

Nombres aléatoires

Vincent Nozick



Qualités requises

- Vitesse.
- Simplicité.
- Robustesse (ne se coince pas).
- Ne représente pas une suite logique apparente.
- Reproductible.

Pour quoi faire?

- Simulation physique.
- Étude de probabilité.
- Jeux.
- Algorithmes stochastiques* :
 - Quick sort.
 - Lancer de rayons.
- Autres ...

* comportement déterminé par une entrée + un nombre aléatoire.

Qualités requises

“Ne présente pas de suite logique apparente” :

L'important ici n'est pas le nombre généré mais la suite de nombres générée.

Pour un bon générateur, on espère que la probabilité pour un nombre y de succéder à un nombre x est la même pour tout les y (sur un intervalle donné).

Familles de générateurs

Mécanismes physiques :

- Pile ou face.
- Loto.
- L'heure.
- Le temps écoulé entre 2 "bips" d'un compteur Geiger.
- ...

Familles de générateurs

Mécanismes physiques :

- Pile ou face.
- Loto.
- L'heure.
- Le temps écoulé entre 2 "bips" d'un compteur Geiger.
- ...

coûteux, ne peut pas reproduire la même suite.

Familles de générateurs

Générateurs pseudo-aléatoires :

- Fonctions déterministes :
 - soit x_i un état $x_{i+1} = f(x_i)$
 - $x_0 =$ graine (seed)
- Une période p ($x_i = x_{i+p}$).
- Parfois : une phase de démarrage.

Générateurs à congruence linéaire

- Linear Congruential Generator → LCG.
- Très simple.
- Très utilisé.
- Un des mieux connu.

Générateurs à congruence linéaire

Définition :

$$x_{n+1} = (a \cdot x_n + b) \pmod{m}$$

s'écrit $\text{LCG}(m, a, b, x_0)$

Exemple :

$$\text{LCG}(5, 2, 1, 0) \rightarrow x_{n+1} = (2x_n + 1) \pmod{5}$$

0, 1, 3, 2, 0, ...

Générateurs à congruence linéaire

Période :

Si $p = m$, alors on peut choisir arbitrairement x_0 car toutes les valeurs entières entre 0 et $m - 1$ sont prises exactement une fois par cycle.

Générateurs à congruence linéaire

Propriété :

- Une graine x_0 .
- Une période $p < m$ la plus grande possible.
- Une phase de démarrage la plus petite possible.
- Un LCG est dit :
 - mixte si $b > 0$
 - multiplicatif si $b = 0$

Générateurs à congruence linéaire

Théorème :

Un LCG est de période maximal ($p = m$) ssi :

- m et b sont premiers entre eux.
- tout nombre premier qui divise m divise aussi $a - 1$.
- si 4 divise m , alors 4 divise $a - 1$.

Attention :

une longue période est nécessaire mais pas suffisante pour considérer qu'un générateur est bon.

Générateurs à congruence linéaire

Période de démarrage : Exemple :

$$\text{LCG}(24,2,1,0)$$

$$x_{n+1} = (2x_n + 1) \pmod{24}$$

$$\overbrace{0, 1, 3, \dots}^{\text{démarrage}}, \underbrace{7, 15, 7, \dots}_{\text{période}}$$

LCG multiplicatifs

s'écrit $\text{MLCG}(m,a,x_0)$

$$x_{n+1} = ax_n \pmod{m}$$

Ils sont très utilisés car ils présentent l'avantage d'économiser une addition par rapport aux LCG mixtes.

LCG multiplicatifs

Théorème :

Un MLCG est de période maximal ($p = m$) ssi :

- m est premier.
- $m - 1$ est le plus petit entier k tel que $(a^k - 1) \pmod{m} = 0$.

Exemple :

$$x_{n+1} = (16807x_n) \pmod{2^{31} - 1}$$

$$x_{n+1} = (214013x_n + 2531011) \pmod{2^{32}}$$

$$x_{n+1} = (134775813x_n + 1) \pmod{2^{32}}$$

$$x_{n+1} = (1103515245x_n + 12345) \pmod{2^{32}}$$

Apple CarbonLib

Microsoft Visual C

Delphi, virtual Pascal

glibc (gcc)

LCG

Problème :

"Never use a generator principally based on a linear congruential generator (LCG) or a multiplicative linear congruential generator (MLCG)".

Numerical Recipes, 3rd edition

*"Never use the built-in generators in the C and C++ languages, especially **rand** and **srand**. These have no standard implementation and are often badly flawed".*

Numerical Recipes, 3rd edition

Xorshift

- Composé de 3 XORs et 3 shifts → très rapide et très léger.
- Période maximale -1.
- Marsaglia, publié en 2003.

Xorshift

Initialisation : `unsigned int x ≠ 0`

Update : $x \leftarrow x \wedge (x \gg a_1)$
 $x \leftarrow x \wedge (x \ll a_2)$
 $x \leftarrow x \wedge (x \gg a_3)$

- période : $2^{64} - 1$ pour les architectures 64 bits
- rapide (le plus rapide va seulement 2,5 fois plus vite)
- pour obtenir un nombre entre 1 et n : `rand()%(n-1)`

Xorshift

XOR ?

x	y	$x \wedge y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



`unsigned int x,y,z;`

...

`z ← x ∧ y;`

→ on applique l'opérateur XOR à chaque bit de x , y et z .

Xorshift

Exemple :

$$x = 0001\ 0100 = (20)_{10}$$

$$x \wedge = x \gg 3$$

$$x \gg 3 = 0000\ 0010$$

$$0001\ 0100 \wedge 0000\ 0010 = 0001\ 0110$$

$$x \wedge = x \ll 2$$

$$x \ll 2 = 0101\ 1000$$

$$0001\ 0110 \wedge 0101\ 1000 = 0100\ 1110$$

$$x \wedge = x \gg 4$$

$$x \gg 4 = 0000\ 0100$$

$$0100\ 1110 \wedge 0000\ 0100 = 0100\ 1010 = (74)_{10}$$

→ suivant(20) = 74

Xorshift

Extension avec un LCG

```

unsigned long random64(const unsigned long u,v,w){
    u = u * 2862933555777941757LL + 7046029254386353087LL;

    v ^= v >> 17;
    v ^= v << 31;
    v ^= v >> 8;

    w = 4294957665U*(w & 0xffffffff) + (w >> 32);

    unsigned long x = u ^ (u << 21);
    x ^= x >> 35;
    x ^= x << 4;

    return (x + v) ^ w;
}

```

Recommandé par Numerical Recipes, 3rd edition.

Mersenne Twister

- Makoto Matsumoto et Takuji Nishimura, 1998. (actualisé récemment)
- Basé sur un **xorshift**.
- Très utilisé.
- Très rapide.
- Période = $2^{19937} - 1$ (plus de 10^{6001}).
- On trouve une implémentation très facile d'emploi sur le net.

Tester un générateur

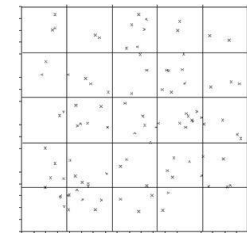
Pour savoir si un générateur est bon, on peut :

- Regarder sa période :
 - pas trop petite.
 - trop grande (10^{100}), ça ne sert à rien.
- Vérifier s'il ne satisfait pas une distribution particulière.

Test χ^2

$$f : [0, m] \rightarrow [0, m]$$

$$f(x) = \text{suivant}(x)$$



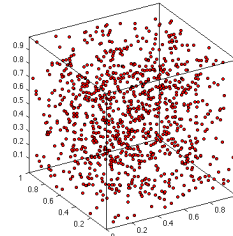
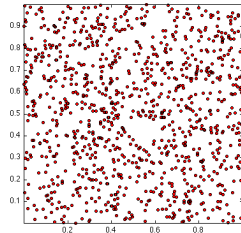
On divise le carré en k carrés égaux et on compte le nombre de points dans chaque carré.

→ la répartition doit être homogène.

Test spectral

$$f : [0, m] \rightarrow [0, m]$$

$$f(x) = \text{suivant}(x)$$



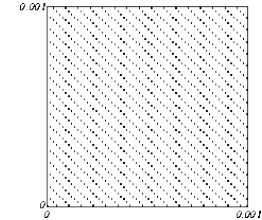
Détermine à quelle densité un k -tuple correspond à un hyperplan à k dimension.

Test spectral

Pour les LCG : 2D

$$f : [0, m] \rightarrow [0, m]$$

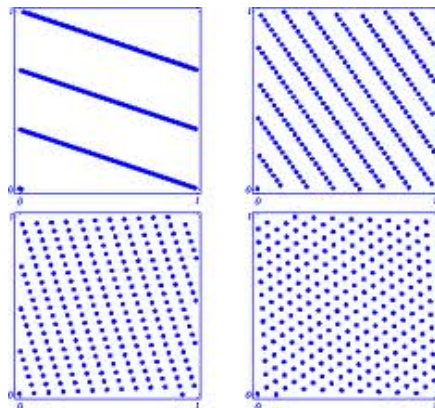
$$f(x) = \text{suivant}(x)$$



→ On voit des droites

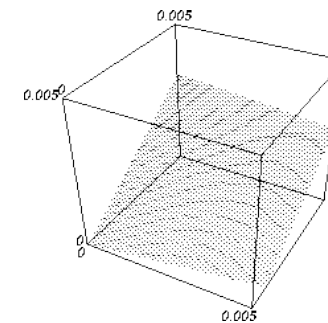
Test spectral

Pour les LCG : 2D



Test spectral

Pour les LCG : 3D



→ On voit des plans

Test Diehard

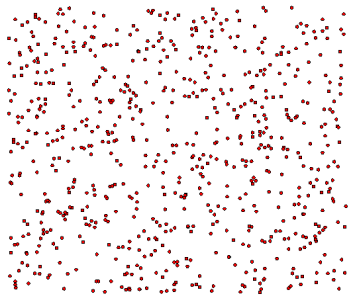
- **Birthdate spacings** : sélectionne des points aléatoires sur un grand intervalle. L'espace entre les points doit satisfaire des propriétés statistiques.
- **Permutations** : génère 5 nombres aléatoires consécutifs. Leur ordonnancement (120 possibilités) doit être équiprobable.
- **Rang de matrice** : génère aléatoirement des matrices. Le rang des matrices doit satisfaire des propriétés statistiques.
- **Test du singe** : considère une séquence aléatoire comme des "mots" et compte les recouvrements de mots.

Test Diehard

- **Count the 1s** : converti une séquence aléatoire en "mots" et compte les occurrences du mot "words".
- **Place de parking** : génère aléatoirement des cercles unitaires dans un carré de 100×100. Si un nouveau cercle en recouvre un autre, recommencer. Après 12 000 essais, les tentatives réussies doivent satisfaire une distribution normale.
- **Distance min** : génère 8000 points aléatoires dans un carré 10.000². La distance min par paires doit satisfaire des propriétés statistiques.

Distributions

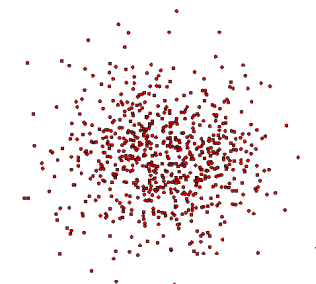
Distribution uniforme :



Résultat par défaut avec les méthodes précédentes.

Distributions

Distribution normale : (gaussienne)



$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

→ générée à partir d'une distribution uniforme

Distributions

Conversion : distribution uniforme \rightarrow normale

Algorithm 1: Forme cartésienne

input: moyenne μ et variance σ

repeat

$x = \text{random}()$	$x \in [-1, 1]$
$y = \text{random}()$	$y \in [-1, 1]$
$s = x^2 + y^2$	

until $s \leq 1$

$$u = \mu + x\sigma\sqrt{\frac{-2\ln s}{s}} \quad \text{et} \quad v = \mu + y\sigma\sqrt{\frac{-2\ln s}{s}}$$

Distributions

Conversion : distribution uniforme \rightarrow normale

Algorithm 2: Forme polaire

input: moyenne μ et variance σ

$x = \text{random}()$	$x \in]0, 1]$
$y = \text{random}()$	$y \in]0, 1]$

$$r = \sigma\sqrt{-2\ln x}$$

$$\phi = 2\pi y$$

$$u = \mu + r \cos(\phi) \quad \text{et} \quad v = \mu + r \sin(\phi)$$

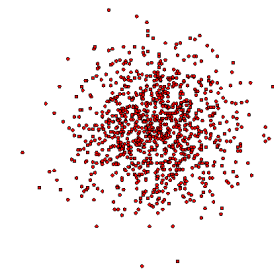
Distributions

Remarque : Distribution uniforme \rightarrow normale

La forme cartésienne n'utilise pas de fonctions trigonométriques (assez coûteuses) mais rejette environ 21,46% des candidats issus de la distribution uniforme.

Distributions

Distribution de poisson :



$$p(k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} \quad \lambda \geq 0$$

Distributions

Conversion : distribution uniforme \rightarrow poisson

Algorithm 3: Loi de poisson

input: λ

```

s = λ
r = -1
while s ≥ 0 do
  r = r + 1
  x = random()           x ∈]0, 1]
  s = s + log(x)
end
return r

```

En C++ (11) : les générateurs

```

#include <random>

std::default_random_engine myGenerator();
int myValue = myGenerator();

```

- `std::default_random_engine`
selection de la stl, usage basique
- `std::mt19937_64`
Mersenne Twister 64 bits
- `std::ranlux24_base`
subtract-with-carry sur 24-bit
- ...

Les distributions

```

#include <random>

std::mt19937_64 myGenerator();
std::uniform_real_distribution<float> myDistribution(1,6);
float myValue = myDistribution(myGenerator());

```

- `std::uniform_int_distribution<int>(min,max)`
distribution uniforme entière entre min et max
- `std::uniform_real_distribution<float>(min,max)`
distribution uniforme flottante entre min et max
- `std::normal_distribution<double>(mean,stdev)`
distribution normale (gaussienne)
- `std::poisson_distribution<int>`
distribution de Poisson
- ...

Graines et usages

Graines :

```

#include <random>

unsigned seed = ...;
std::mt19937_64 myGenerator(seed);

```

Distribution compacte :

```

std::mt19937_64 myGenerator();
std::uniform_int_distribution<int> uniformDistribution(1,6);
auto dice = std::bind(uniformDistribution, myGenerator);

int a = dice();
int b = dice();
...

```