

1. Zufallszahlen

- Systeme mit sehr vielen FG enthalten statische Elemente

► Tatsächliche Fluktuationen:

- thermische Fluktuationen: Diffusion, Wärmeleitung, Transport
- Quantenfluktuationen: Teilchenphysik, Feldtheorie
- Zufälliges Verhalten einzelner Konstituenten

► Algorithmische Zufallsvariablen in streng deterministischen Systemen

- statische Physik / Thermodynamik: Zeitmittel = Schormittel
- Stochastische Prozesse / Monte-Carlo
- Genetische Algorithmen
- Statische Analysen cf. heatmap

1.1. Klassen von Zufallszahlen

[1] Echte Zufallszahlen

- erzeugt durch echt zufällige Prozesse, z.B. radioaktiver Zerfall (Poisson!)
- aufwändig, kurze Sequenzen, nicht konfigurierbar, wenig unabh. Sequenzen

[2] Pseudo-Zufallszahlen

- nicht zufällig (determiniert \rightarrow Algorithmus)
- (wohlgehand) unkorreliert
- Echtzeit generierbar, lange Sequenzen, viele unabh. Sequenzen, schnell
- Versteckte Korrelationen nicht leicht auffindbar \rightarrow stat. Tests

[3] Quasi-Zufallszahlen

- nicht zufällig (determiniert)
- (maximal) Korreliert
- raumfüllend (ergodisch)
- Echtzeit generierbar, lange Sequenzen, (mittel-) schnell, aufwändig in hohen Dimensionen
- Können MC Verfahren beschleunigen

1.2. Gleichverteilte Pseudozufallszahlen (RNG)

Prototyp: Linear-Kongruenter Generator

$X \in [0, M-1]$ natürliche Zufallszahl

Sequenz:

$$X_{j+1} = a \cdot X_j + c \pmod{M}$$

- Periode = # Schritte bis ein X_j wieder auftritt
maximal M
- gute Wahl von a, c, M entscheidend (maximale Periode)
- Korrelationen:

k aufeinanderfolgende X_j , bilde $\vec{x} = (x_1, \dots, x_k)$ $x_i = X_i / M \in [0, 1]$

$\{\vec{x}\}$ nicht dicht in \mathbb{R}^k , sondern auf $(k-1)$ -dim. Hyperebenen!

höchstens $M^{1/k}$ solcher Ebenen, oft viel weniger!!

Bsp: IBM mainframe, RANDU:

$$M = 2^{31} = 32768, \quad a = 65539 \rightarrow \vec{x} = (x_j, x_{j+1}, x_{j+2}) \in [0, 1]^3$$

auf 11(!) Ebenen in \mathbb{R}^3 !

Vorsicht mit OS-implementierten Zufallszahlen



► brauchbare (linear-kongruente) Generatoren

$$\left. \begin{aligned} a &= 7^5 = 16807 \\ c &= 0 \\ M &= 2^{31} - 1 \end{aligned} \right\} \text{Lewis, Goodman, Miller (1969)}$$

- Kombiniere Sequenzen mit verschiedenem M , z.B.

$$X_j = [X_j^{(1)} + X_j^{(2)}] \bmod M, \quad M \in \{M_1, M_2\} \quad (\text{L'Ecuyer})$$

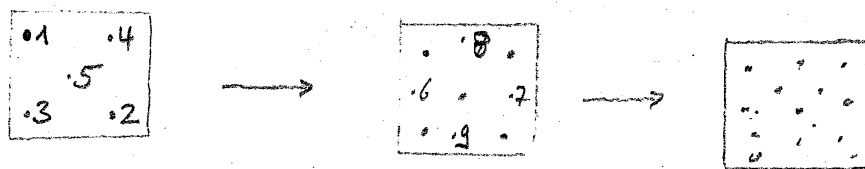
► Best Practice: Verwende gut getestete RNG-Bibliotheken / Algorithmen



- ran3 (D. Knuth, v. Numerical Recipes)
- ran4 (Verschlüsselung, basiert auf DES)
- ranlux (M. Lüscher, exzellent, relativ langsam)
- merse twister (Nishimura & Matsumoto, exzellent, schnell, riesige Periode $2^{19937} - 1$)
- s. Nvidia CURAND für weitere (auch CPU-basiert)

1.3. Quasi-Zufallszahlen

- deterministisch, korrekt



Quasi-Zufallszahlen "stoßen sich ab" \rightarrow gleichverteilt + effizient raumfüllend
 \Rightarrow können stat. Algorithmen beschleunigen!

• Bsp: (Halton)

- j als Zahl zur Basis b
 - Kehre Reihenfolge der b -Ziffern um
 - Dezimalpunkt (Basis b) vor umgedrehte Zahl
 - Schreibe Zahl zurück zur Basis 10
- \Rightarrow Halton-Zahl H_j

$$\underline{b = 3}$$

$$j = 17$$

- $17 = (122)_3$
- $(221)_3$
- $(0.221)_3$
- $2 \cdot 3^{-1} + 2 \cdot 3^{-2} + 1 \cdot 3^{-3}$
- $H_{17} = \frac{25}{27} = \underline{0.90123457}$

- Verbesserung durch Sobol (\rightarrow primitive Polynome mod 2)

s. Nvidia CURAND

$$j = 18$$

$$H_{18} = (0.002)_3 = \frac{2}{27} = \underline{0.074}$$

1.4 Ungleichmäßige Verteilungen

- Suche Zufallszahl $\xi \in I \subseteq \mathbb{R}$ verteilt mit vorgegebener Dichte $p(\xi)$
- Annahme: Gleichverteilte Zufallszahlen $x \in \Omega \subseteq \mathbb{R}$ können erzeugt werden (RNG)
- Erzeugung von ξ :
 - [1] Transformationsmethode
 - [2] Ablehnungsmethode
 - [3] Spezielle Algorithmen für geeignete p

• [1] Transformationsmethode

Sei x auf $[x_1, x_2]$ gleichverteilt und $g: [x_1, x_2] \rightarrow [a, b]$ differbar und streng monoton.
Dann ist $\xi = g(x)$ Zufallsvariable auf $[a, b]$ mit Verteilung $p(\xi) = |f'(\xi)|$
wobei $f = g^{-1}: [a, b] \rightarrow [x_1, x_2]$ die Umkehrfunktion ist.

Um das "richtige" f bzw. g zu finden (bei vorgegebener Zieldichte p) muss $p = f'$ integriert werden, d.h. man muss die Stammfunktion von p analytisch kennen.

Bsp: $p(\xi) = \lambda \cdot e^{-\lambda \xi} \quad (\xi \in \mathbb{R})$ (POISSON) ()

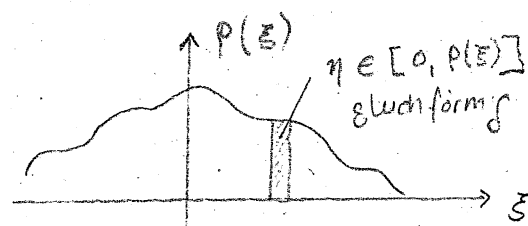
$$|f'(\xi)| = p(\xi) = \lambda e^{-\lambda \xi} \rightarrow f(\xi) = \pm e^{-\lambda \xi}$$

Wähle L' und $g(x) = f^{-1}(x) = + \lambda^{-1} \ln(-x)$

$\Rightarrow x$ auf $[x_1, x_2]$ gleichverteilt mit $x_1 = -e^{-\lambda a}$, $x_2 = -e^{-\lambda b}$

dann ist $\xi = \lambda^{-1} \ln(-x)$ auf $[0, b]$ mit $p(\xi) = \lambda e^{-\lambda \xi}$ verteilt.

[2] Ablehnungsmethode



~~Area~~ groß: ξ dick in $\Delta \xi$
 η dünn in $[0, p(\xi)]$
 $\Rightarrow (\xi, \eta)$ gleichverteilt

Wähle Punkt (ξ, η) unter der Fläche von p gleichförmig
 $\rightarrow \xi$ ist gesuchte Zufallsvariable !

Begründung Flächendichte für Punkt $(\xi, \eta) = 1$

$$1 = \text{Dichte von } \xi \cdot \text{Dichte von } \eta$$

$$= \text{Dichte von } \xi \cdot \frac{1}{p(\xi)}$$

$$\text{Dichte von } \xi = p(\xi)$$

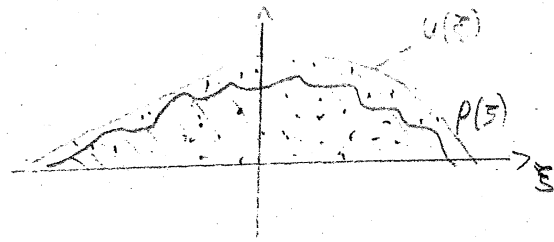
Gleichförmige Punktwahl

falls $F(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} dx p(x)$ analytisch bekannt und $A = F(\infty) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x)$

Wähle $t \in [0, A]$ gleichförmig $\rightarrow \xi = F^{-1}(t)$ $\left. \begin{array}{l} \eta \in [0, p(\xi)] \text{ gleichförmig} \end{array} \right\} (\xi, \eta) \text{ gleichförmig unter } p \text{ verteilt}$

Problem: Muss stochastisch analytisch kennen

Besser: Wähle analytisch angenehme Verteilungsfkt. $U(\xi)$ mit $F(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} dx U(x)$ und $A = F(\infty)$



Wahrscheinlichkeit für (ξ, η) :

$$U(\xi) \cdot \frac{p(\xi)}{U(\xi)} = p(\xi)$$

- Wähle Punkt (ξ, η) unter Verteilungsfunktion $U(\xi)$ wie oben
- Falls (ξ, η) unter p , d.h. $\eta < p(\xi)$
akzeptiere Punkt (ξ, η) , sonst verworfe und ziehe
neuen Kandidat (ξ, η) , solange bis akzeptiert
- \Rightarrow nächster Punkt (ξ, η)
- ξ ist nach $p(\xi)$ verteilt

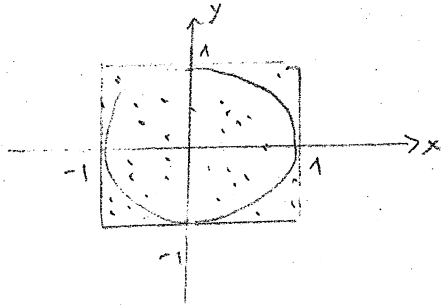
[3] Spezielle Methoden

Bsp: Box-Müller für Gauß-Verteilung

- U_1, U_2 gleichverteilt auf $[0, 1]$
- $\xi_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \cdot \cos(2\pi U_2)$
 $\xi_2 = \sqrt{-2 \ln U_1} \cdot \sin(2\pi U_2)$
- ξ_1, ξ_2 auf \mathbb{R} Gauß-verteilt, $f(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\xi^2/2}$

1.4 Einfache Monte-Carlo Methode

- Basiert auf Ablehnungsmethode



- Kreisfläche / Quadratfläche = $\pi/4$
- Würfle $(x, y) \in \text{Quadrat}$ gleichförmig
- Zahl „Treffer“ in Kreis
- $\frac{\pi}{4} \approx \frac{\# \text{ Treffer im Kreis}}{\# \text{ Versuche}}$

1. Kann zu jedem Zeitpunkt mit Näherung für $\pi/4$ abgebrochen werden

2. Konvergenz sehr langsam, $|\text{Näherung} - \pi/4| = O(N^{-1/2})$ $N = \# \text{ Versuche}$

vgl. regelmäßiges Gitter
für Testpunkte



- Skalieret wie $O(N^{-1})$
- Kann nicht jederzeit abgebrochen werden!

ÜA

Ersetze Pseudo-Zufallszahl im MC code durch Quasi-Zufallszahlen
Wie ordnet sich die Konvergenzgeschwindigkeit?

1.5. Das Monte-Carlo Theorem

Betrachte n -dim. Integral $I = \int_{\Omega} d^n x f(\vec{x})$ mit $\Omega = \Omega_1 \times \dots \times \Omega_n$ und $f \geq 0$

1. Sei $\vec{\xi} \in \Omega$ Zufallsvektor, so daß jede Komponente ξ_k in Ω_k gleichverteilt ist.

Dann Stichprobe $\{\vec{\xi}^{(i)}\}$ vom Umfang N

$$I = |\Omega| \cdot \left\{ \langle f \rangle \pm \sigma_f \right\}$$

mit

$$\langle f \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(\vec{\xi}^{(i)}) \quad \text{arithm. Mittel}$$

Standardfehler

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{|\Omega|^2} \int_{\Omega} d^n x \left[f(\vec{x}) - I/|\Omega| \right]^2$$

2. Der beste Schätzwert für die Varianz σ_f^2 ist

$$\sigma_f^2 \approx \frac{1}{N-1} \left\{ \langle f^2 \rangle - \langle f \rangle^2 \right\} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \left[f(\vec{\xi}^{(i)}) - \langle f \rangle \right]^2$$

Insbesondere ist $\sigma_f \sim O(N^{-1/2})$ für $N \rightarrow \infty$.

3. Verallgemeinerung für nicht gleichverteilte Zufallsvektoren:

$$\frac{I}{|\Omega|} = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} d^n x \rho(\vec{x}) \cdot f(\vec{x}) \approx \langle f \rangle \pm \left[\frac{\langle f^2 \rangle - \langle f \rangle^2}{N-1} \right]^{1/2}$$

wobei $\langle w \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w(\vec{\xi}^{(i)})$ und $\vec{\xi}$ in Ω nach Dichte $\rho(\vec{\xi})$ verteilt