

Transformation de variables aléatoires uniformes pour créer des variables aléatoires d'autres distributions

6-601-09 Simulation Monte Carlo

Geneviève Gauthier

HEC Montréal

La méthode
d'inversion

La méthode du
rejet

Les v. a. de
distributions
discrètes

La méthode de
composition

La méthode basée
sur un ratio
d'uniformes

La méthode de
Box-Muller pour la
distribution
gaussienne

Annexe

Transformation de v.a. uniformes

La méthode d'inversion

Supposons que la fonction de répartition $F : \mathfrak{R} \rightarrow [0, 1]$ de la distribution que l'on veut simuler est continue et strictement croissante. Alors F admet une inverse que l'on note F^{-1} et qui est définie au moins sur l'intervalle $(0, 1)$.

Transformation de v.a. uniforme

La méthode d'inversion

Théorème. $Y = F_X(X)$ est de loi $U(0, 1)$.

Preuve. Nous allons déterminer la fonction de répartition de $F_X(X)$ et ainsi montrer qu'elle est celle d'une loi $U(0, 1)$.

Comme $F_X : \mathfrak{R} \rightarrow [0, 1]$ alors

$$P[F_X(X) \leq u] = 0 \text{ pour tout } u < 0 \text{ et}$$

$$P[F_X(X) \leq u] = 1 \text{ pour tout } u > 1.$$

Pour $0 \leq u \leq 1$,

$$P[F_X(X) \leq u] = P[X \leq F_X^{-1}(u)] = F_X(F_X^{-1}(u)) = u. \quad \square$$

Théorème. *Si U est une variable aléatoire de loi uniforme $(0, 1)$ alors $V = F^{-1}(U)$ est de distribution F .*

Preuve. La fonction de répartition F_V de V satisfait, pour tout $v \in \mathfrak{R}$,

$$\begin{aligned} F_V(v) &= P[F^{-1}(U) \leq v] \\ &= P[U \leq F(v)] \\ &= F_U(F(v)) \\ &= F(v). \quad \square \end{aligned}$$

Exemple: la loi exponentielle. La fonction de répartition de la loi exponentielle d'espérance μ est

$$F(x) = \left[1 - \exp\left(-\frac{x}{\mu}\right) \right] \mathbf{1}_{x>0}.$$

Son inverse est donc

$$F^{-1}(y) = -\mu \ln(1 - y) \text{ si } 0 < y < 1.$$

Si U est de loi uniforme(0, 1) alors

$$V = -\mu \ln(1 - U)$$

est de loi exponentielle.

Vérification. Pour tout $v > 0$

$$\begin{aligned}P[V \leq v] &= P[-\mu \ln(1 - U) \leq v] \\&= P\left[U \leq 1 - \exp\left(-\frac{v}{\mu}\right)\right] \\&= 1 - \exp\left(-\frac{v}{\mu}\right). \quad \square\end{aligned}$$

Supposons que la fonction de répartition $F : \mathcal{R} \rightarrow [0, 1]$ de la distribution que l'on veut simuler admet une fonction de densité f . Supposons aussi qu'il existe une autre distribution dont la fonction de répartition est $G : \mathcal{R} \rightarrow [0, 1]$ telle que

1. on sait comment la simuler,
2. elle admet la fonction de densité $g : \mathcal{R} \rightarrow [0, \infty)$,
3. il existe une constante c telle que $f(x) \leq cg(x)$ pour tout $x \in \mathcal{R}$.

L'algorithme est le suivant :

1. Simuler indépendamment U selon une distribution Uniforme(0, 1) et X selon la loi G jusqu'à ce que

$$cU \leq \frac{f(X)}{g(X)}.$$

(on rejette tous les couples (U, X) qui ne satisfont pas cette exigence.

2. Lorsque le couple (U, X) est accepté, posons $V = X$.

Théorème. *La fonction de répartition F_V de V est F .*

Preuve. Premièrement, notons que pour tout nombre réel x ,

$$\begin{aligned} & P[X \leq x \text{ et } X \text{ n'est pas rejeté}] \\ = & P\left[X \leq x \text{ et } cU \leq \frac{f(X)}{g(X)}\right] \\ = & \int_{-\infty}^x P\left[cU \leq \frac{f(x)}{g(x)}\right] g(x) dx \\ = & \int_{-\infty}^x \left(\frac{f(x)}{cg(x)}\right) g(x) dx \\ = & \frac{1}{c} \int_{-\infty}^x f(x) dx = \frac{1}{c} F(x). \end{aligned}$$

En laissant tendre x vers l'infini, nous obtenons

$$\begin{aligned} & P[X \text{ n'est pas rejeté}] \\ &= \lim_{x \rightarrow \infty} P[X \leq x \text{ et } X \text{ n'est pas rejeté}] \\ &= \lim_{x \rightarrow \infty} \frac{1}{c} F(x) \\ &= \frac{1}{c}. \end{aligned}$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}P[V \leq v] &= P[X \leq v | X \text{ est accepté}] \\&= \frac{P[X \leq v \text{ et } X \text{ est accepté}]}{P[X \text{ est accepté}]} \\&= \frac{\frac{1}{c} F(v)}{\frac{1}{c}} \\&= F(v). \quad \square\end{aligned}$$

Remarque. Il faudra choisir G de sorte que c soit le plus près de 1 possible afin de limiter les rejets. Rappelons que $P[X \text{ est accepté}] = c^{-1}$.

Supposons que nous voulons simuler une variable aléatoire discrète prenant les valeurs $\{x_1, x_2, \dots, x_n, \dots\}$ avec les probabilités $\{p_1, p_2, \dots, p_n, \dots\}$ respectivement. Notons que

$$\sum_{i=1}^{\infty} p_i = 1.$$

Si U est de loi uniforme(0, 1) alors

$$V = \sum_{n=1}^{\infty} x_n \mathbf{1}_{\sum_{i=1}^{n-1} p_i < U \leq \sum_{i=1}^n p_i}$$

est la variable discrète que nous désirons simuler. Notons que la fonction indicatrice $\mathbf{1}_{a < U \leq b}$ vaut 1 si $a < U \leq b$ et 0 sinon et la somme $\sum_{i=1}^0 p_n$ est posée égale à zéro.

Preuve.

$$\begin{aligned}P[V = x_n] &= P\left[\sum_{i=1}^{n-1} p_i < U \leq \sum_{i=1}^n p_i\right] \\&= F_U\left[\sum_{i=1}^n p_i\right] - F_U\left[\sum_{i=1}^{n-1} p_i\right] \\&= \sum_{i=1}^n p_i - \sum_{i=1}^{n-1} p_i \\&= p_n. \quad \square\end{aligned}$$

Transformation de v.a. uniformes

La méthode de composition

Supposons que la fonction de répartition $F : \mathfrak{R} \rightarrow [0, 1]$ puisse s'exprimer comme une combinaison linéaire de fonctions de répartition $F_i : \mathfrak{R} \rightarrow [0, 1]$, $i \in \{1, 2, \dots, k\}$ que l'on sait simuler, c'est-à-dire que

$$F(x) = \sum_{i=1}^k p_i F_i(x).$$

Notons qu'afin de préserver les propriétés de monotonie et de non-négativité de F et pour qu'elle soit bornée par 1, nous avons généralement $p_i > 0$ pour tout $i \in \{1, 2, \dots, k\}$ et $\sum_{i=1}^k p_i = 1$

Transformation de v.a. uniformes

La méthode de composition

Afin de simuler la variable aléatoire V de fonction de répartition F , il faut

1. simuler une variable aléatoire discrète X prenant la valeur i avec probabilité p_i , $i \in \{1, 2, \dots, k\}$
2. cette variable X détermine la distribution F_i à utiliser pour simuler une deuxième variable aléatoire V .

La fonction de répartition de la variable aléatoire V est F .

Preuve. Pour tout nombre réel v ,

$$\begin{aligned}F_V(v) &= \sum_{i=1}^k P[V \leq v | X = i] P[X = i] \\ &= \sum_{i=1}^k F_i(v) p_i. \quad \square\end{aligned}$$

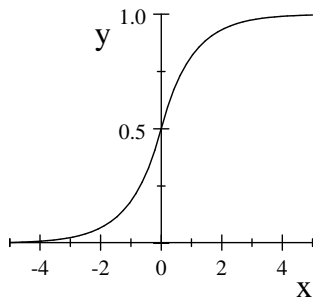
Cette technique est particulièrement utilisée lorsque \mathfrak{R} est partitionné en un ensemble d'intervalles I_1, \dots, I_k et F_i est la fonction de répartition induite par F dont le support est I_i .

Transformation de v.a. uniformes

La méthode de composition

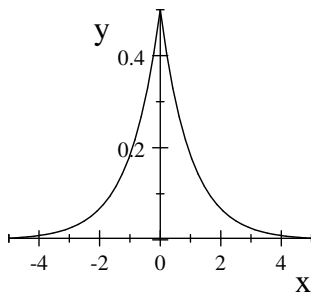
Exemple: la double exponentielle. La variable aléatoire V est de loi double exponentielle si sa fonction de répartition est

$$F_V(v) = \begin{cases} \frac{1}{2}e^{\frac{v}{\mu}} & \text{si } v < 0, \\ 1 - \frac{1}{2}e^{-\frac{v}{\mu}} & \text{si } v \geq 0. \end{cases}$$



Exemple (suite). Ceci implique que sa fonction de densité est

$$f_V(v) = \begin{cases} \frac{1}{2\mu} \exp\left(\frac{v}{\mu}\right) & \text{si } v < 0, \\ \frac{1}{2\mu} \exp\left(-\frac{v}{\mu}\right) & \text{si } v \geq 0. \end{cases}$$



Exemple (suite). Pour simuler une telle variable aléatoire,

1. on simule une variable aléatoire X qui prend les valeurs 1 ou 2 avec probabilité $1/2$.
2. si $X = 2$, on simule une variable V de loi exponentielle et si $X = 1$, on simule une variable V telle que $-V$ est de loi exponentielle.

Théorème. *Supposons que la fonction de répartition F admette une fonction de densité f . Posons*

$$A_f = \left\{ (v_1, v_2) \in \mathbb{R}^2 : 0 < v_1 < \sqrt{f\left(\frac{v_2}{v_1}\right)} \right\}.$$

De plus, si le vecteur aléatoire (V_1, V_2) est uniformément distribué sur l'ensemble A_f , alors la variable aléatoire $V = V_2/V_1$ a pour fonction de densité la fonction f (La preuve suit).

Transformation de v.a. uniformes

Ratio d'uniformes

Ce théorème est particulièrement utilisé lorsque A_f est inclus dans un interval compact $[0, a] \times [b_1, b_2]$.

L'algorithme est le suivant :

1. Simulons deux variables aléatoires indépendantes U_1 et U_2 de loi uniforme(0,1).
2. Posons

$$V_1 = aU_1 \text{ et } V_2 = b_1 + (b_2 - b_1) U_2$$

ce qui implique que V_1 est Uniforme(0, a) et V_2 est Uniforme(b_1, b_2). Si le couple $(V_1, V_2) \notin A_f$, il est rejeté et l'opération est reprise jusqu'à ce qu'un couple soit accepté.

3. Lorsque $(V_1, V_2) \in A_f$, nous posons

$$V = \frac{V_2}{V_1}.$$

Transformation de v.a. uniforme

Ratio d'uniformes

La fonction de répartition de V est F .

Preuve. Premièrement, en posant $v = v_2/v_1$
($v_2 = v_1 v$ et $dv_2 = v_1 dv$), il vient

$$A_f = \left\{ (v_1, v) \in \mathbb{R}^2 : 0 < v_1 < \sqrt{f(v)} \right\}.$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned} \text{Surface}(A_f) &= \int_{A_f} dv_1 dv_2 \\ &= \int_{A_f} v_1 dv_1 dv \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_0^{\sqrt{f(v)}} v_1 dv_1 \right) dv \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{f(v)}{2} dv = \frac{1}{2}. \end{aligned}$$

Preuve (suite). Puisque le vecteur aléatoire (V_1, V_2) est uniformément distribué sur l'ensemble A_f , alors sa fonction de densité jointe est

$$f_{V_1, V_2}(v_1, v_2) = \begin{cases} 2 & \text{si } (v_1, v_2) \in A_f \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Preuve (suite). Dans un premier temps, nous déterminerons la loi jointe du vecteur aléatoire (V_1, V) . Comme $V_2 = VV_1$, le jacobien de la transformation est

$$\left| \det \begin{pmatrix} \frac{\partial V_1}{\partial V_1} & \frac{\partial V_2}{\partial V_1} \\ \frac{\partial V_1}{\partial V} & \frac{\partial V_2}{\partial V} \end{pmatrix} \right| = \left| \det \begin{pmatrix} 1 & V \\ 0 & V_1 \end{pmatrix} \right| = V_1.$$

Par conséquent, la densité jointe est

$$\begin{aligned} & f_{V_1, V} (v_1^*, v^*) \\ = & v_1^* f_{V_1, V_2} (v_1^*, v^* v_1^*) \\ = & 2v_1^* \mathbf{1}_{0 < v_1^* < \sqrt{f(v^*)}}. \end{aligned}$$

Preuve (suite). Ainsi, pour tout nombre réel v ,

$$\begin{aligned}f_V(v) &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{V_1, V}(v_1^*, v) dv_1^* \\ &= \int_0^{\sqrt{f(v)}} 2v_1^* dv_1^* \\ &= f(v). \quad \square\end{aligned}$$

Soit U_1 et U_2 deux variables aléatoires indépendantes de loi uniforme(0,1). Posons

$$\begin{aligned}G_1 &= \sqrt{-2 \ln U_1} \cos(2\pi U_2), \\G_2 &= \sqrt{-2 \ln U_1} \sin(2\pi U_2).\end{aligned}$$

Les variables aléatoires G_1 et G_2 sont deux variables aléatoires indépendantes de loi normale centrée et réduite. Il est à remarquer que l'on génère deux variables à la fois. (Kloeden, Platen, Schurz, p.11)

La méthode
d'inversion

La méthode du
rejet

Les v. a. de
distributions
discrètes

La méthode de
composition

La méthode basée
sur un ratio
d'uniformes

La méthode de
Box-Muller pour la
distribution
gausienne

Annexe

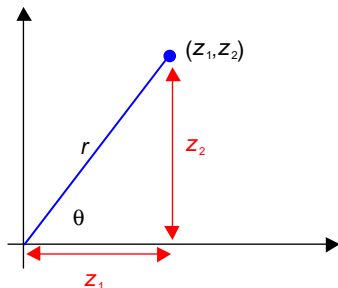
Transformation de v.a. uniformes

Box-Muller

Preuve. En exprimant le point (z_1, z_2) en coordonnée polaire, il vient

$$z_1 = r \cos \theta \text{ et } z_2 = r \sin \theta$$

où $r = \sqrt{z_1^2 + z_2^2}$ est la distance du vecteur (z_1, z_2) à l'origine et θ est l'angle entre le vecteur (z_1, z_2) et l'abscisse ($0 \leq \theta \leq 2\pi$).



Preuve (suite). Soit Z_1 et Z_2 deux variables aléatoires indépendantes de loi $N(0, 1)$, la fonction de densité jointe est

$$f_{Z_1, Z_2}(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{z_1^2 + z_2^2}{2}\right).$$

Nous cherchons la loi jointe de R et Θ sachant que

$$Z_1 = R \cos \Theta \text{ et } Z_2 = R \sin \Theta.$$

Le jacobien de la transformation est

$$\begin{aligned} \left| \det \begin{pmatrix} \frac{\partial Z_1}{\partial R} & \frac{\partial Z_2}{\partial R} \\ \frac{\partial Z_1}{\partial \Theta} & \frac{\partial Z_2}{\partial \Theta} \end{pmatrix} \right| &= \left| \det \begin{pmatrix} \cos \Theta & \sin \Theta \\ -R \sin \Theta & R \cos \Theta \end{pmatrix} \right| \\ &= R \cos^2 \Theta + R \sin^2 \Theta = R. \end{aligned}$$

La méthode
d'inversionLa méthode du
rejetLes v. a. de
distributions
discrètesLa méthode de
compositionLa méthode basée
sur un ratio
d'uniformesLa méthode de
Box-Muller pour la
distribution
gaussienne

Annexe

Preuve (suite). Par conséquent, la fonction de densité jointe de R et Θ est

$$\begin{aligned}f_{R,\Theta}(r, \theta) &= f_{Z_1, Z_2}(r \cos \theta, r \sin \theta) r \\&= \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{(r \cos \theta)^2 + (r \sin \theta)^2}{2}\right) r \\&= \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right) r\end{aligned}$$

si $r \geq 0$ et $0 \leq \theta < 2\pi$ et 0 sinon.

Preuve (suite). D'autre part, si on pose

$$f_{\Theta}(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} & \text{si } 0 \leq \theta < 2\pi \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

et

$$f_R(r) = \begin{cases} r \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right) & \text{si } r \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

alors $f_{R,\Theta}(r, \theta)$ s'exprime comme le produit de deux fonctions de densité

$$f_{R,\Theta}(r, \theta) = f_{\Theta}(\theta) f_R(r)$$

ce qui implique que Θ et R sont indépendantes.

La méthode
d'inversion

La méthode du
rejet

Les v. a. de
distributions
discrètes

La méthode de
composition

La méthode basée
sur un ratio
d'uniformes

La méthode de
Box-Muller pour la
distribution
gausienne

Annexe

Preuve (suite).

De plus, comme $f_{\Theta}(\theta)$ est la fonction de densité d'une distribution uniforme $(0, 2\pi)$, alors

$$\Theta = 2\pi U_2$$

où U_2 est de loi uniforme $(0, 1)$ et l'égalité est en distribution.

Preuve (suite). Finalement, puisque $R = \sqrt{Z_1^2 + Z_2^2}$, la variable aléatoire

$$U_1 = \exp\left(-\frac{R^2}{2}\right) = \exp\left(-\frac{Z_1^2 + Z_2^2}{2}\right)$$

est de loi uniforme(0,1) puisque (1) $0 \leq U_1 \leq 1$ et ...

(2) nous avons pour tout $0 \leq u \leq 1$,

$$\begin{aligned} & F_{U_1}(u) \\ &= P \left[\exp \left(-\frac{Z_1^2 + Z_2^2}{2} \right) \leq u \right] \\ &= P \left[Z_1^2 + Z_2^2 \geq -2 \ln u \right] \\ &= \int_{-2 \ln u}^{\infty} \frac{1}{2} \exp \left(-\frac{x}{2} \right) dx \text{ puisque la loi de } Z_1^2 + Z_2^2 \text{ est } \chi_2^2 \\ &= u \end{aligned}$$

Ainsi, $R = \sqrt{-2 \ln(U_1)}$.

Preuve (suite). En conclusion,

$$G_1 = R \cos \Theta$$

$$G_2 = R \sin \Theta$$

$$G_1 = \sqrt{-2 \ln U_1} \cos 2\pi U_2 \quad G_2 = \sqrt{-2 \ln U_1} \sin 2\pi U_2$$

où les deux dernières égalités sont des égalités en loi et U_1 et U_2 deux variables aléatoires indépendantes de loi uniforme(0,1). \square

Transformation d'une variable aléatoire

Calcul de la fonction de densité

Théorème. Soit X une variable aléatoire, f_X sa fonction de densité et F_X sa fonction de répartition. Posons

$Y = g^{-1}(X)$ où g est une fonction croissante différentiable et inversible. Alors la fonction de densité de Y est $f_Y(y) = f_X(g(y)) g'(y)$ où $g'(y) = \frac{dg}{dy}(y)$.

Preuve. La fonction de répartition de Y est

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P[Y \leq y] \\ &= P[g^{-1}(X) \leq y] \\ &= P[X \leq g(y)] \text{ car } g \text{ est croissante} \\ &= F_X(g(y)). \end{aligned}$$

La fonction de densité est

$$f_Y(y) = \frac{d}{dy} F_Y(y) = \frac{d}{dy} F_X(g(y)) = f_X(g(y)) \frac{dg}{dy}(y). \quad \square$$