论');
13. xlabel('可能的取值');ylabel('概率');
```



情况二： X 是连续随机变量， g 是非单调函数

- 对非单调变换 $Y = g(X)$ 存在输入随机变量的多个值只对应于输出随机变量的一个值



$$P\{y < Y \leq y + dy\} = P\{x_1 < X \leq x_1 + dx\} + P\{x_2 - dx < X \leq x_2\}. \quad \Rightarrow \quad f_Y(y)dy = f_X(x_1)dx + f_X(x_2)dx$$

$$\Rightarrow \quad f_Y(y) = \frac{f_X(x_1)}{\left|\frac{dy}{dx}(x_1)\right|} + \frac{f_X(x_2)}{\left|\frac{dy}{dx}(x_2)\right|} \bigg|_{\substack{x_1=g^{-1}(y) \\ x_2=g^{-1}(y)}} \quad \Rightarrow \quad f_Y(y) = \sum_{i=1}^N \frac{f_X(x_i)}{\left|\frac{dy}{dx}(x_i)\right|} \bigg|_{x_i=g^{-1}(y), i=1, \dots, N}$$

随机变量的变换示例二

□ 例：X是 $[-1,5]$ 上的均匀随机变量， $Y = X^2$ ，求随机变量Y的概率密度函数

✓ $f_X(x) = 1/6 \quad x \in [-1,5]$

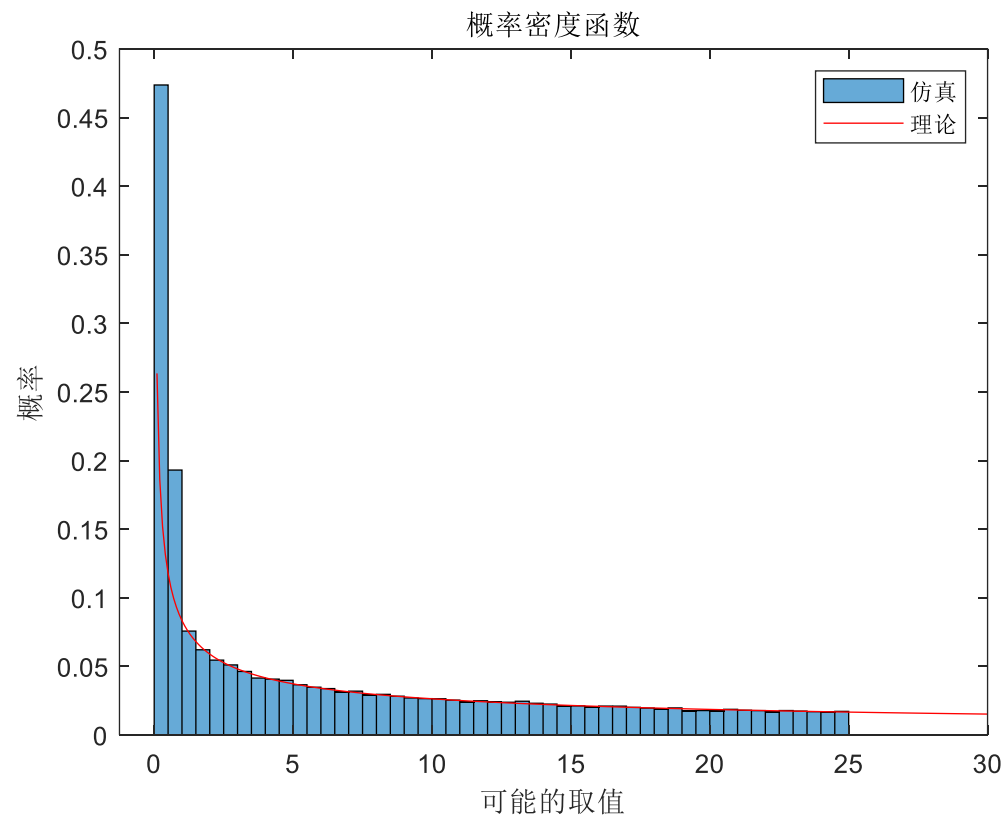
✓ $x \in [-1, 0]$ 时， $\left| \frac{dy}{dx} \right|_{x=g^{-1}(y)} = -2x|_{x=-\sqrt{y}} = 2\sqrt{y}$

✓ $x \in [0, 5]$ 时， $\left| \frac{dy}{dx} \right|_{x=g^{-1}(y)} = 2x|_{x=\sqrt{y}} = 2\sqrt{y}$

✓ $f_Y(y) = \frac{f_X(x)}{\left| \frac{dy}{dx} \right|_{x=g^{-1}(y)}} = \frac{\frac{1}{6}}{2\sqrt{y}} = \frac{1}{12\sqrt{y}} \quad y \in [0, +\infty]$

✓ **simRVTrans2.m**

```
1. % 随机变量的函数(情况 2)
2. close all; clearvars;
3.
4. N=100000;
5. x=6*rand(1,N)-1;
6. y=x.^2;
7. histogram(y,'Normalization','pdf');
8.
9. Y = 0:0.1:30;
10. fY_theory = 1./(12*sqrt(Y)); %理论 PDF
11. hold on; plot(Y,fY_theory,'r-'); %绘制理论 PDF
12. title('概率密度函数');legend('仿真','理论');
13. xlabel('可能的取值');ylabel('概率');
```



情况三：X是离散随机变量

□ 给定离散随机变量

$$f_X(x) = \sum_i P\{x_i\} \delta(x - x_i),$$

$$F_X(x) = \sum_i P\{x_i\} u(x - x_i).$$

□ 变换函数为 $Y = g(X)$

✓ 若g是单调函数，X和Y之间有唯一的对应关系 $y_i = g(x_i)$

$$\Rightarrow P\{y_i\} = P\{x_i\}$$



$$f_Y(y) = \sum_i P\{y_i\} \delta(y - y_i),$$

$$F_Y(y) = \sum_i P\{y_i\} u(y - y_i),$$

✓ 若g是非单调函数，随机变量X的N个值对应于随机变量Y的一个值

$$Y = y'_i \quad \text{if} \quad X = x_1, \text{ or } X = x_2, \text{ or } \dots X = x_N. \quad \Rightarrow \quad P\{y'_i\} = \sum_{j=1}^N P\{x_j\}.$$

任意随机变量的生成

□ 随机数的种类无穷无尽

- ✓ 满足随机数的性质即可
- ✓ 有名称的随机数非常有限

➤ 均匀分布, 高斯分布, 指数分布, 瑞丽分布, 莱斯分布...

□ 方法一：解析变换法（反演法、逆分布函数法）

- ✓ 对任意随机变量 x , 设其概率密度函数(PDF)为 $f(x)$, 其概率分布函数(CDF)为 $F(x) = \int_{-\infty}^x f(x)dx$, 只生成均匀分布的另一随机变量 U , 用 $F(x)$ 的反函数可计算得到 $x = F^{-1}(U)$, 则 x 一定服从 $f(x)$ 分布
 - 生成 $[0,1]$ 上的均匀分布随机变量 U
 - $x = F^{-1}(\theta)$, 则随机变量 x 为所需随机数
- ✓ 简单且高效, 是第一选择
- ✓ 需要给出概率分布函数反函数的解析表达式

示例：解析变换法

□ 生成一个指数分布随机变量

$$f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad x \geq 0$$

$$F_X(x) = 1 - e^{-\lambda x}, \quad x \geq 0 \quad \lambda > 0$$

□ 令 $U = F(x)$, 可以得到

$$X = -\frac{1}{\lambda} \ln(1 - U)$$

□ 由于 $1 - U$ 还是 $[0,1]$ 上均匀分布的随机变量, 上面式子可以改写为

$$X = -\ln(U)/\lambda$$

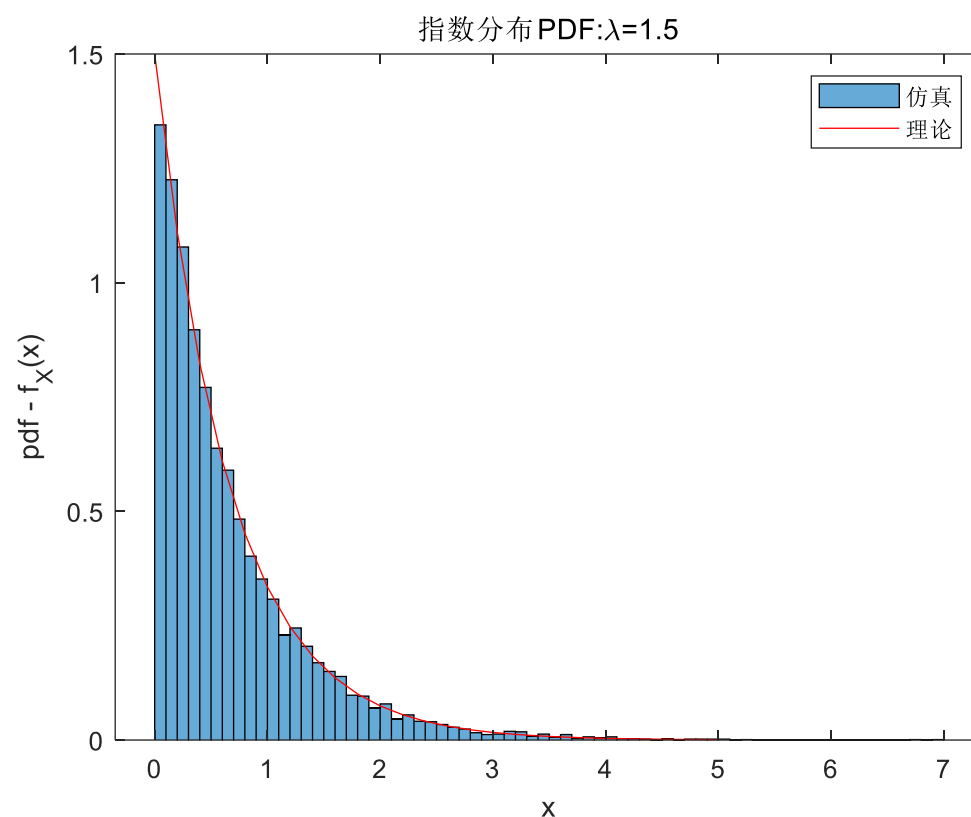
```
15. function x = expRV(lambda,L)
16. %变换法生成指数分布随机变量
17. %lambda - 指数分布的参数, L - 数据长度
18. u = rand(1,L); %均匀分布随机变量
19. x = -1/lambda*(log(1-u));
20. end
```

示例：解析变换法

□ 例：验证指数分布随机变量

✓ exExpRv.m

```
4. lambda=1.5;
5. L=1e4;
6. x = expRV(lambda,L);%生成随机变量
7. t_range=0:0.2:5;
8. T_pdf = lambda*exp(-lambda*t_range); %理论 PDF
9. histogram(x,'Normalization','pdf'); hold on;%从数据中估计 PDF
10. plot(t_range,T_pdf,'r'); %绘制仿真估计 PDF
11. xlabel('x');ylabel('pdf - f_X(x)');
12. title(['指数分布 PDF:\lambda=',num2str(lambda)]);
13. legend('仿真','理论');
14.
15. function x = expRV(lambda,L)
16. %变换法生成指数分布随机变量
17. %lambda - 指数分布的参数, L - 数据长度
18. u = rand(1,L); %均匀分布随机变量
19. x = -1/lambda*(log(1-u));
20. end
```



舍选法

□ 舍选法又叫接受/拒绝方法、拒绝法

□ 情况1：定义域有限

✓ 不易求概率分布函数的反函数，应用面广

✓ $f(x)$ 仅在 $[x_{min}, x_{max}]$ 上非零， $f(x)$ 的值域仅在 $[y_{min}, y_{max}]$ 上非零

➢ 生成一个 $[x_{min}, x_{max}]$ 上均匀分布随机数 X

➢ 生成一个 $[y_{min}, y_{max}]$ 上均匀分布随机数 Y

➢ 若 $Y \leq f(X)$ ，则返回 X ，否则重复第一步

□ 情况2：定义域无限

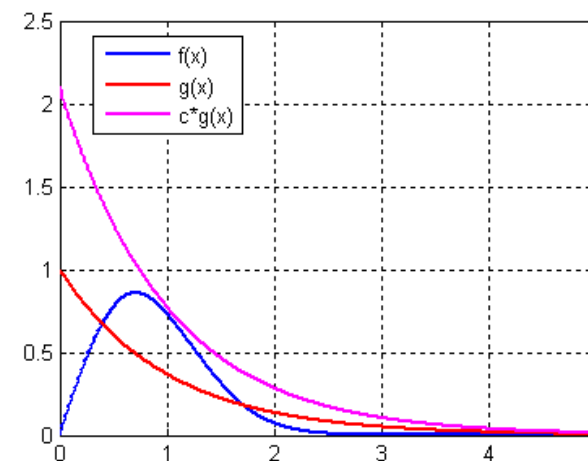
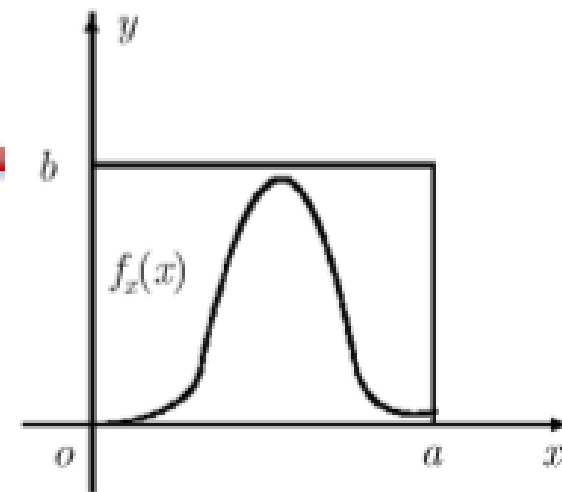
✓ 假定我们可以生成概率密度函数为 $g(x)$ 的随机变量，假定存在常数 c 满足

$$f(x)/g(x) \leq c \quad \forall x$$

➢ 生成均匀分布的随机数 u

➢ 生成具有密度 $g(x)$ 的随机数 v

➢ 若 $cu \leq f(v)/g(v)$ ，则接受 v 为随机数输出；反之，返回重新生成



示例：舍选法

□ 用舍选法生成如下概率分布的随机变量

$$f(x) = x e^{-\frac{x^2}{2}} \quad x > 0$$

✓ 注意：是参数为1的瑞丽(Rayleigh)分布

✓ simARMethod.m

```
5. n=1e5;%生成数量
6. f = @(x)x.*exp(-(x.^2)/2);
7. g = @(x)exp(-x);
8. grnd = @()exprnd(1);
9. X = ARMMethod(f,g,grnd,2.2,n,1);
10.
11. t=0:0.1:10;
12. t_pdf=f(t);
13. Y = raylrnd(1,n,1);%MATLAB 内置的瑞利分布生成随机变量
14. subplot(211);histogram(X,'Normalization','pdf');
15. hold on; plot(t,t_pdf,'m-');hold off;title('舍选法')
16. xlim([0,5]);legend('仿真','理论');
17. subplot(212);histogram(Y,'Normalization','pdf');
18. hold on; plot(t,t_pdf,'m-');hold off;title('MATLAB 内置函数')
19. xlim([0,5]);legend('仿真','理论');
```

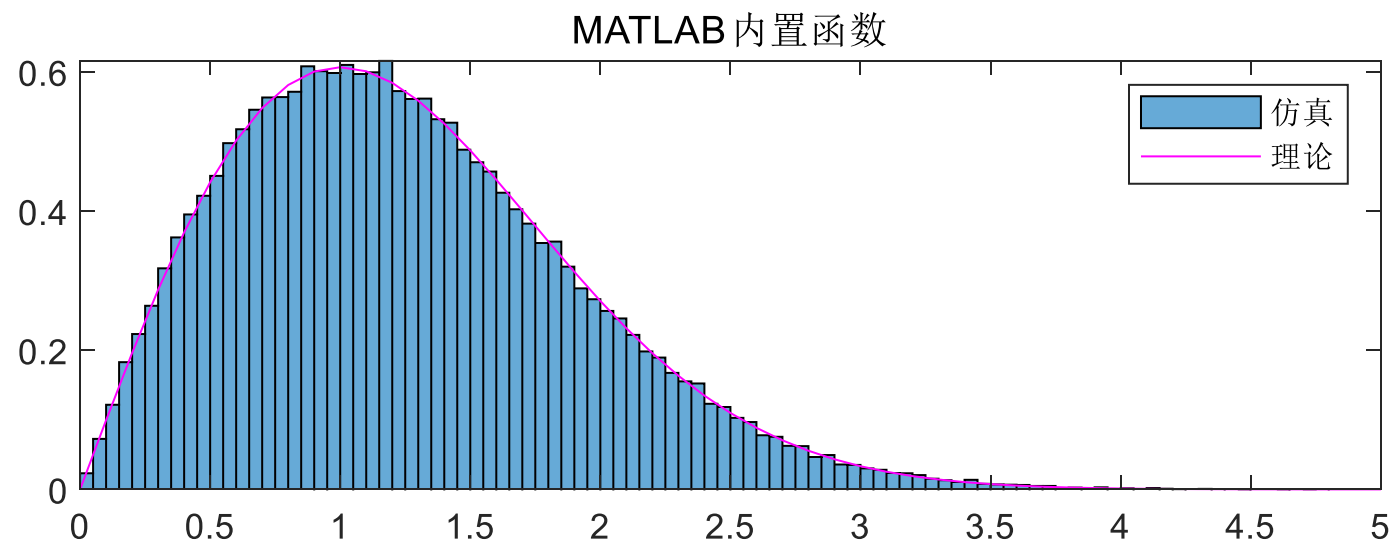
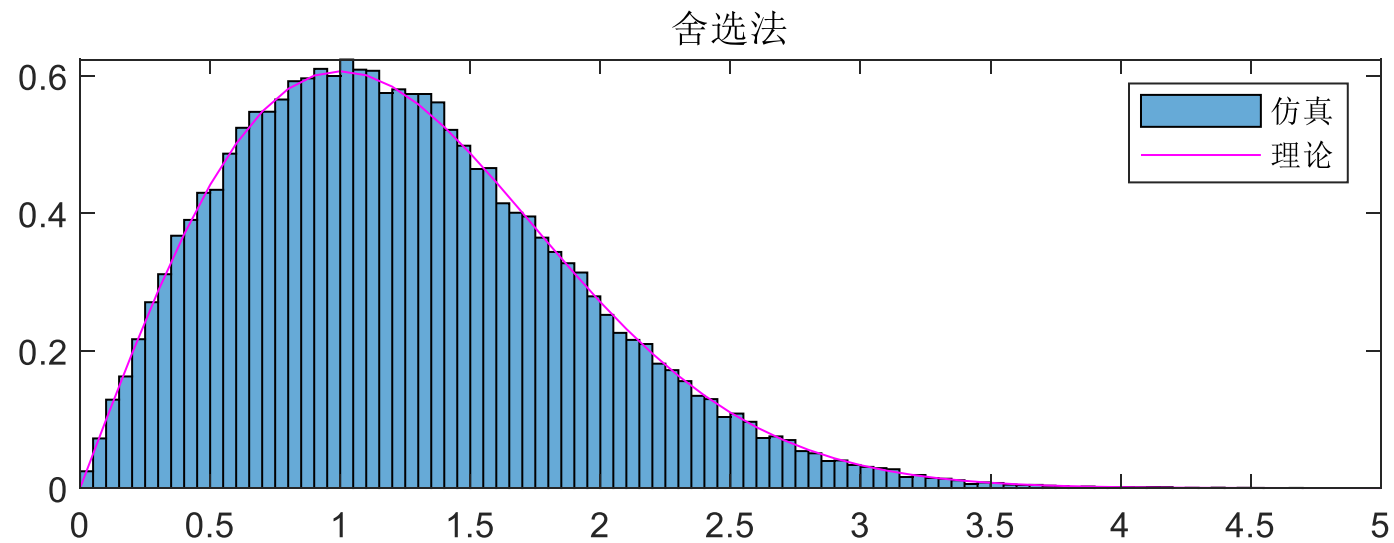
```
21. function X = ARMMethod(f,g,grnd,c,m,n)
22. %舍选法实现
23. % f: f(x)函数定义; g: g(x)函数定义; grnd: 概率密度函数为 g(x)的随机数生成器
24. % m, n: 随机数维度
25. X = zeros(m,n); % 预分配存储空间
26. for i = 1:m*n
27.     accept = false;
28.     while accept == false
29.         u = rand(); v = grnd();
30.         if c*u <= f(v)/g(v)
31.             X(i) = v;
32.             accept = true;
33.         end
34.     end
35. end
36. end
```

➤ 生成均匀分布的随机数 u

➤ 生成具有密度 $g(x)$ 的随机数 v

➤ 若 $cu \leq f(v)/g(v)$,则接受 v 为随机数输出; 反之, 返回重新生成

示例：舍选法



相关随机变量的生成

- 相关系数是研究两个随机序列之间线性相关程度的量
- 给定两个序列 X 和 Y ，他们的相关系数定义为

$$\rho(X, Y) = \frac{E\{(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)\}}{\sigma_X \sigma_Y}$$

✓ μ_X 和 μ_Y 分别是序列 X 和 Y 的均值， σ_X 和 σ_Y 分别是序列 X 和 Y 的标准方差

- 两个序列 X 和 Y 的相关矩阵 $C = \begin{bmatrix} \rho(X, X) & \rho(X, Y) \\ \rho(Y, X) & \rho(Y, Y) \end{bmatrix}$

✓ 由于序列与自己完全相关，可改写为

$$C = \begin{bmatrix} 1 & \rho(X, Y) \\ \rho(Y, X) & 1 \end{bmatrix}$$

生成两个相关随机序列

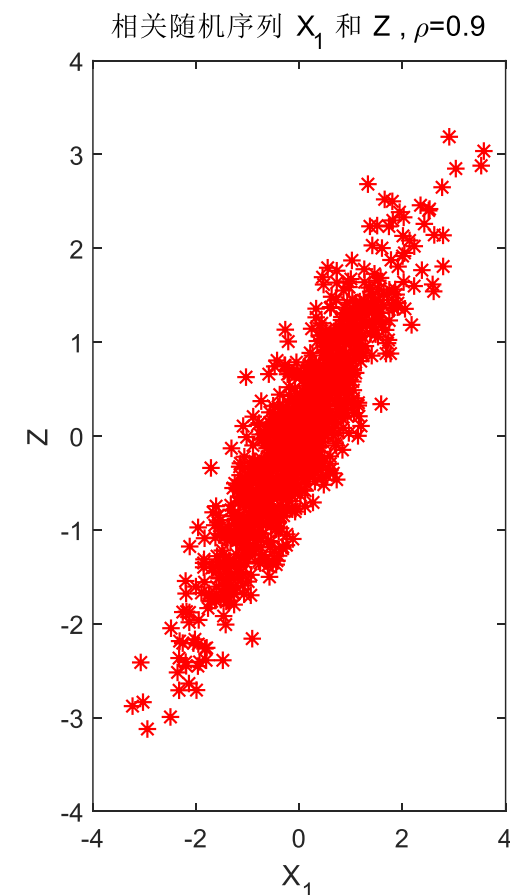
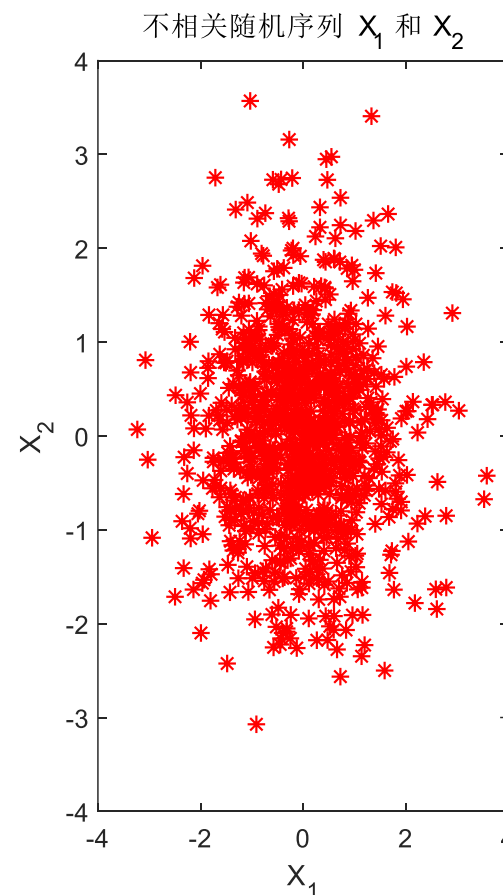
□ 给定相关系数 ρ ，生成两个相关随机序列

- ✓ 第一步：按概率分布生成两个不相关的随机序列
- ✓ 第二步：生成所需的相关序列 $Z = \rho X_1 + \sqrt{1 - \rho^2} X_2$
- ✓ 得到的序列 Z 相对于 X_1 具有相关性 ρ

□ 例：生成两个相关高斯随机序列

- ✓ `simCorrelatedRvTwoSeq.m`

```
5. N=1000;           %序列长度
6. x1=randn(1,N); %正态分布随机序列 1
7. x2=randn(1,N); %正态分布随机序列 2
8. subplot(1,2,1); plot(x1,x2,'r*');
9. title('不相关随机序列 X_1 和 X_2');
10. xlabel('X_1'); ylabel('X_2');
11. axis([-4,4,-4,4])
12.
13. rho=0.9;
14. z=rho*x1+sqrt(1-rho^2)*x2;
15. subplot(1,2,2); plot(x1,z,'r*');
16. title(['相关随机序列 X_1 和 Z , \rho=', num2str(rho)]);
17. xlabel('X_1'); ylabel('Z');
18. axis([-4,4,-4,4])
```



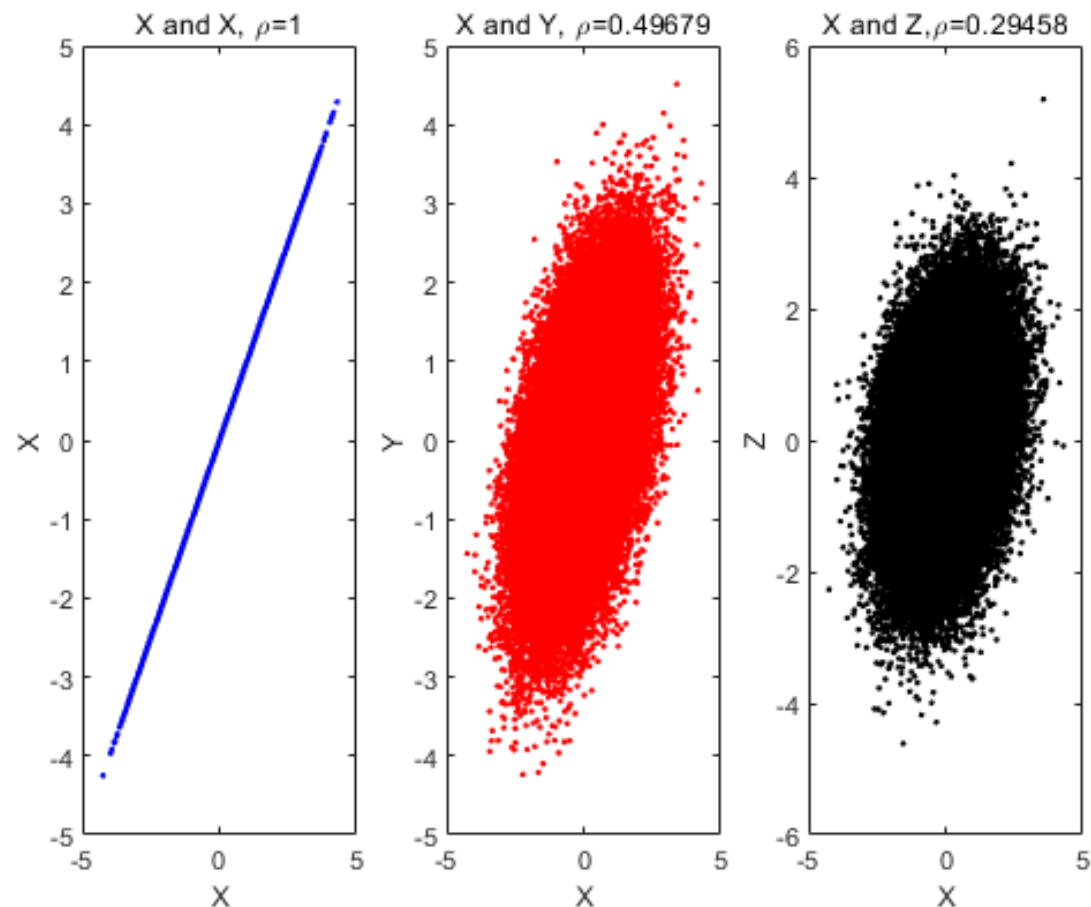
多个相关随机变量序列的生成

- 给定一个相关矩阵，生成多个相关随机变量序列，使用Cholesky分解
 - ✓ Cholesky分解法又称平方根法
 - ✓ 相关矩阵为对称正定阵，表示成具有形式 $C = U^T U = LL^T$ 的分解，其中U和L分别为上三角阵和下三角阵
 - ✓ 要求矩阵的所有特征值必须大于零，故分解的下三角的对角元也是大于零的
 - 相关矩阵：N*N矩阵，定义N个变量之间的相关性
 - ✓ 对角线元素（变量与自身的相关性）总是等于1
 - ✓ 第i行j列或第j行i列元素为第i个和第j个变量的相关系数
 - ✓ 例：给定三个变量X、Y和Z
 - X和Y的相关系数为0.5
 - X和Z的相关系数为0.3
 - Y和Z的相关系数为0.2
- $$C = \begin{matrix} & \begin{matrix} X & Y & Z \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0.3 \\ 0.5 & 1 & 0.2 \\ 0.3 & 0.2 & 1 \end{bmatrix} & \begin{matrix} X \\ Y \\ Z \end{matrix} \end{matrix}$$
- 相关序列生成：将不相关随机变量与上三角矩阵相乘 $R_c = RU$
 - ✓ R是不相关随机变量
 - ✓ 与上三角或下三角相乘都可以

示例：多个相关随机变量序列的生成

□ 程序：simCorrelatedRvMultiple.m

```
5. C=[ 1 0.5 0.3;  
6.     0.5 1 0.2;  
7.     0.3 0.2 1]; %相关矩阵  
8. U=chol(C); %Cholesky 分解  
9.  
10. N=1e5; %序列长度  
11. R=randn(N,3); %生成 3 条不相关随机序列  
12. Rc=R*U; %生成 3 条相关随机序列 X,Y,Z  
13.  
  
14. %验证  
15. %计算生成的相关序列之间的相关矩阵  
16. coeffMatrixXX=corrcoef(Rc(:,1),Rc(:,1));  
17. coeffMatrixXY=corrcoef(Rc(:,1),Rc(:,2));  
18. coeffMatrixXZ=corrcoef(Rc(:,1),Rc(:,3));  
19.  
20. %从相关矩阵中提取出相关系数  
21. coeffXX=coeffMatrixXX(1,2); %序列 X 与序列 X 的相关系数  
22. coeffXY=coeffMatrixXY(1,2); %序列 X 与序列 Y 的相关系数  
23. coeffXZ=coeffMatrixXZ(1,2); %序列 X 与序列 Z 的相关系数
```



随机过程的谱密度

□ 当信号的能量集中在一个有限时间区间的时候，尤其是总能量是有限的，就可以计算能量谱密度

□ 对某一信号 $x(t)$ ，其频域表示为 $X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-2\pi ift} dt$

✓ 功率谱密度可定义为

$$S_x(f) = |X(f)|^2$$

□ 对一随机过程 $X(t)$ ，则其在 $[-T, T]$ 上的平均功率为

$$P_T = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |x(t)|^2 dt.$$

✓ 功率谱密度可定义为

$$S_X(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \left| \int_{-T}^T x(t)e^{-2\pi ift} dt \right|^2.$$

□ 对于宽平稳随机过程，其功率谱密度是其自相关函数的傅里叶变换

□ 随机过程 $X(t)$ 的自相关函数定义

$$R_X(t_1, t_2) = E\{X(t_1)X(t_2)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_1 x_2 f_X(x_1, x_2; t_1, t_2) dx_1 dx_2$$

✓ $f_X(x_1, x_2; t_1, t_2)$ 是随机过程 $X(t)$ 的二维概率密度

□ 当随机过程 $X(t)$ 为宽平稳随机过程 $\tau = t_2 - t_1$

$$R_X(\tau) = R_X(t_1, t_2)$$

□ 得到随机过程 $X(t)$ 的功率谱密度

$$S_X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_X(\tau) e^{-2\pi i f \tau} d\tau$$

功率谱密度估计——直接法

- 直接法也称为周期图法，它是直接对有限个样本数据进行傅里叶变换，利用得到的结果计算得到功率谱。样本数据越长，直接法获得的分辨率越高。
- 假定有限长随机信号序列为 $x(k)$ ，则其功率谱密度可估计为

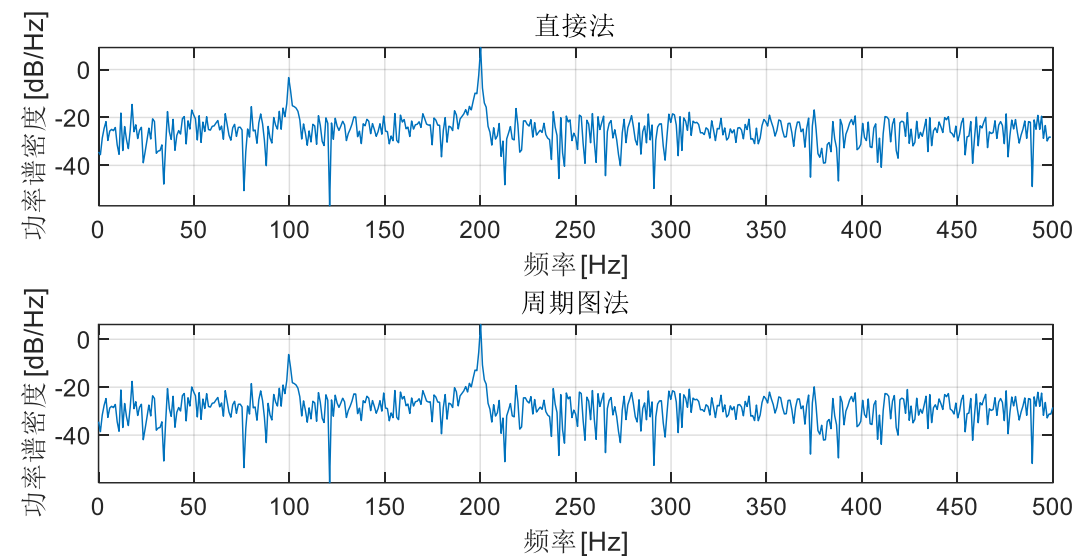
$$S_x(k) = |X_k|^2 \quad k = 0, 1, \dots, N-1$$

- MATLAB提供了periodogram、pwelch等多个函数实现随机过程的功率谱密度估计
- 例：估计随机过程 $x(t) = \cos(2\pi f_1 t) + 3\cos(2\pi f_2 t) + n$ 的功率谱密度，其中 $f_1=50, f_2=100$ ， n 是单位方差的零均值高斯噪声。

示例：功率谱估计——直接法

□ 程序：simPSD.m

```
03. Fs = 1000;
04. nfft = 1024; %fft采样点数
05.
06. %产生序列
07. n = 0:1/Fs:1;
08. xn = cos(2*pi*100*n) + 3*cos(2*pi*200*n)+(randn(size(n)));
09. subplot(2,1,1);plot(xn);title('加噪信号');xlim([0 1000]);grid on
10. % 随机信号的频谱
11. subplot(2,1,2)
12. [Xf, f] = SpectrumViewer(xn, Fs, 'onesided');
13. Y = abs(Xf);
14. plot(f,Y,'linewidth',2);
15. grid; xlabel('频率/Hz'); ylabel('幅值')
16.
17. figure
18. %FFT直接平方
19. Y2=Y.^2;
20. subplot(3,1,1);plot(f,10*log10(Y2));title('直接法');grid on
21. xlabel('频率[Hz]');ylabel('功率谱密度[dB/Hz]')
22.
23. %周期图法
24. window = boxcar(length(xn)); %矩形窗
25. [psd1,f] = periodogram(xn>window,nfft,Fs);
26. subplot(3,1,2);plot(f,10*log10(psd1));title('周期图法');grid on
27. xlabel('频率[Hz]');ylabel('功率谱密度[dB/Hz]')
```



功率谱密度估计——间接法

□ 间接法则是先对有限个样本数据进行自相关估计，再进行傅里叶变换，最后得到功率谱

✓ 一个平稳随机过程 $X(t)$ 在频域中是用它的功率谱 $S_x(f)$ 来表征的，功率谱是随机过程自相关函数的傅立叶变换

$$S_x(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$

✓ 反过来，一个平稳随机过程的自相关函数可由其功率谱的傅立叶逆变换得到

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} S_x(f) e^{j2\pi f\tau} df$$

✓ 序列的自相关

$$R(k) = \frac{E[(X_i - \mu_i)(X_{i+k} - \mu_{i+k})]}{\sigma^2}$$

E 期望值。

X_i 在 $t(i)$ 时的随机变量值。

μ_i 在 $t(i)$ 时的预期值。

X_{i+k} 在 $t(i+k)$ 时的随机变量值。

μ_{i+k} 在 $t(i+k)$ 时的预期值。

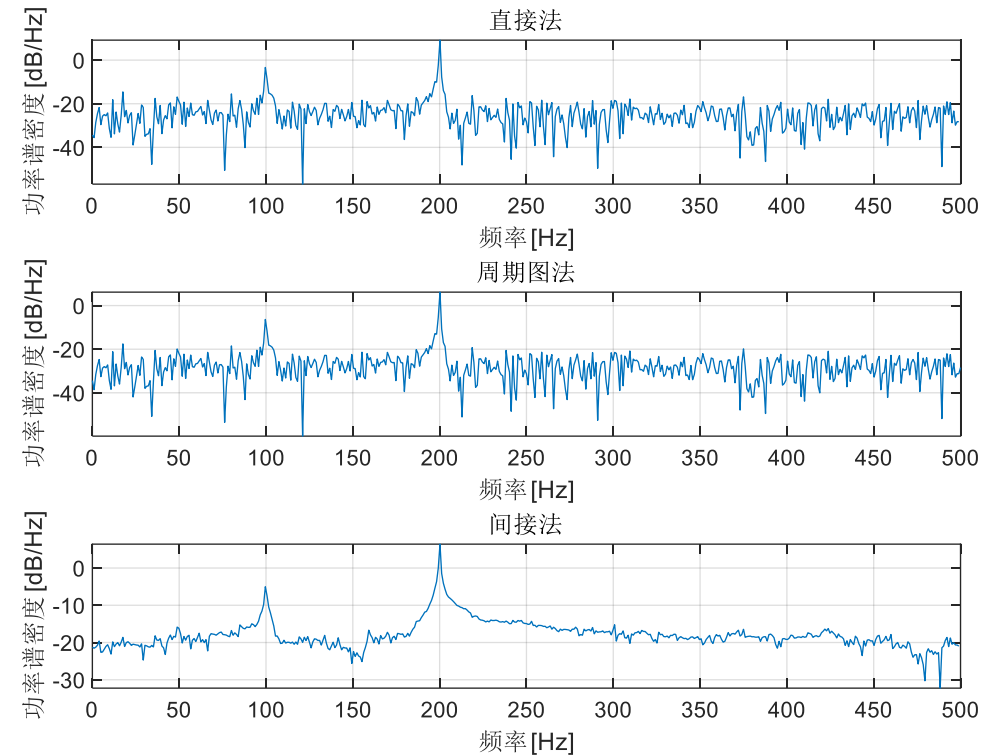
σ^2 为方差。

$$\begin{aligned}\hat{R}_x(m) &= \frac{1}{N-m} \sum_{n=1}^{N-m} X_n X_{n+m}, & m = 0, 1, \dots, M \\ &= \frac{1}{N-|m|} \sum_{n=|m|}^N X_n X_{n+m}, & m = -1, -2, \dots, -M\end{aligned}$$

示例：功率谱密度估计——间接法

□ 程序：simPSD.m

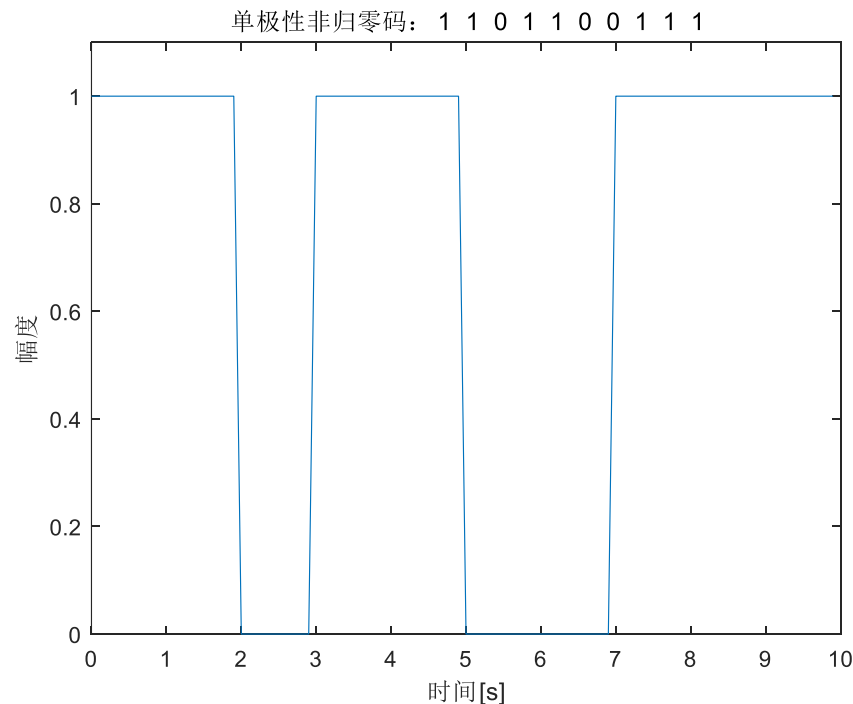
```
23. %周期图法
24. window = boxcar(length(xn)); %矩形窗
25. [psd1,f] = periodogram(xn>window,nfft,Fs);
26. subplot(3,1,2);plot(f,10*log10(psd1));title('周期图法');grid on
27. xlabel('频率[Hz]');ylabel('功率谱密度[dB/Hz]')
28.
29. %自相关法
30. cxn = xcorr(xn,'unbiased'); %计算自相关函数
31. CXk = fft(cxn,nfft)/nfft;
32. psd2 = abs(CXk)*2; %单边谱, *2
33. index = 0:round(nfft/2-1);
34. k = index*Fs/nfft;
35. psd2 = (psd2(index+1));
36. subplot(3,1,3)
37. plot(k,10*log10(psd2));title('间接法');grid on
38. xlabel('频率[Hz]');ylabel('功率谱密度[dB/Hz]')
```



□ 注意：方法2的噪声明显小于方法1

课后作业

- 考虑 $X_1 \sim N(2, 2)$, $X_2 \sim N(-2, 5)$, $Y = X_1 + 2X_2$, 请编写程序, 生成1000个Y, 并验证随机数的性质符合要求 (均值、方差、直方图等)
- 绘制单极性非归零码的波形与功率谱 (理论和仿真数值计算结果)
 - ✓ 程序框架: hw3.m
 - ✓ 注意: $T_s = 1$



$$P_s(f) = \frac{1}{4} \delta(f) + \frac{T_s}{4} S_a^2\left(\frac{2\pi f T_s}{2}\right)$$

$$g(t) = \begin{cases} 1 & |t| \leq \frac{T_s}{2} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \leftrightarrow G(f) = T_s S_a\left(\frac{2\pi f T_s}{2}\right)$$

Sa函数可以用sinc函数实现, 注意sinc的定义

$$\text{sinc } t = \begin{cases} \frac{\sin \pi t}{\pi t} & t \neq 0, \\ 1 & t = 0. \end{cases}$$

有问题，随便问！

